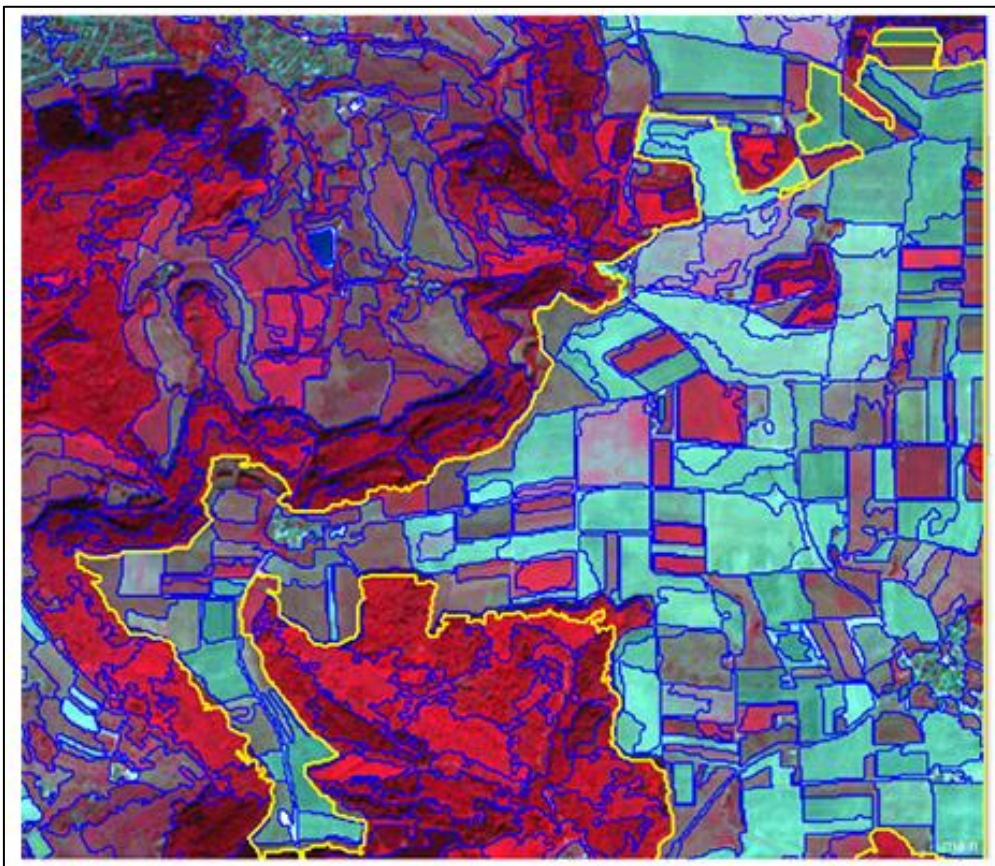




**Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο**  
**Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών -**  
**Μηχανικών Γεωπληροφορικής**  
Τομέας Τοπογραφίας  
Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης

«ΑΥΤΟΜΑΤΗ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΚΤΗΡΙΩΝ ΣΕ ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΕΣ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΕΙΣ ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΗΣ ΔΙΑΚΡΙΤΙΚΗΣ ΙΚΑΝΟΤΗΤΑΣ ΜΕ ΟΛΟΚΛΗΡΩΣΗ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟΣΤΡΕΦΟΥΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΒΑΘΕΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ. ΜΕΛΕΤΗ ΣΤΟΝ ΑΣΤΙΚΟ ΙΣΤΟ ΤΗΣ ΝΗΣΟΥ ΡΟΔΟΥ»



ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Νικολαΐδης Γεώργιος

---

Αθήνα, Οκτώβριος 2022





**Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο**  
**Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών -**  
**Μηχανικών Γεωπληροφορικής**  
Τομέας Τοπογραφίας  
Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης

«ΑΥΤΟΜΑΤΗ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΚΤΗΡΙΩΝ ΣΕ ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΕΣ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΕΙΣ ΠΟΛΥ  
ΥΨΗΛΗΣ ΔΙΑΚΡΙΤΙΚΗΣ ΙΚΑΝΟΤΗΤΑΣ ΜΕ ΟΛΟΚΛΗΡΩΣΗ  
ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟΣΤΡΕΦΟΥΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΒΑΘΕΙΑΣ  
ΜΑΘΗΣΗΣ. ΜΕΛΕΤΗ ΣΤΟΝ ΑΣΤΙΚΟ ΙΣΤΟ ΤΗΣ ΝΗΣΟΥ ΡΟΔΟΥ»

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Νικολαΐδης Γεώργιος

Επιβλέπουσα Καθηγήτρια: Καραθανάση Βασιλεία

Καθηγήτρια Τομέα Τοπογραφίας Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 21η Οκτωβρίου 2022

.....  
.....  
Β. Καραθανάση  
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π

.....  
.....  
Κ. Καραντζαλος  
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....  
.....  
Π. Κολοκούσης  
Ε.Δι.Π. Ε.Μ.Π.

---

Αθήνα, Οκτώβριος 2022

Νικολαΐδης Γεώργιος

Διπλωματούχος Αγρονόμος και Τοπογράφος Μηχανικός Ε.Μ.Π.

---

Copyright © Νικολαΐδης Γεώργιος, 2022

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.



## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η ταξινόμηση των κτηρίων είναι μια σημαντική διαδικασία στα συστήματα υποστήριξης δομικών έργων, στη θέσπιση χωροταξικών πλάνων, στη δημιουργία και διατήρηση σύγχρονου κτηματολογίου και στον σύγχρονο πολεοδομικό σχεδιασμό. Έχουν αναπτυχθεί πολλές μέθοδοι έως σήμερα για την αυτόματη ανίχνευση των περιγραμμάτων των κτηρίων με χρήση Τηλεπισκόπησης. Σκοπός αυτής της εργασίας είναι η βελτίωση της ανίχνευσης και εξαγωγής των σχημάτων και περιγραμμάτων των κτηρίων με σύγχρονη αξιοποίηση του σχήματος, καθώς και των φυσικών και φασματικών ιδιοτήτων των δομικών υλικών τους. Για την επίτευξή του εντοπισμού κτηρίων χρησιμοποιήθηκαν δορυφορικές απεικονίσεις πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης, πολυφασματικών δεδομένων της νήσου Ρόδου. Εκτελέστηκαν αρχικά μέθοδοι αντικειμενοστραφούς ανάλυσης και στη συνέχεια επί των εξαχθέντων αντικειμένων, ιεραρχική ταξινόμηση με κανόνες ασαφούς λογικής, μέθοδοι κλασσικής ταξινόμησης, αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης καθώς και συνδυασμός αυτών για την επίτευξη του αντικειμενικού σκοπού της μελέτης. Η μηχανική μάθηση μας παρέχει το πλεονέκτημα της ικανότητας χειρισμού μεγάλου αριθμού μεταβλητών εισόδου και φασματικών δεδομένων τα οποία συνήθως δεν μπορούν να χειριστούν με τις συνήθεις παραμετρικές στατιστικές μεθόδους. Χρησιμοποιήθηκε ο εποπτευόμενος αλγόριθμος ταξινόμησης με βάση τις εξής μεθόδους μηχανικής μάθησης, δέντρο απόφασης Decision Tree, μέθοδος Random trees (Random Forest), αλγόριθμος Bayes, αλγόριθμος KNN (k Nearest Neighbor) και Τεχνική SVM (Support Vector Machine). Εκτελέστηκαν, επίσης, αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης – Deep Learning, όπως η δημιουργία συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (CNN), η εκπαίδευση του και η εφαρμογή του σε επίπεδο εικονοστοιχείου, καθώς και σε συνδυασμό με κανόνες ασαφούς λογικής σε αντικείμενα που προέκυψαν από την αντικειμενοστρεφή ανάλυση εικόνας – Object Oriented Image Analysis (OBIA) για την εξαγωγή του καλύτερου αποτελέσματος. Η εφαρμογή των πειραματικών δοκιμών πραγματοποιήθηκε μέσω του λογισμικού eCognition, ενώ εφαρμόστηκαν μέθοδοι αξιολόγησης της απόδοσης και ευστάθειας των ταξινομήσεων με τη δημιουργία πίνακα σύγχυσης και δεικτών αξιολόγησης της σταθερότητας της ταξινόμησης. Η αντικειμενοστρεφής ανάλυση των εικόνων είναι μια πολλά υποσχόμενη μέθοδος όσον αφορά την ανίχνευση των κτηρίων στις διάφορες απεικονίσεις. Η μέθοδος βαθιάς μηχανικής μάθησης όταν συνδυάστηκε με κανόνες ασαφούς λογικής και προσαρμόστηκαν τα αποτελέσματα της πάνω σε αντικείμενα είχε την βέλτιστη ακρίβεια, με δεύτερη τη μέθοδο που προέκυψε από τον αλγόριθμο Random Forest σε συνδυασμό με την αντικειμενοστραφή ανάλυση. Στην εργασία αυτή διερευνήθηκε επίσης η δυνατότητα εφαρμογής των μεθόδων ταξινόμησης που αναπτύχθηκαν και σε άλλες τηλεπισκοπικές απεικονίσεις, αντίστοιχης χωρικής διακριτικής ικανότητας. Τα αποτελέσματα είναι ελπιδοφόρα και με τις κατάλληλες τροποποιήσεις η προτεινόμενη βέλτιστη μεθοδολογία μπορεί ευρέως να χρησιμοποιηθεί. Όμως, η παρούσα εργασία καταδεικνύει επίσης πως η αυτόματη ανίχνευση των περιγραμμάτων των κτηρίων σε περιριαστικό χώρο συναντά κάποιους περιορισμούς και κρίνεται απαραίτητη η εισαγωγή κάποιων πρόσθετων δεδομένων, όπως π.χ. Ψηφιακά Μοντέλα Εδάφους ή δεδομένα LiDAR από εναέρια μέσα.

## ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ

Αυτόματη εξαγωγή κτηρίων, τηλεπισκόπηση, Βαθιά μάθηση, CNN, U-Net, σημασιολογική κατάτμηση, κατάτμηση πολλαπλής ανάλυσης, αντικειμενοστρεφής ανάλυση εικόνας, αδιαπέρατες επιφάνειες, eCognition, ασαφής λογική, βάση γνώσης, LiDAR, WorldView2, OBIA, ψηφιακό μοντέλο εδάφους, ταξινόμηση, machine learning, Random forest, Support vector machine.

## ABSTRACT

Classification of buildings is an important process in structural support systems, in the introduction of spatial plans, in the creation and preservation of a modern land registry and in modern urban planning. Many methods have been developed till nowadays to automatically detect the outlines of the buildings using remote sensing. The purpose of this work is to improve the detection and extraction of the shapes and outlines of buildings with the use of the shape, as well as the natural and spectral properties of the building materials. For this purpose, satellite multispectral imagery for the island of Rhodes with very high spatial analysis, was used. Initially, object oriented analysis was performed. On the extracted objects, hierarchical classification with fuzzy logic rules, classical classification methods, machine learning algorithms and a combination of them were also implemented in order to improve the accuracy of the results. Machine learning methods provide us the advantage of handling a large number of input variables that the usual parametric statistical methods cannot handle. We used the supervised classification algorithm based on the following machine learning methods, Decision Tree, Random Trees (Random Forest) method, Bayes algorithm, kNN (k Nearest Neighbor) algorithm and SVM (Support Vector Machine) algorithm. Furthermore, we applied deep learning algorithms including the creation of a convolutional neuronal network (CNN), its training and its implementation a) on pixel-based data, b) in combination with the rules that were used in the object oriented image analysis (OBIA). The implementation of the experiments was carried out through the ecognition software, while methods for evaluating the performance and stability of the classifications were applied by creating a confusion matrix and evaluation indicators of classification stability. Object oriented analysis is a very promising method for detecting buildings in remote sensing imagery. The combination of CNN model with OBIA outperformed, while the second higher performance was yielded by the combination of Random Forest and OBIA. In this study, we also explored the possibility of applying the developed classification models on other remote sensing images. The results are promising and with appropriate modifications the developed methodology can be widely used. However, this work shows that automatic detection of buildings in urban and suburban areas encounters some restrictions and it is necessary to introduce some additional data, such as digital terrain models or Lidar data from aerial means.

## KEY WORDS

Automatic Building Extraction, Remote Sensing, Deep Learning, CNN, U-Net, semantic segmentation, Multiresolution segmentation, object-based image analysis, impervious areas, eCognition, fuzzy logic, knowledge base, LiDAR, WorldView2, OBIA, digital terrain model, classification, machine learning, Random forest, Support vector machine.

## ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Με την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας περατώνεται η φοίτηση μου στη σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών – Μηχανικών Γεωπληροφορικής του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, στα πλαίσια της ακαδημαϊκής εκπαίδευσης η οποία απαιτείται για την απόκτηση ανεκτίμητων γνώσεων και δεξιοτήτων από εξειδικευμένους ανθρώπους του επιστημονικού χώρου.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την επιβλέπουσα καθηγήτρια για την ανάθεση της διπλωματικής εργασίας, την κυρία Καραθανάση Βασιλεία, του Εργαστηρίου Τηλεπισκόπησης του Τομέα Τοπογραφίας, όπου με τις οδηγίες της, τις συμβουλές, τις υποδείξεις και την αρωγή της, επιχειρήθηκε να παραχθεί ένα αποτέλεσμα ικανού ερευνητικού ενδιαφέροντος, έχοντας ως σκοπό τη διερεύνηση σχετικά με την ανίχνευση και την εξαγωγή των κτηρίων με την ανάπτυξη σχετικής βάσης γνώσης χρησιμοποιώντας την μέθοδο της αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης εικόνας (OBIA) σε δορυφορικές εικόνες πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης, σε συνδυασμό με αλγορίθμους μηχανικής και βαθιάς μάθησης για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων και την αυτοματοποίηση της διαδικασίας.

Ευχαριστίες θέλω να δώσω και στον αναπληρωτή καθηγητή κύριο Καράτζαλο Κωνσταντίνο, όπου με την συμβολή του στα μαθήματα του τομέα Τοπογραφίας, κατά τη διάρκεια των σπουδών μου, αποκτήθηκαν οι απαραίτητες γνώσεις ώστε να φέρω εις πέρας το ζήτημα το οποίο πραγματεύεται η παρούσα διπλωματική εργασία.

Ευχαριστώ, επίσης, τα μέλη του Εργαστηρίου Τηλεπισκόπησης και ιδιαίτερα τον Δρ. Κολοκούση Πολυχρόνη για την πολύτιμη και συνεχή υποστήριξη, τις γνωστικές βάσεις που μου προσέφερε, την αμέριστη καθοδήγηση και συμπαράσταση, όποτε χρειάστηκε σε όποια προβλήματα προέκυπταν, για την παροχή του απαραίτητου ακαδημαϊκού υλικού και για την γενικότερη διάθεση συνεργασίας.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω το Γενικό Επιτελείο Στρατού και τη Γεωγραφική Υπηρεσία Στρατού, οι οποίοι μου έδωσαν την ευκαιρία να φοιτήσω στα έδρανα ενός μεγάλου και ιστορικού πανεπιστημιακού ιδρύματος της Ελλάδας και παρείχαν την ηθική, αλλά και υλική στήριξη, ώστε να αποκτήσω νέες και σημαντικές γνώσεις, οι οποίες θα χρησιμοποιηθούν με γνώμονα την επιστημονική κατάρτιση και προσφορά στις Ένοπλες Δυνάμεις και στην κοινωνία γενικότερα.

Τέλος, οφείλω ένα μεγάλο ευχαριστώ στην οικογένεια μου και στους φίλους μου, οι οποίοι με στήριξαν σε όλα τα βήματα της ζωής μου, στο μέγιστο βαθμό, συνεχώς, ήταν δίπλα μου και με ενθάρρυναν σε όλες τις επιλογές μου.



## Περιεχόμενα

ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	6
ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ.....	6
ABSTRACT.....	7
KEY WORDS.....	7
ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ.....	8
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΩΝ.....	12
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ.....	14
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ.....	17
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ.....	19
<b>1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....</b>	<b>20</b>
1.1 Αντικείμενο και Στόχοι της μελέτης.....	20
1.2 Η αναγκαιότητα του αυτόματου εντοπισμού κτηρίων.....	21
1.2.1 Προκλήσεις.....	21
1.3 Σκοπιμότητα και Συνεισφορά της Εργασίας.....	22
1.4 Δομή Εργασίας.....	23
<b>2 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ.....</b>	<b>24</b>
2.1 Τηλεπισκόπηση.....	24
2.1.1 Τηλεπισκοπικοί αισθητήρες.....	26
2.1.2 Ανακλαστικότητα επιφανειών.....	28
2.1.3 Ανάλυση δορυφορικών εικόνων.....	30
2.1.3.1 RGB εικόνες.....	32
2.1.3.2 Multispectral εικόνες.....	33
2.1.4 Ταξινόμηση εικόνων.....	34
2.1.4.1 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων.....	37
2.1.4.1.1 Μέθοδοι μέτρησης απόδοσης Overall Accuracy, Precision, Recall & F1 Score.....	38
2.2 Αντικειμενοστρεφής Ανάλυση.....	40
2.2.1 Κύριες αρχές αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης.....	40
2.2.2 Αλγόριθμος πολλαπλής κατάτμησης εικόνας.....	42
2.2.2.1 Εισαγωγή στον αλγόριθμο πολλαπλής κατάτμησης.....	42
2.2.2.2 Ιεραρχία των αντικειμένων της εικόνας.....	43
2.2.3 Βασικές αρχές πολυεπίπεδης κατάτμησης.....	44
2.3 Μηχανική Μάθηση.....	46
2.3.1 Δέντρο απόφασης Decision tree.....	47
2.3.2 Η μέθοδος Random forest.....	47
2.3.3 Ο αλγόριθμος Bayes.....	48
2.3.4 Ο αλγόριθμος k NN.....	48
2.3.5 Η τεχνική Support Vector Machine.....	48
2.4 Βαθιά Μάθηση.....	49
2.4.1 Η διαφορά μεταξύ τεχνητής, νοημοσύνης, μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης.....	49

2.4.2	Συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα.....	50
2.5	Λογισμικό <i>Ecognition</i> .....	54
2.5.1	Η έκδοση 9.0.1.....	55
2.5.2	Η έκδοση 10.2.1.....	57
<b>3</b>	<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ.....</b>	<b>58</b>
<b>4</b>	<b>ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ - ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΟΥ ΜΕΡΟΥΣ.....</b>	<b>60</b>
4.1	Ο Δορυφόρος <i>World View-2</i> .....	60
4.1.1	Γενικά στοιχεία.....	60
4.1.2	Τεχνικά χαρακτηριστικά.....	60
4.1.2.1	Επικοινωνία.....	60
4.1.2.2	Δυνατότητες απεικονίσεων-Δέκτες.....	60
4.1.2.3	Πλάτος λωρίδας σάρωσης και εμβαδά.....	60
4.1.2.4	Χαρακτηριστικά τροχιάς.....	61
4.1.2.5	Δορυφορική πλατφόρμα.....	61
4.2	Περιοχή Μελέτης.....	62
4.2.1	Δορυφορικές εικόνες <i>World View-2</i> .....	64
4.2.2	Προεπεξεργασίες και μεθοδολογικά βήματα.....	64
4.3	Φωτοερμηνεία της Περιοχής.....	66
4.3.1	Η βλάστηση.....	67
4.3.2	Οι κτηριακές υποδομές.....	69
4.3.3	Οι άγονες εδαφικές εκτάσεις.....	72
4.3.4	Το οδικό δίκτυο.....	73
4.3.5	Τα υδάτινα σώματα.....	74
4.3.6	Οι σκιάσεις.....	75
4.4	Εκτέλεση Αντικειμενοστρεφούς Ανάλυσης Εικόνας.....	76
4.4.1	Εκτέλεση κατάτμησης πολλαπλής ανάλυσης.....	76
4.5	Αντικειμενοστρεφής ταξινόμηση Εγγύτερου Γείτονα.....	80
4.5.1	Αξιολόγηση αποτελεσμάτων.....	82
4.6	Αντικειμενοστρεφής Ιεραρχική ταξινόμηση με Κανόνες Ασαφούς Λογικής.....	83
4.6.1	Ταξινόμηση 1 <sup>ου</sup> επιπέδου.....	84
4.6.1.1	Κατηγορία πιθανώς βλάστηση – <i>Vegetation like</i> .....	84
4.6.1.2	Κατηγορία νερό – <i>Water</i> .....	85
4.6.1.3	Κατηγορία πιθανώς δρόμοι – <i>road like</i> .....	85
4.6.1.4	Κατηγορία πιθανώς αδιαπέρατα υλικά – <i>Impervious like</i> .....	87
4.6.2	Ταξινόμηση ενδιάμεσων επιπέδων.....	87
4.6.2.1	Ταξινόμηση 2 <sup>ου</sup> επιπέδου.....	87
4.6.2.1.1	Κατηγορία σκιασμένα αδιαπέρατα- <i>Shaded impervious</i> .....	88
4.6.2.1.2	Κατηγορία αδιαπέρατα - <i>Impervious</i> .....	88
4.6.2.1.3	Κατηγορία σκιασμένη βλάστηση – <i>Shaded vegetation</i> .....	88
4.6.2.1.4	Κατηγορία βλάστηση – <i>Vegetation</i> .....	88
4.6.2.1.5	Κατηγορία πισίνες – <i>Pools</i> .....	88
4.6.2.1.6	Κατηγορία πιθανώς δρόμοι – <i>Road like</i> .....	89
4.6.2.2	Ταξινόμηση 3 <sup>ου</sup> επιπέδου.....	90
4.6.2.2.1	Κατηγορία ανοιχτόχρωμο σκυρόδεμα – <i>bright concrete</i> .....	90
4.6.2.2.2	Κατηγορία σκούρο σκυρόδεμα – <i>dark concrete</i> .....	90
4.6.2.2.3	Κατηγορία πιθανώς κεραμικά – γαίες <i>ceramic soil like</i> .....	91
4.6.2.2.4	Κατηγορία πιθανώς δρόμοι – <i>Road like</i> .....	91
4.6.3	Ταξινόμηση 4 <sup>ου</sup> επιπέδου.....	91
4.6.3.1	Κατηγορία κτήρια ανοιχτόχρωμου σκυροδέματος – <i>bright concrete building</i> .....	91

ΕΜΠ/ΣΑΤΜ	Διπλωματική Εργασία
4.6.3.2	Κατηγορία κτήρια σκούρου σκυροδέματος – dark concrete building..... 92
4.6.3.3	Κατηγορία κτήρια με κεραμοσκεπή – tiled building..... 93
4.6.3.4	Κατηγορία υπόλοιπα αδιαπέρατα όχι κτήρια – rest impervious not building..... 93
4.6.4	Αξιολόγηση αποτελεσμάτων..... 98
4.7	Αντικειμενοστρεφής Ταξινόμηση με Αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης..... 99
4.7.1	Ο αλγόριθμος Bayes..... 99
4.7.2	Ο αλγόριθμος k NN..... 100
4.7.3	Ο αλγόριθμος SVM..... 101
4.7.4	Ο αλγόριθμος Decision tree..... 101
4.7.5	Ο αλγόριθμος Random Trees..... 102
4.8	Συνδυασμός Ιεραρχικής Ταξινόμησης με Αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης..... 104
4.9	Σύγκριση αποτελεσμάτων..... 106
4.10	Ταξινόμηση με Αλγορίθμους Βαθιάς Μάθησης..... 112
4.10.1	Εισαγωγή..... 112
4.10.2	Δημιουργία δειγμάτων εκπαίδευσης..... 113
4.10.3	Δημιουργία και εκπαίδευση CNN..... 117
4.10.4	Εφαρμογή CNN συνδυαστικά με ΟΒΙΑ..... 118
4.10.4.1	Ανακατασκευή σχημάτων - Refinement..... 123
4.10.5	Αξιολόγηση αποτελεσμάτων..... 123
4.11	Επιαναξιολόγηση μεθόδων σε δορυφορική εικόνα WV-2 άλλης περιοχής..... 128
4.11.1	Φωτοερμηνεία εικόνας..... 129
4.11.2	Αντικειμενοστρεφής ιεραρχική ταξινόμηση με κανόνες ασαφούς λογικής..... 129
4.11.3	Αντικειμενοστρεφής ταξινόμηση με αλγόριθμο random trees βελτιωμένο με κανόνες ασαφούς λογικής..... 131
4.11.4	Ταξινόμηση με μοντέλο CNN..... 133
4.11.5	Ταξινόμηση με μοντέλο CNN βελτιωμένο με ΟΒΙΑ..... 135
<b>5</b>	<b>ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ..... 139</b>
<b>6</b>	<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ..... 141</b>
6.1	Βιβλία..... 141
6.2	Επιστημονικά Άρθρα – Δημοσιεύσεις..... 141
6.2.1	Ελληνική βιβλιογραφία..... 141
6.2.2	Ξένη βιβλιογραφία..... 141
6.3	Αναζήτηση στο Διαδίκτυο..... 144
6.4	Άλλες Πηγές..... 144

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΩΝ

AI	Artificial Intelligence
BPA	Business Process Automation
CMYK	Cyan, Magenta, Yellow, and Key (black)
CNN	Convolutional Neural Network
DEM	Digital Elevation Model
DSM	Digital Surface Model
DTM	Digital Terrain Model
FN	False Negative
FP	False Positive
GEOBIA	Geographic Object-Based Image Analysis
GI	Geographical Information
GIS	Geographical Information Systems
GPU	Graphics Processing Unit
HSV	Hue, Saturation, and Value
IR	InfraRed
KIA	Kappa Index of Agreement
k-NN	k- Nearest Neighbor
LCC	Land Cover Classification
LiDAR	Light Detection and Ranging
MIR	Mid InfraRed
ML	Machine Learning
MS	Multi Spectral
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NDWI	Normalized Difference Water Index
NIR	Near InfraRed
OBIA	Object Oriented Image Analysis
PAN	Panchromatic
RGB	Red Green Blue
SVM	Support Vector Machine
TIFF	Tagged Image File Format
TIR	Thermal InfraRed
TN	True Negative

ΕΜΠ/ΣΑΤΜ	
TP	True Positive
TPI	Topographic Position Index
TTA	Test and Training Area
TWI	Topographic Wetness Index
UAV	Unmanned Aerial Vehicle
UHF	Ultra High Resolution
VHF	Very High Resolution
WV 2	WorldView-2

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Εικόνα 1 Καοππρική και διάχυτη ανάκλαση Πηγή: seos-project.eu, 2018.....	28
Εικόνα 2 Τυπικές Καμπύλες φασματικής ανακλαστικότητας για βλάστηση, νερό και έδαφος Πηγή: Siegmund, Menz, 2005.....	29
Εικόνα 3 Πολυφασματική εικόνα η οποία αποτελείται από πέντε κανάλια Πηγή: middletonspectral.com, 2018.....	33
Εικόνα 4 Ο πίνακας σύγκρισης για ένα πρόβλημα ταξινόμησης δύο θεματικών κατηγοριών Πηγή: medium.com, 2019.....	38
Εικόνα 5 Ο πίνακας σύγκρισης για ένα πρόβλημα ταξινόμησης πολλών θεματικών κατηγοριών Πηγή: towardsdatascience.com, 2020.....	39
Εικόνα 6 Η ανάλυση εικόνας βάσει αντικειμένων (OBIA) είναι μια διαδικασία η οποία ομαδοποιεί παρόμοια εικονοστοιχεία σε αντικείμενα Πηγή: gisgeography.com, 2020.....	41
Εικόνα 7 Παράδειγμα ασαφούς λογικής Πηγή: javatpoint.com, 2019.....	42
Εικόνα 8 Ιεραρχία αντικειμένων σύμφωνα με την έννοια της πολυεπίπεδης κατάτμησης Πηγή: Steinwendner, 200.....	44
Εικόνα 9 Παράδειγμα υπερβολικής τμηματοποίησης ή υποτμηματοποίησης των εικόνων μετά από εκτέλεση κατάτμησης.....	45
Εικόνα 10 Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα πέρα από την ικανότητά τους να επεξεργάζονται δεδομένα σε μορφή εικόνων έχουν την βασική ιδιότητα να μειώνουν τον όγκο της εικόνας διατηρώντας την καίρια πληροφορία ζωντανή, ενώ ταυτόχρονα αυτή αποτελείται από παραγόμενα χαρακτηριστικά (features) Πηγή: towardsdatascience.com, 2018.....	50
Εικόνα 11 Μια ακολουθία CNN για την ταξινόμηση χειρόγραφων ψηφίων Πηγή: Πηγή: towardsdatascience.com, 2018.....	51
Εικόνα 12 Εικόνα 6 Εισαγωγή εικόνων 4x4x3 RGB Πηγή: Πηγή: towardsdatascience.com, 2018.....	51
Εικόνα 13 Συνέλιξη μιας εικόνας 5x5x1 με έναν kernel 3x3x1 για να λάβουμε ένα αποτέλεσμα συνέλιξης 3x3x1 Πηγή: towardsdatascience.com, 2018.....	52
Εικόνα 14 Λειτουργία συνέλιξης σε έναν πίνακα εικόνας MxNx3 με πυρήνα 3x3x3 Πηγή: Πηγή: towardsdatascience.com, 2018.....	52
Εικόνα 15 Λειτουργία συνέλιξης με μήκος διασκελισμού = 2 Πηγή: Πηγή: towardsdatascience.com, 2018.....	53
Εικόνα 16 Η περιοχή μελέτης σε δορυφορική εικόνα World View – 2 και σε εμπορικό χάρτη Πηγή: el.wikipedia.org, 2022.....	62
Εικόνα 17 Άποψη της πόλης της Ρόδου από ψηλά Πηγή: el.wikipedia.org, 2022.....	63
Εικόνα 18 Η συλλογή χαρτών 1:50000 Γενικής Χρήσης της ΓΥΣ, οι οποίοι καλύπτουν τη νήσο Ρόδο Πηγή: Γεωγραφική Υπηρεσία Στρατού, 2022.....	63
Εικόνα 19 Ο πολεοδομικός σχεδιασμός του αστικού κέντρου της νήσου Ρόδου Πηγή: Δ/νση Πολεοδομικού Σχεδιασμού Δήμου Ρόδου, 2020.....	64
Εικόνα 20 Η δορυφορική εικόνα WorldView-2 με ημερομηνία λήψης 23 Απριλίου 2013 στο ορατό φάσμα και σε ψευδεγχρωματικό σύνθετο NIR-Red-Green.....	65
Εικόνα 21 Η δορυφορική εικόνα WorldView-2 με ημερομηνία λήψης 23 Απριλίου 2011 στο ορατό φάσμα και σε ψευδεγχρωματικό σύνθετο NIR-Red-Green.....	65
Εικόνα 22: Η Πρωτεύουσα της Νήσου Ρόδου και η Περιοχή Μελέτης στην Δορυφορική Εικόνα εργασίας Πηγή: Google Maps, 2022.....	66
Εικόνα 23 Ταυτόχρονη παρατήρηση της εικόνας στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green στο λογισμικό Esognition.....	67
Εικόνα 24 Ταυτόχρονες παρατηρήσεις της εικόνας στο ορατό φάσμα και ενίσχυσης της εικόνας με το χαρακτηριστικό της τυπικής απόκλισης στο κανάλι NIR.....	67
Εικόνα 25 Δείγματα δενδρικής βλάστησης στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green.....	68
Εικόνα 26 Ανίχνευση χαμηλής βλάστησης και γρασιδιού σε αθλητικές εγκαταστάσεις στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green.....	69

Εικόνα 27 Δείγματα καφέ (επάνω) και κόκκινου (κάτω) κεραμοσκεπούς κτηρίου στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green.....	70
Εικόνα 28 Δείγματα κτηρίων από σκούρο σκυρόδεμα ή με μονωτικό υλικό και από ανοιχτόχρωμο σκυρόδεμα στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green.....	70
Εικόνα 29 Δείγματα τμημάτων κάστρων από τη φωτοερμηνεία της περιοχής μελέτης στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green .....	71
Εικόνα 30 Ανίχνευση γηπέδων τένις ως αντικείμενα αστικού χώρου στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green .....	71
Εικόνα 31 Αντιπροσωπευτικό δείγμα κτηρίων ιδιαίτερης αρχιτεκτονικής, χωροταξίας και φασματικών υπογραφών στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green .....	72
Εικόνα 32 Παραδείγματα άγονης γης στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green.....	72
Εικόνα 33 Δείγματα του αστικού οδικού δικτύου της περιοχής μελέτης στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green .....	73
Εικόνα 34 Δείγματα χωματόδρομου στην περιοχή μελέτης στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green.....	73
Εικόνα 35 Παράδειγμα υδάτινων σωμάτων στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green.....	74
Εικόνα 36 Παράδειγμα πισίνας από κολυμβητήριο στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green.....	74
Εικόνα 37 Παράδειγμα σκιάσεων στην περιοχή μελέτης στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green.....	75
Εικόνα 38 Η καρτέλα Edit Process με την επιλογή των παραμέτρων της κατάτμησης πολλαπλής εικόνας για το επίπεδο εξαγωγής μεγάλων αντικειμένων .....	77
Εικόνα 39 Το αποτέλεσμα της βέλτιστης κατάτμησης για τα μεγάλα αντικείμενα με παράμετρο κλίμακας 80, κρήριο σχήματος 0.3 και συμπαγούς του σχήματος 0.8.....	77
Εικόνα 40 Η καρτέλα Edit Process με την επιλογή των παραμέτρων της κατάτμησης πολλαπλής εικόνας για το επίπεδο εξαγωγής μικρών αντικειμένων.....	78
Εικόνα 41 Το αποτέλεσμα της βέλτιστης κατάτμησης για τα μικρά αντικείμενα με παράμετρο κλίμακας 30, κρήριο σχήματος 0.4 και συμπαγούς του σχήματος 0.8. ....	79
Εικόνα 42 Η φόρτωση του διανυσματικού αρχείου της ακτογραμμής και ο κανόνας ο οποίος θα εφαρμόζει τις ταξινομήσεις εντός αυτής και θα αποκλείει το θαλάσσιο χώρο .....	80
Εικόνα 43 Επιλογή δειγμάτων εκπαίδευσης για τις θεματικές κατηγορίες .....	81
Εικόνα 44 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης εγγύτερου γείτονα μόνο με φασματικά κριτήρια.....	82
Εικόνα 45 Ο πίνακας σύγχυσης για την αξιολόγηση της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης εγγύτερου γείτονα.....	82
Εικόνα 46 Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης του Level-1 και η ιεραρχία κλάσεων η οποία χρησιμοποιήθηκε.....	87
Εικόνα 47 Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης του Level-2 και η ιεραρχία κλάσεων η οποία χρησιμοποιήθηκε.....	89
Εικόνα 48 Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης του Level-3 και η ιεραρχία κλάσεων η οποία χρησιμοποιήθηκε.....	91
Εικόνα 49 Το αποτέλεσμα της τελικής ταξινόμησης του Level-4 και η ιεραρχία κλάσεων η οποία χρησιμοποιήθηκε.....	94
Εικόνα 50 Ο τελικός θεματικός χάρτης αυτόματης εξαγωγής κτηρίων που προκύπτει από την ταξινόμηση με OBIA.....	94
Εικόνα 51 Συνοπτικό διάγραμμα ροής της αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης .....	97
Εικόνα 52 Ο πίνακας σύγχυσης για την αξιολόγηση της αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης εικόνας με κανόνες ασαφούς λογικής.....	98
Εικόνα 53 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Bayes και ο πίνακας σύγχυσης.....	100

Εικόνα 54 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης kNN και ο πίνακας σύγχυσης.....	100
Εικόνα 55 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης SVM και ο πίνακας σύγχυσης.....	101
Εικόνα 56 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Decision Tree και ο πίνακας σύγχυσης.....	102
Εικόνα 57 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees, μόνο με τη χρήση φασματικής υπογραφής και ο πίνακας σύγχυσης .....	103
Εικόνα 58 Ο καλύτερος συνδυασμός παραμέτρων με τη μέθοδο Random Trees η οποία δίνει το ακριβέστερο αποτέλεσμα.....	103
Εικόνα 59 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees με χρήση γεωμετρικών και φασματικών χαρακτηριστικών και ο πίνακας σύγχυσης.....	104
Εικόνα 60 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένου με OBIA και ο πίνακας σύγχυσης .....	105
Εικόνα 61 Η επιφάνεια εργασίας της έκδοσης 10.2.1 του λογισμικού, η εισαγωγή της εικόνας και των σημείων «Ground truth» .....	113
Εικόνα 62 Παράδειγμα περιοχών δειγμάτων εκπαίδευσης για την εκπαίδευση του μοντέλου .....	114
Εικόνα 63 Τα σημεία «Ground truth» και η ζώνη γύρω από αυτά (Buffer mode – Round) για συμπερίληψη pixels.....	115
Εικόνα 64 Η κατάτμηση σε αντικείμενα βάσει διανύσματος και η ανάθεση των αντικειμένων στις θεματικές κατηγορίες .....	116
Εικόνα 65 Η αναφορά του λογισμικού για τις περιοχές εκπαίδευσης κάθε κατηγορίας που δημιουργήθηκαν.....	117
Εικόνα 66 Οι χάρτες θερμότητας (heat maps) για τις επτά θεματικές κατηγορίες τους οποίους παράγει το εκπαιδευμένο CNN.....	119
Εικόνα 67 Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση των προκύπτοντων «heat maps» από το CNN και ο πίνακας σύγχυσης.....	119
Εικόνα 68 Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση των προκύπτοντων «heat maps» από το CNN βελτιωμένοι με διαφοροποιημένες συναρτήσεις συμμετοχής και χρήση κανόνων OBIA και ο πίνακας σύγχυσης.....	120
Εικόνα 69 Η περιοχή Αυλάκι Αττικής σε δορυφορική εικόνα World View – 2 και σε εμπορικό χάρτη Πηγή: el.wikipedia.org, 2022.....	128
Εικόνα 70 Ο θεματικός χάρτης αυτόματης εξαγωγής κτηρίων που προκύπτει από την ταξινόμηση με OBIA για την εικόνα της περιοχής Αυλακίου .....	129
Εικόνα 71 Ο πίνακας σύγχυσης για την αξιολόγηση αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης με κανόνες ασαφούς λογικής.....	130
Εικόνα 72 Η ταξινόμηση με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees, με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένη με OBIA.....	131
Εικόνα 73 Ο πίνακας σύγχυσης για την αξιολόγηση αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης Random Trees, με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένη με OBIA.....	132
Εικόνα 74 Η ταξινόμηση με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN.....	133
Εικόνα 75 Ο πίνακας σύγχυσης για την αξιολόγηση ταξινόμησης με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN.....	134
Εικόνα 76 Η ταξινόμηση με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN βελτιωμένο με OBIA.....	135
Εικόνα 77 Ο πίνακας σύγχυσης για την αξιολόγηση ταξινόμησης με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN βελτιωμένο με OBIA .....	136



## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1 Οι φασματικές μπάντες και αναλύσεις του αισθητήρα WorldView-2 Satellite (0.50m) για τις εικόνες τις παρούσας μελέτης Πηγή: satimagingcorp.com, 2022.....	64
Πίνακας 2 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο εγγύτερου γείτονα.....	83
Πίνακας 3 Οι κανόνες, οι συναρτήσεις συμμετοχής και τα αντίστοιχα διαστήματα ασαφούς λογικής των θεματικών κατηγοριών της ταξινόμησης με OBIA.....	96
Πίνακας 4 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης εικόνας με κανόνες ασαφούς λογικής.....	98
Πίνακας 5 Συγκριτικό πίνακα με την ακρίβεια (overall accuracy) της κάθε μεθόδου μηχανικής μάθησης.....	104
Πίνακας 6 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Bayes.....	106
Πίνακας 7 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης kNN.....	107
Πίνακας 8 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης SVM.....	108
Πίνακας 9 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Decision Tree.....	109
Πίνακας 10 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees, μόνο με τη χρήση φασματικής υπογραφής.....	109
Πίνακας 11 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees, με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών..	110
Πίνακας 12 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο random trees με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένο με κανόνες ασαφούς λογικής OBIA.....	111
Πίνακας 13 Οι κανόνες, οι συναρτήσεις συμμετοχής και τα αντίστοιχα διαστήματα ασαφούς λογικής των θεματικών κατηγοριών της ταξινόμησης με εφαρμογή του αποτελέσματος του μοντέλου CNN.	120
Πίνακας 14 Οι κανόνες, οι συναρτήσεις συμμετοχής και τα αντίστοιχα διαστήματα ασαφούς λογικής των θεματικών κατηγοριών της ταξινόμησης με εφαρμογή του αποτελέσματος του μοντέλου CNN βελτιωμένου με κανόνες OBIA.....	123
Πίνακας 15 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας ταξινόμησης με χρήση των προκύπτοντων «heat maps» από το CNN.....	123
Πίνακας 16 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας ταξινόμησης με χρήση των προκυπτόντων «heat maps» από το CNN βελτιωμένοι με διαφοροποιημένες συναρτήσεις συμμετοχής και χρήση κανόνων ασαφούς λογικής.....	124
Πίνακας 17 Συγκριτικός πίνακας με την ακρίβεια (Overall accuracy) των καλύτερων μεθόδων για την εικόνα WorldView-2, 23 Απριλίου 2013, Ρόδου.....	125
Πίνακας 18 Συγκριτικά οπτικά αποτελέσματα ταξινόμησης μεταξύ των μεθόδων αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης, αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης μηχανικής μάθησης (Random Forest) σε συνδυασμό με κανόνες ασαφούς λογικής, βαθιάς μάθησης (CNN) και βαθιάς μάθησης σε συνδυασμό με κανόνες ασαφούς λογικής, για την πρώτη εικόνα της νήσου Ρόδου.....	127
Πίνακας 19 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης με κανόνες ασαφούς λογικής.....	130
Πίνακας 20 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης Random Trees, με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένη με OBIA.....	132
Πίνακας 21 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας ταξινόμησης με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN.....	134
Πίνακας 22 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας ταξινόμησης με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN βελτιωμένο με OBIA.....	136
Πίνακας 23 Συγκριτικός πίνακας με την ακρίβεια (Overall accuracy) των καλύτερων μεθόδων για την εικόνα WorldView-2, 23 Απριλίου 2011, Αυλάκι Ατικής.....	137

Πίνακας 24 Συγκριτικά οπτικά αποτελέσματα ταξινόμησης μεταξύ των μεθόδων αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης, αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης μηχανικής μάθησης (Random Forest) σε συνδυασμό με κανόνες σαφούς λογικής, βαθιάς μάθησης (CNN) και βαθιάς μάθησης σε συνδυασμό με κανόνες ασαφούς λογικής, για την δεύτερη εικόνα στο Αυλάκι Απτικής..... 137

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ

Γράφημα 1 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης εγγύτερου γείτονα kNN, ανά θεματική κατηγορία .....	83
Γράφημα 2 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης εικόνας με κανόνες ασαφούς λογικής, ανά θεματική κατηγορία .....	99
Γράφημα 3 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Bayes, ανά θεματική κατηγορία.....	106
Γράφημα 4 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης kNN, ανά θεματική κατηγορία.....	107
Γράφημα 5 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης SVM, ανά θεματική κατηγορία.....	108
Γράφημα 6 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Decision Tree, ανά θεματική κατηγορία .....	109
Γράφημα 7 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees μόνο με τη χρήση φασματικής υπογραφής, ανά θεματική κατηγορία.....	110
Γράφημα 8 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών, ανά θεματική κατηγορία .....	111
Γράφημα 9 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο random trees με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένο με κανόνες ασαφούς λογικής OBIA, ανά θεματική κατηγορία.....	112
Γράφημα 10 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της ταξινόμησης με χρήση των προκύπτωντων «heat maps» από το CNN ανά θεματική κατηγορία .....	124
Γράφημα 11 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της ταξινόμησης με χρήση των προκύπτωντων «heat maps» από το CNN βελτιωμένοι με διαφοροποιημένες συναρτήσεις συμμετοχής και χρήση κανόνων ασαφούς λογικής ανά θεματική κατηγορία.....	125
Γράφημα 12 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης με κανόνες ασαφούς λογικής ανά θεματική κατηγορία .....	131
Γράφημα 13 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης Random Trees, με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένη με κανόνες ασαφούς λογικής ανά θεματική κατηγορία.....	133
Γράφημα 14 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της ταξινόμησης με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία.....	135
Γράφημα 15 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της ταξινόμησης με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN βελτιωμένο με μεθόδους αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης, ανά θεματική κατηγορία.....	137

## 1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

### 1.1 Αντικείμενο και Στόχοι της μελέτης

Η εξαγωγή των κτηριακών οντοτήτων αποτελεί βασική παράμετρο για την παρατήρηση των μεταβολών οι οποίες λαμβάνουν χώρα στον αστικό ιστό με την πάροδο των ετών. Σε ένα δυναμικό περιβάλλον μας βοηθάει να ανακαλύψουμε τα πρότυπα αυτών των μεταβολών, τη συχνότητα με την οποία αυτές εμφανίζονται και εξάγονται χρήσιμες πληροφορίες για την χαρτογράφηση των κτηρίων οι οποίες μπορούν να συνδράμουν στο έργο των χωροτακτών, περιβαλλοντολόγων, καθώς και στις βασικές ανάγκες των υπηρεσιών του εθνικού κτηματολογίου.

Η ανίχνευση των μεταβολών μέσω της ανάλυσης δορυφορικών εικόνων, διαφορετικών εποχών, έπεται της ανίχνευσης των ορίων των κτηριακών οντοτήτων και με την αποθήκευση τέτοιων αποτελεσμάτων δημιουργείται μία βάση δεδομένων με κτηματολογικά στοιχεία και αστικούς χάρτες για την παρακολούθηση άνομων πράξεων όπως η αυθαίρετη δόμηση, η καταπάτηση δασικών εκτάσεων κ.α. και τον έλεγχο της υφιστάμενης κατάστασης του αστικού κέντρου με τη δυνατότητα για στατιστικές μελέτες, απογραφές κ.α. να ενημερώνεται τακτικά.

Τα σύνολα δεδομένων επιφανειών κτηρίων είναι πολύτιμα όχι μόνο για την ανίχνευση των μεταβολών αλλά και για περιβαλλοντική διαχείριση, π.χ. τη σχεδίαση τεχνητής απορροής των όμβριων υδάτων, αλλά και για τον πολεοδομικό σχεδιασμό, π.χ., κτιριακές υποδομές και βιώσιμη αστική ανάπτυξη. Πολλές τεχνικές έχουν εφαρμοστεί για τον χαρακτηρισμό και την ποσοτικοποίηση κτηρίων χρησιμοποιώντας είτε μετρήσεις εδάφους είτε εξ αποστάσεως με αεροφωτογραφικά δεδομένα. Η έρευνα επί του πεδίου με δέκτες GPS, αν και δαπανηρή και χρονοβόρα, μπορεί να παρέχει αξιόπιστες πληροφορίες για τις αδιαπέραστες επιφάνειες, γενικότερα, όπως τα κτήρια. Επίσης, μη αυτόματη ψηφιοποίηση των οντοτήτων με χρήση έντυπων χαρτών ή αεροφωτογραφιών έχει αποδειχθεί εξαιρετικά χρονοβόρα και κοστοβόρα. Η πολυπλοκότητα των σύγχρονων απαιτήσεων σε συνδυασμό με την πληθώρα δορυφορικών δεδομένων ανέδειξε την αναγκαιότητα ανάπτυξης μεθόδων αυτοματισμού, όπως η χρήση χαρακτηριστικών αλγόριθμων εξαγωγής κτηρίων.

Η συλλογή τέτοιων δεδομένων αναδεικνύει τον παράγοντα κλίμακα. Η κλίμακα μεταβάλλεται, όσο ορίζεται η λεπτομέρεια των αντικειμένων και εναλλάσσεται το σχήμα, η ομοιογένεια και η ακρίβεια της συλλογής των δεδομένων. Για παράδειγμα, για την εκτέλεση ενός έργου στον αστικό χώρο είναι απαραίτητη η γνώση των ορίων όλων των γειτονικών κτηρίων σε μια ακτίνα, ανάλογα τις πολεοδομικές διατάξεις, κάτι το οποίο απαιτεί μεγάλο επίπεδο λεπτομέρειας, δηλαδή τα απαραίτητα γεωχωρικά δεδομένα να είναι ακριβείς αποτυπώσεις των ορίων των κτηρίων.

Οι δορυφορικές εικόνες υψηλής χωρικής ανάλυσης (VHR), λόγω της αυξημένης χωρικής ανάλυσης την οποία παρέχουν, έχουν διευρύνει τα πεδία εφαρμογών, όπως η παρακολούθηση της αστικής κυκλοφορίας και η αστική ανάπτυξη και διαχείριση. Οι περισσότερες από τις αστικές εφαρμογές απαιτούν μία αποτελεσματική ανίχνευση της οντότητας η οποία ονομάζεται κτήριο. Αυτή η εργασία στοχεύει στην αυτόματη εξαγωγή δομικών αντικειμένων από δορυφορικές εικόνες του δορυφόρου Worldview-2 οι οποίες διαθέτουν πολύ υψηλή χωρική ανάλυση (VHR), κάτω του ενός μέτρου. Η μελέτη έγινε για την πρωτεύουσα της νήσου Ρόδου.

Στην παρούσα εργασία αξιοποιείται η αντικειμενοστρεφής ανάλυση για την εξαγωγή κτηριακών αδιαπέρατων οντοτήτων μέσα από τη διαδικασία της πολυεπίπεδης κατάτμησης. Στη συνέχεια εφαρμόζονται και αξιολογούνται η μέθοδος ιεραρχικής ταξινόμησης με ασαφή λογική, η μέθοδος μηχανικής μάθησης Random Forest, καθώς και τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN). Τα τελευταία έχουν εξελιχθεί γρήγορα και πλέον αποτελούνται από πολλά επίπεδα και τροποποιήσεις τα οποία έχουν οδηγήσει σε πολυάριθμες αρχιτεκτονικές, με τους πιο γνωστούς αλγόριθμους στη βαθιά μάθηση να είναι οι VGGNet, DenseNet και ResNet (Goodfellow et al., 2016). Τέλος, διερευνάται με ιδιαίτερο ενδιαφέρον η συγχώνευση των παραπάνω μεθόδων με στόχο την βελτίωση της ακρίβειας των

αποτελεσμάτων καθώς και η μεταφερσιμότητα των μεθόδων που αναπτύχθηκαν σε άλλες περιοχές. Η ακρίβεια της αυτόματης εξαγωγής κτηρίων αξιολογείται χρησιμοποιώντας τόσο τη φωτοερμηνευτική μεθοδολογία όσο και δείκτες ποσοτικής ανάλυσης.

## 1.2 Η αναγκαιότητα του αυτόματου εντοπισμού κτηρίων

Η κλασσική μέθοδος αποτύπωσης κτηρίων, με την ίδρυση στάσεων στο έδαφος με πύκνωση του υπάρχοντος γεωδαιτικού δικτύου, δηλαδή προσδιορισμό των γεωδαιτικών συντεταγμένων τους από σημείο γνωστών γεωδαιτικών συντεταγμένων σε ένα δεδομένο σύστημα αναφοράς, μέσω μετρήσεων με δέκτες GNSS και την υλοποίηση οδεύσεων, γεωδαιτικών και υψομετρικών, για τον προσδιορισμό των ακμών και των γωνιών των κτηρίων απαιτούν εργατώρες στο πεδίο με αποτέλεσμα την καταπόνηση του προσωπικού, είναι κοστοβόρες και χρειάζονται εξειδικευμένο εξοπλισμό. Το αποτέλεσμα αυτής της τεχνικής παρέχει τη μέγιστη ακρίβεια και μεταφέρεται σε ψηφιακά σχεδιαστικά προγράμματα CAD ή σε λογισμικό κάποιου γεωγραφικού συστήματος πληροφοριών με σκοπό την άρτια απεικόνιση της αποτυπωμένης επιφάνειας, για την περαιτέρω αξιοποίηση και χρήση του.

Τα Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών (Geographical Information Systems – GIS) προσφέρουν τη δυνατότητα να αποδοθούν οι αστικές δομές στο σύνολο τους σε ένα γεωγραφικό σύστημα αναφοράς, μέσα από δορυφορικές εικόνες πολύ υψηλής ανάλυσης και αεροφωτογραφίες ή ορθοφωτογραφίες, την περαιτέρω ανάλυση τους με πληθώρα εργαλείων στατιστικής και χωρικής ανάλυσης και την αξιοποίηση τους από τις επιστήμες της ψηφιακής τηλεπισκόπησης και της φωτογραμμετρίας. Παρέχεται η δυνατότητα δημιουργίας βάσεων δεδομένων στις οποίες αποθηκεύονται ψηφιακές διανυσματικές οντότητες, γεωμετρίας σημείου, γραμμής ή πολυγώνων, οι οποίες εκφράζουν τα αντικείμενα του πολυμορφικού περιβάλλοντος, εκ των οποίων και τα κτήρια. Τα κτήρια μπορούν να αναγνωριστούν από το χρήστη και στη συνέχεια να αποτυπωθεί ψηφιακά η γεωμετρία των κτηρίων αυτών με τη διαδικασία της ψηφιοποίησης με ορθότητα.

Αν και η διαδικασία της χειροκίνητης ψηφιοποίησης από το χρήστη είναι ταχύτερη από τις κλασσικές μεθόδους αποτύπωσης της τοπογραφίας, και προσφέρει ικανοποιητική ακρίβεια, ωστόσο είναι εξίσου χρονοβόρα, παρότι δεν απαιτεί τις ίδιες εργατώρες στο πεδίο, διότι δεν είναι μια αυτοματοποιημένη διαδικασία, και ο χρήστης θα πρέπει να αφιερώσει μεγάλο χρονικό διάστημα με πολλή προσοχή μπροστά στο ψηφιακό σύνθετο περιβάλλον του λογισμικού το οποίο απεικονίζει μία πυκνοκατοικημένη μεγάλη έκταση με έντονη πολυμορφία.

### 1.2.1 Προκλήσεις

Παρά τις δυνατότητες τις οποίες παρέχουν τα σύγχρονα ψηφιακά μέσα και λογισμικά, οι αλγόριθμοι ταξινόμησης αντιμετωπίζουν σημαντικά προβλήματα. Ένα σημαντικό ζήτημα είναι ότι οι τιμές ανακλαστικότητας των κτηρίων είτε στο ορατό φάσμα, είτε στην υπέρυθη ζώνη δεν παρουσιάζουν εξορισμού μια χαρακτηριστική καμπύλη όπως π.χ. η βλάστηση, η οποία έχει πολύ υψηλές τιμές ανακλαστικότητας στο εγγύς υπέρυθρο (Near Infrared - NIR) σε σχέση με το ορατό φάσμα, γεγονός το οποίο κάνει εύκολη την αναγνώριση της, επομένως μπορεί να απομονωθεί και να χαρτογραφηθεί. Ένα άλλο σημαντικό πρόβλημα είναι ότι οι ανθρωπογενείς κατασκευές και τα κτήρια έχουν την ίδια φασματική συμπεριφορά με άλλα αντικείμενα της φυσικής επιφάνειας, κυρίως φυσικά αλλά και τεχνητά, από τα οποία έχουν παραχθεί τα οικοδομικά υλικά των ανθρωπογενών κατασκευών. Επιπροσθέτως, οι σκιάσεις διαθέτουν παρόμοια χαρακτηριστικά και πολλές φορές ίδια, σε ακραία μορφή, με τα χαρακτηριστικά των υδάτινων όγκων.

Πέρα από τα φασματικά κριτήρια ένας άλλος ανασταλτικός παράγοντας είναι η γεωμετρία των κτηρίων, τα οποία πλην ελαχίστων εξαιρέσεων θα πρέπει να παρουσιάζουν κανονικό σχήμα με κάθετες ακμές μεταξύ τους ή δομή πολυγώνου. Οι κλασσικές μέθοδοι ταξινόμησης είναι βασισμένες στο εικονοστοιχείο και όχι στην αντίληψη γεωμετρίας αντικειμένων. Με την εξέλιξη της μηχανικής μάθησης – Machine Learning (ML) τα τελευταία χρόνια, πολλές μέθοδοι ML εφαρμόζονται για την ανίχνευση κτηρίων, όπως η ανάλυση κυρίων συνιστωσών, ο αλγόριθμος ομαδοποίησης K-means, ο αλγόριθμος Support Vector Machine (SVM), ο ταξινομητής k-πλησιέστερου γείτονα, κ.λπ. Αυτές επεξεργάζονται την εικόνα σε επίπεδο εικονοστοιχείου (pixel-to-pixel) αλλά μπορούν να ενσωματώσουν και περισσότερες

σημασιολογικές πληροφορίες, οι οποίες τους βοηθούν να αντιμετωπίζουν καλύτερα τις εργασίες ανίχνευσης κτηρίων (Tu J. et al., 2017).

Η αντικειμενοστρεφής ανάλυση εικόνας εκτελεί τη διαδικασία αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης για τα αντικείμενα τα οποία θα δημιουργηθούν από την πρώτη κατάτμηση, για ορισμένες κατηγορίες χρήσεων γης, ωστόσο δεν αποτελεί μία πλήρη αυτοματοποιημένη διαδικασία, διότι η κατάτμηση του χώρου απαιτεί πολλές πειραματικές διαδικασίες με συνεχόμενες εναλλαγές παραμέτρων, με σκοπό τα εξαγόμενα αντικείμενα να ανταποκρίνονται βέλτιστα στα πραγματικά όρια των κτηρίων.

Η μέθοδος αυτή δέχεται ως είσοδο μια δορυφορική εικόνα και εκτελεί πολυεπίπεδη κατάτμηση (multiresolutional segmentation), η οποία στηρίζεται στην επιλογή φασματικών και γεωμετρικών κριτηρίων τα οποία δημιουργούν πρωτογενή αντικείμενα, τα οποία τις περισσότερες φορές δεν ανταποκρίνονται σε πραγματικά αντικείμενα τα οποία ανήκουν σε ορισμένες κατηγορίες χρήσεων γης, επομένως πρέπει να επανεκτελεστεί η διαδικασία με επιλογή διαφορετικών κριτηρίων μέχρι να προκύψουν τα βέλτιστα. Η εξαγωγή των καλύτερων αντικειμένων τα οποία θα ανταποκρίνονται βέλτιστα στις πραγματικές ακμές των ορίων των κτηρίων θα αποφέρει και τα βέλτιστα αποτελέσματα στη διαδικασία αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης. Η κατάτμηση του χώρου μπορεί να γίνει και σε πολλαπλά επίπεδα χωρικής ανάλυσης αξιοποιώντας επιπλέον πληροφορία, π.χ. από Light Detection And Ranging (LiDAR) αισθητήρες, κ.α.

### 1.3 Σκοπιμότητα και Συνεισφορά της Εργασίας

Η ανίχνευση κτηρίων αποτελεί μία από τις πιο θεμελιώδεις εργασίες εξαγωγής χαρακτηριστικών σε πληθώρα εφαρμογών οι οποίες αφορούν αστικές περιοχές. Υπό κανονικές συνθήκες, η χρήση αεροφωτογραφιών είναι ενδεικτική για την ανίχνευση κτηριακών οντοτήτων, επειδή οι εναέριες φωτογραφίες ή ορθοεικόνες μπορούν να παρέχουν τρισδιάστατες υψομετρικές πληροφορίες από ψηφιακό μοντέλο εδάφους (DEM).

Τα περισσότερα ανεπτυγμένα αστικά κέντρα διαθέτουν αεροφωτογραφίες, οι οποίες όμως ενδέχεται να είναι παλαιές λαμβάνοντας υπόψη τη συνεχόμενη και ταχεία αστική ανάπτυξη και επέκταση. Ως εκ τούτου, τα αποτελέσματα ανίχνευσης κτηρίων από τις αεροφωτογραφίες ενδέχεται να μην είναι ενημερωμένα.

Από την άλλη πλευρά, οι δορυφορικές εικόνες είναι ευρέως διαθέσιμες, καθώς και προσβάσιμες με ευρύτερη κάλυψη σε σύγκριση με τις αεροφωτογραφίες και τα δεδομένα σάρωσης με LiDAR αισθητήρες. Επιπλέον, οι εφαρμογές μελέτης και παρατήρησης αστικών κέντρων και των μεταβολών τους έχουν ενισχυθεί περαιτέρω χρησιμοποιώντας δορυφορικές εικόνες πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης (VHR), δηλαδή χωρική ανάλυση μικρότερη ή ίση του 1 m. Ως εκ τούτου, η ανίχνευση κτηρίων με χρήση εικόνων VHR αποτελεί μια βιώσιμη επιλογή για τη λήψη ενημερωμένων πληροφοριών για τις τοποθεσίες των κτηρίων, καθώς ένας ανθρώπινος χρήστης μπορεί να οριοθετεί ένα κτήριο με τα ακριβή όρια του από δισδιάστατες VHR εικόνες με σχεδόν 100% βεβαιότητα.

Σκοπό της παρούσας εργασίας αποτέλεσε η διερεύνηση των μεθοδολογιών ανίχνευσης και εντοπισμού κτηριακών οντοτήτων μέσα σε ένα συνεχώς ανανεωμένο και ευμετάβλητο αστικό περιβάλλον, το οποίο θα μπορεί να αξιοποιηθεί για την αναθεώρηση των ήδη υπαρχόντων χαρτογραφικών υποβάθρων αποφεύγοντας την χρονοβόρα και κοστοβόρα ψηφιοποίηση των αντικειμένων σε ψηφιακό περιβάλλον.

Οι δορυφόροι έχουν διευρύνει το πεδίο εφαρμογών των δορυφορικών εικόνων πολύ μεγάλης χωρικής ανάλυσης και έχουν περιορίσει τον τομέα εφαρμογών των αεροφωτογραφιών, σε τομείς όπως οι μεταφορές, ο χωροταξικός και αστικός σχεδιασμός ανάπτυξης πόλης, ο πολεοδομικός σχεδιασμός, η ανίχνευση μεταβολών αντικειμένων, η αστική παρακολούθηση, η ανάπτυξη χαρτών χρήσεων και κάλυψης γης και η ενημέρωση της βάσης δεδομένων των γεωγραφικών συστημάτων πληροφοριών (GIS) και η διαχείριση τους.

Η συχνότητα συνεχόμενων λήψεων εικόνων από τους δορυφόρους, αλλά και η ευκολία πρόσβασης στις νέες πληροφορίες από το χρήστη, σε συνδυασμό με την ανάπτυξη λογισμικών και νέων μεθοδολογιών, επιτρέπουν την ανάπτυξη και αξιολόγηση μεθοδολογιών για την ανίχνευση και εντοπισμό των κτηρίων σε έναν αστικό ιστό από δορυφορικά δεδομένα με συγχώνευση τεχνικών αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης εικόνων (OBIA) και Συνελικτικών Νευρωνικών δικτύων.

#### 1.4 Δομή Εργασίας

Η δομή της εργασίας περιλαμβάνει αρχικά, την εισαγωγή στην μελέτη και το αντικείμενο το οποίο πραγματεύεται, τον στόχο, τις δυσκολίες και προκλήσεις και την αναγκαιότητα και σκοπιμότητα της εργασίας.

Στο δεύτερο κεφάλαιο αναλύεται το θεωρητικό υπόβαθρο στο οποίο στηρίζεται η μελέτη εμβαθύνοντας στις βασικότερες αρχές της Τηλεπισκόπησης, παρουσιάζονται οι σύγχρονοι τύποι τηλεπισκοπικών δεκτών μέσης και υψηλής χωρικής ανάλυσης, εξετάζονται οι μεθοδολογίες οι οποίες ακολουθήθηκαν για την διεξαγωγή των πειραμάτων για τον αυτόματο εντοπισμό και ταξινόμηση των κτηρίων από δορυφορικές εικόνες πολύ υψηλής ανάλυσης.

Στη συνέχεια, στο τρίτο κεφάλαιο εξετάζεται η σχετική βιβλιογραφία, και παρατίθενται οι διάφορες προσεγγίσεις του θέματος από ερευνητές, η μεθοδολογία που ακολούθησαν και τα συμπεράσματα στα οποία κατέληξαν.

Το τέταρτο κεφάλαιο περιλαμβάνει τη μεθοδολογία η οποία ακολουθήθηκε στο πρακτικό μέρος της μελέτης, παρουσιάζεται η περιοχή μελέτης της κύριας δορυφορικής εικόνας, αναλύθηκε το δορυφορικό σύστημα υψηλής χωρικής ανάλυσης από το οποίο ανακτήθηκαν οι εικόνες του πειράματος, εξετάζονται οι μεθοδολογίες της ιεραρχικής ταξινόμησης, των αλγορίθμων μηχανικής και βαθιάς μάθησης ταξινόμησης χρήσεων γης οι οποίοι χρησιμοποιήθηκαν για τον αντικειμενικό σκοπό της μελέτης, καθώς και τα σημαντικότερα αποτελέσματα από τις ταξινόμησης αυτές, με την εφαρμογή της ποιοτικής και ποσοτικής αξιολόγησή τους. Τέλος, στο ίδιο κεφάλαιο εξετάζεται αν οι εκπαιδευμένοι αλγόριθμοι και οι θεσπισμένοι κανόνες ιεραρχικής ταξινόμησης είναι δυνατό να εφαρμοστούν και με τι αποτελεσματικότητα σε άλλες εικόνες πολύ υψηλής ανάλυσης του ίδιου δορυφόρου, σε διαφορετική γεωγραφική περιοχή.

Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα τα οποία προκύπτουν από την εκτέλεση των παραπάνω πειραμάτων, συγκριτικά μεταξύ τους αλλά και μεμονωμένα, και εξετάζονται τα σημαντικότερα προβλήματα τα οποία προέκυψαν μετά το πέρας του συνόλου της διαδικασίας των αλγορίθμων οι οποίες εκτελέστηκαν.

## 2 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

### 2.1 Τηλεπισκόπηση

Η Τηλεπισκόπηση είναι η επιστήμη και τεχνική η οποία ασχολείται με τις αρχές, τις αναλογικές και ψηφιακές μεθόδους και τα όργανα με τα οποία επιτυγχάνεται από απόσταση η συλλογή, επεξεργασία και ανάλυση ποιοτικών και μετρητικών πληροφοριών για τα διάφορα φαινόμενα ή αντικείμενα. Έχει εφαρμογή σε επιστήμες όπως η δασολογία, η γεωλογία, η γεωμορφολογία, ωκεανογραφία, κλιματολογία, γεωγραφία, περιφερειακή ανάπτυξη αλλά και στην καταγραφή και παρακολούθηση των φυσικών και ανθρώπινων διαθέσιμων γενικότερα<sup>122</sup> (Αργιαλάς, 1998).

Στην τηλεπισκόπηση χρειαζόμαστε απαραίτητα τρία (3) στοιχεία, μία *πλατφόρμα*, στην οποία τοποθετείται το όργανο μέτρησης, ένα *αντικείμενο* προς παρατήρηση και ένα *όργανο μέτρησης* ή *αισθητήρας* με τον οποίο παρατηρείται το αντικείμενο. Για παράδειγμα εάν επιχειρήσω να φωτογραφήσω ένα σπίτι ως αντικείμενο με μια φωτογραφική μηχανή, εγώ έχω το ρόλο της πλατφόρμας, το φιλμ της μηχανής ή η ψηφιακή κάμερα είναι ο αισθητήρας, και το σπίτι είναι το παρατηρούμενο αντικείμενο. Το τέταρτο σημαντικό στοιχείο, το οποίο αποτελεί και τον κύριο σκοπό της τηλεπισκόπησης είναι η πληροφορία που περιέχουν τα δεδομένα και το πώς αυτή χρησιμοποιείται και αποθηκεύεται.

Ως πλατφόρμα εννοείται κάθε μέσο που βρίσκεται σε απόσταση από την επιφάνεια της γης, π.χ. τα αεροπλάνα, οι δορυφόροι παρατήρησης, οι μετεωρολογικοί δορυφόροι, οι αερομεταφερόμενοι σαρωτές. Το παρατηρούμενο αντικείμενο είναι ο ίδιος ο πλανήτης μας, οι αισθητήρες συμπεριλαμβάνονται μέσα στα όργανα που χρησιμοποιούνται για την παρατήρηση της Γης, όπως κάμερες, σαρωτές, ραντάρ, η σάρωση υπαρχόντων αεροφωτογραφιών ή δορυφορικών εικόνων ακόμα και τα δεδομένα υψηλής διακριτικής ικανότητας από βιντεοκάμερες, κ.λπ. και η πληροφορία που τελικά εξάγεται χρησιμοποιείται σε μία ευρείας χρήσης έρευνα και εφαρμογή επιστημονικών πεδίων για επεξεργασία και μελέτη.

Οι πληροφορίες που λαμβάνουμε από τους τηλεπισκοπικούς αισθητήρες χρησιμοποιούνται σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, όπως από μια απλή απεικόνιση ενός τμήματος της επιφάνειας της γης έως τον υπολογισμό μεταβολής του ανάγλυφου, των ακτογραμμών, χαρτογράφηση παράκτιου μετώπου, αλλά και ανίχνευση μεταβολών στον αστικό ιστό μετά από γεωφυσικά και γεωλογικά γεγονότα, όπως σεισμοί, παλίρροιες κ.λπ. Τα δεδομένα αυτά αξιοποιούνται από διάφορους επιστημονικούς κλάδους σύμφωνα με την πληθώρα των υπαρχουσών αναγκών, όπως την χαρτογράφηση φυσικών, ανθρωπογενών και γεωγραφικών φαινομένων, όπως η εξέλιξη της νέφωσης της Ευρώπης, η εξέλιξη της τρύπας του όζοντος, η επέκταση των ερήμων και των αποψιλωμένων εκτάσεων, αλλά και μετεωρολογικής μελέτης της ατμόσφαιρας και των καιρικών φαινομένων, χωροταξικού σχεδιασμού των αστικών κέντρων κ.α.

Τα δεδομένα που μεταδίδονται από τους ανιχνευτές, είτε είναι αερομεταφερόμενοι ή σε τροχιά, μετατρέπονται σε διδιάστατους πίνακες  $n$  γραμμών και  $m$  στηλών, όπου η τιμή κάθε εικονοστοιχείου αντιπροσωπεύει την ανάκλαση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας. Γενικά τα τηλεπισκοπικά δεδομένα δηλαδή οι ψηφιακές εικόνες χαρακτηρίζονται από τα τις παρακάτω ιδιότητες:

- **Χωρική ανάλυση:** Είναι η χωρική διακριτική ικανότητα της εικόνας, δηλαδή το μέγεθος του pixel σε πραγματικές διαστάσεις. Στην πράξη η χωρική ανάλυση καθορίζει τις ελάχιστες διαστάσεις των αντικειμένων ικανών να αποτυπωθούν στη ψηφιακή εικόνα. Υψηλής χωρικής ανάλυσης εικόνες, έχουν μέγεθος εικονοστοιχείου από 15 m έως και 0,5 m.



- **Φασματική ανάλυση:** Είναι το φασματικό εύρος κάθε φασματικού καναλιού. Εικόνες με μικρό φασματικό εύρος (π.χ. 10 νανόμετρα) είναι εικόνες υψηλής φασματικής ανάλυσης και προσφέρονται για λεπτομερή εξέταση και αναγνώριση των υλικών που αποτυπώνονται, χρησιμοποιώντας τεχνικές υπερφασματικής ανάλυσης.

- **Ραδιομετρική ανάλυση:** Είναι η φασματική διακριτική ικανότητα, δηλαδή το πόσο εύκολα ή δύσκολα μπορούν να διακριθούν υλικά γειτονικής φασματικής συμπεριφοράς σε μια εικόνα, π.χ. κατά πόσο μπορεί ένα αντικείμενο γαλάζιας απόχρωσης να διακριθεί από ένα αντικείμενο μπλε απόχρωσης κ.α.

Η επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων περιλαμβάνει τη διαδικασία της προεπεξεργασίας και τις διαδικασίες διόρθωσης και αποκατάστασης, ενίσχυσης και ταξινόμησης. Η προεπεξεργασία γίνεται με σκοπό να συντελέσει στην ορθή αξιοποίηση των τηλεπισκοπικών δεδομένων με την απαλοιφή σφαλμάτων, αλλοιώσεων και μεταβολών τα οποία θα υποβαθμίσουν την τελική ποιότητα της πληροφορίας του αποτελέσματος.

Σκοπός της διαδικασίας διόρθωσης των εικόνων είναι η εξάλειψη των γεωμετρικών, ραδιομετρικών και ατμοσφαιρικών παραμορφώσεων οι οποίες συμβαίνουν στην εικόνα κατά τη διαδικασία λήψης. Οι γεωμετρικές διορθώσεις έχουν να κάνουν με την αναγωγή της καμπύλης γεωμετρίας της εικόνας σε επίπεδη γεωμετρία, απαλείφοντας τα σφάλματα τα οποία προέρχονται από την επιφάνεια του γήινου ελλειψοειδούς αλλά και της κίνησης της γης και του δορυφόρου. Επιπροσθέτως, οι γεωμετρικές διορθώσεις εφαρμόζονται για να διορθωθούν σφάλματα που οφείλονται στο έντονο ανάγλυφο μιας περιοχής, όπως π.χ. η διαδικασία της ορθοαναγωγής. Σε τελικό στάδιο, η εικόνα θα πρέπει να ανοιχθεί σε ένα σύστημα γεωγραφικών ή προβολικών συντεταγμένων, ώστε να μπορεί να συνδυασθεί με άλλα γεωγραφικά δεδομένα.

Οι ραδιομετρικές διορθώσεις, υφίστανται με σκοπό την απαλοιφή των σφαλμάτων τα οποία οφείλονται στην απορρύθμιση των αισθητήρων και σε σφάλματα ή αλλοιώσεις τα οποία προέρχονται από τα τεχνικά στοιχεία της διαδικασίας καταγραφής και μετάδοσης. Στις ραδιομετρικές διορθώσεις εντάσσονται και οι μέθοδοι διόρθωσης με τις οποίες επιχειρείται να διορθώσουν ραδιομετρικά σφάλματα τα οποία προέρχονται από την επίδραση του ανάγλυφου, όπως π.χ. η σκιά ενός ορεινού όγκου.

Οι ατμοσφαιρικές διορθώσεις, είναι εκείνες οι οποίες εκτελούνται για την απαλοιφή σφαλμάτων που προέρχονται από την επίδραση των συστατικών της ατμόσφαιρας. Λόγω του φαινομένου με το οποίο η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία η οποία αντανακλάστηκε από την γήινη επιφάνεια επιστρέφει στο διάστημα, διέρχεται μέσα από την ατμόσφαιρα, τα συστατικά της οποίας, δηλαδή το νερό σε αέρια φάση και διάφορα αερολύματα, αλλοιώνουν την ποσότητα της εισερχόμενης στον αισθητήρα ακτινοβολίας. Οι ατμοσφαιρικές διορθώσεις διακρίνονται στις μεθόδους σταθερής τιμής και στις μεθόδους μετάδοσης ακτινοβολίας.

Η ενίσχυση των εικόνων συμβάλλει στην ποιοτικότερη και πιο εύκολη φωτοερμηνεία των δορυφορικών εικόνων, καθώς βελτιστοποιεί τις συμπληρωματικές ικανότητες ανθρώπου και υπολογιστή. Οι τεχνικές ενίσχυσης περιλαμβάνουν την κατωφλίωση των τόνων του γκρι, τεμαχιοποίηση και επέκταση ιστογράμματος, την εφαρμογή χωρικών φίλτρων, ενίσχυση ακμών κ.α. (Αργιαλάς, 1998).

Η ταξινόμηση είναι το στάδιο της ψηφιακής επεξεργασίας και ανάλυσης εικόνων, στο οποίο η περιγραφή των χαρακτηριστικών της γήινης επιφάνειας τα οποία απεικονίζονται, γίνονται αντιληπτά μέσα από την ανάλυση τους ως ομοιογενή αντικείμενα, ομαδοποιημένα με κριτήρια κοινά τους χαρακτηριστικά. Η διαδικασία αυτή βασίζεται στη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου να αντιλαμβάνεται μία εικόνα χωρίζοντας την σε ομοιογενείς περιοχές. Η διαδικασία της ταξινόμησης είναι ο διαχωρισμός των αντικειμένων σε μία εικόνα σε κατηγορίες με βάση το σχήμα και το ευρύτερο περιβάλλον μέσα στο οποίο συμπεριλαμβάνονται.

Οι διαδικασίες ταξινόμησης χωρίζονται σε δύο κατηγορίες ανάλογα τη μεθοδολογία στο στάδιο της επίβλεψης, την *επιβλεπόμενη* και τη μη *επιβλεπόμενη*. Η διαφορά των δύο μεθόδων έγκειται στο γεγονός εάν ο φωτοερμηνευτής αναγνωρίζει τις κατηγορίες οι οποίες περιλαμβάνονται στην εικόνα και ξεκινά τη δειγματοληψία έτσι ώστε να τις περιγράψει με όσο το δυνατόν καταλληλότερα και αντιπροσωπευτικότερα χαρακτηριστικά. Η μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση, αντίθετα, περιλαμβάνει αλγόριθμους ομαδοποίησης των εικονοστοιχείων με βάση τις φυσικές ομαδοποιήσεις ή συσσωρεύσεις που υπεισέρχονται στις ψηφιακές τιμές της εικόνας (Αργιαλάς, 1998).

Ανά τα χρόνια, η εξέλιξη της διαδικασίας της ταξινόμησης οδήγησε στην ανάγκη ανάλυσης της εικόνας σε αντικείμενα με βάση, πέρα από τα φασματικά κριτήρια, και ιεραρχικούς και εννοιολογικούς κανόνες για την ταξινόμηση των αντικειμένων και όχι των εικονοστοιχείων. Η διαδικασία δημιουργίας των αντικειμένων ονομάζεται πολυεπίπεδη κατάτμηση ομοιογενών περιοχών και βασίζεται στον καθορισμό τοπολογικών και γεωμετρικών κριτηρίων.

### 2.1.1 Τηλεπισκοπικοί αισθητήρες

Υπάρχουν δύο κύριοι τύποι αισθητήρων οι οποίοι διακρίνονται ανάλογα με την πηγή του σήματος που χρησιμοποιούν για να εξερευνήσουν το αντικείμενο, οι ενεργητικοί και παθητικοί. Οι ενεργητικοί αισθητήρες τηλεπισκόπησης λειτουργούν με δική τους εκπομπή φωτός, ενώ οι παθητικοί αισθητήρες βασίζονται στην ανακλώμενη ηλιακή ακτινοβολία. Η ακτινοβολία διαφέρει επίσης ανάλογα με τα μήκη κύματος τα οποία είναι βραχέα (ορατό φάσμα, NIR, MIR) και μακρά (μικροκύματα).

Στην τηλεπισκόπηση, ένας ενεργητικός αισθητήρας κατευθύνει το σήμα του στο αντικείμενο και στη συνέχεια ελέγχει τη λαμβανόμενη ποσότητα απόκρισης. Η πλειονότητα των συσκευών χρησιμοποιεί μικροκύματα, καθώς είναι σχετικά ανεπηρέαστα από τις καιρικές συνθήκες. Οι τεχνικές ενεργητικής τηλεπισκόπησης διακρίνονται, ανάλογα με το τι μεταδίδουν, φως ή κύματα και τι καθορίζουν, δηλαδή, απόσταση, ύψος, ατμοσφαιρικές συνθήκες κ.λπ.

Οι αισθητήρες Lidar καθορίζουν την απόσταση με το φως και η λειτουργία τους συνεπάγεται τη μετάδοση παλμών φωτός και τον έλεγχο της ποσότητας η οποία ανακλάται. Η θέση και η απόσταση του στόχου προκύπτουν πολλαπλασιάζοντας τον χρόνο με την ταχύτητα του φωτός. Σε μία πλειάδα εφαρμογών με απεριόριστα οφέλη συναντάται μία σειρά ενεργητικών αισθητήρων, όπως το υψόμετρο λέιζερ το οποίο μετράει το υψόμετρο με συσκευές Lidar, η συσκευή Sounder η οποία μελετά κατακόρυφα τις καιρικές συνθήκες εκπέμποντας παλμούς, το Scatterometer η οποία είναι μια ειδική συσκευή για τη μέτρηση της αναπήδησης, οπισθοσκεδασμένης, ακτινοβολίας.

Οι ενεργητικοί απομακρυσμένοι αισθητήρες, χρησιμοποιούνται σε ένα μεγάλο εύρος εφαρμογών, χωρίς να έχουν περιορισμούς ως προς τις συνθήκες έρευνας. Οι ενεργοί τύποι συστημάτων τηλεπισκόπησης λειτουργούν πλήρως οποιαδήποτε στιγμή της ημέρας, καθώς δεν απαιτούν την ανάκλαση από το ηλιακό φως και είναι σχετικά ανεξάρτητοι από τις ατμοσφαιρικές διασπορές. Διάφοροι τύποι ενεργητικών αισθητήρων τηλεπισκόπησης βρίσκουν εφαρμογές τόσο σε επιστημονικούς κλάδους, όσο και σε βιομηχανίες. Η ενεργητική τηλεπισκόπηση με αισθητήρες Lidar χρησιμοποιούνται στην επεξεργασία ψηφιακών μοντέλων των επιφανειών του πλανήτη μας.

Τα δεδομένα που αποκτώνται με όργανα ενεργητικής τηλεπισκόπησης είναι κρίσιμα σε δυσπρόσιπα μέρη του θαλάσσιου περιβάλλοντος και του φυσικού ανάγλυφου, αλλά και στις αποστολές διάσωσης. Οι βυθομετρητές βοηθούν στην ανάπτυξη προγνώσεων καιρού με κατακόρυφα προφίλ υγρασίας, βροχοπτώσεων, θερμοκρασίας και απουσίας ή παρουσίας σύννεφων.

Οι παθητικοί τηλεπισκοπικοί αισθητήρες δεν λαμβάνουν τη δική τους ανακλώμενη ακτινοβολία από το αντικείμενο ή την επιφάνεια που ερευνάται, σε αντίθεση με τους ενεργούς. Η παθητική τηλεπισκόπηση εξαρτάται από τη φυσική ακτινοβολία του ήλιου η οποία ανακλάται από το στόχο και επιστρέφει στον αισθητήρα. Για το λόγο αυτό, μπορεί να εφαρμοστεί μόνο με το κατάλληλο ηλιακό φως.

Οι παθητικοί αισθητήρες χρησιμοποιούν πολυφασματικούς ή υπερφασματικούς αισθητήρες οι οποίοι μετρούν την προσπίπτουσα, σε αυτούς ακτινοβολία, με συνδυασμούς πολλαπλών ζωνών. Αυτοί οι συνδυασμοί διαφέρουν ανάλογα με τον αριθμό των καναλιών, δύο μήκη κύματος και άνω. Το εύρος των ζωνών περιλαμβάνει φάσματα εντός και εκτός της ανθρώπινης όρασης, όπως είναι το ορατό φάσμα, οι υπέρυθρες ακτινοβολίες IR, NIR, TIR και τα μικροκύματα.

Οι αισθητήρες παθητικής τηλεπισκόπησης, περιλαμβάνουν διάφορους τύπους ραδιομέτρων ή φασματόμετρων, όπως το φασματόμετρο το οποίο διακρίνει και αναλύει τις φασματικές ζώνες, το ραδιόμετρο το οποίο καθορίζει την ισχύ της ακτινοβολίας που εκπέμπεται από το αντικείμενο σε συγκεκριμένες περιοχές ζώνης (ορατό, IR, μικροκύματα), το φασματοραδιόμετρο το οποίο ανακαλύπτει την ισχύ της ακτινοβολίας σε διάφορες περιοχές ζώνης και το υπερφασματικό ραδιόμετρο το οποίο λειτουργεί με τον πιο ακριβή τύπο παθητικού αισθητήρα που χρησιμοποιείται στην τηλεπισκόπηση. λόγω της εξαιρετικά υψηλής ανάλυσης, διαφοροποιεί εκατοντάδες τελικές στενές φασματικές ζώνες εντός των ορατών περιοχών, και των υπέρυθρων NIR και MIR.

Στις εφαρμογές και στα πλεονεκτήματα τα οποία παρέχει η χρήση των παθητικών αισθητήρων ξεχωρίζει ο δορυφόρος Landsat ως η πιο μακροχρόνια αποστολή παρατήρησης της Γης. Παρακολουθεί τον πλανήτη μας και κατέγραψε δεδομένα που ελήφθησαν, επιτρέποντάς μας να αναλύσουμε τον τρόπο που αυτή άλλαξε μέσα σε διάστημα 40 ετών. Το μεγάλο πλεονέκτημα της αποστολής είναι ότι οι πληροφορίες είναι προσβάσιμες στο κοινό, με εφαρμογές οι οποίες απαντώνται στη γεωλογία, τη χαρτογράφηση, την οικολογία, τη δασοκομία και τη γεωργία, τις θαλάσσιες επιστήμες, τη μετεωρολογία κ.λπ.

Στη γεωργία, η τηλεπισκόπηση χρησιμοποιεί τις ιδιότητες ανάκλασης της βλάστησης, μετρώντας τις και αξιολογώντας την υγεία των καλλιεργειών με διάφορους δείκτες βλάστησης. Επειδή, συγκεκριμένες τιμές των δεικτών βλάστησης συσχετίζονται με ορισμένα είδη σε ένα συγκεκριμένο στάδιο ανάπτυξης, οι αγρότες, σε όλο τον κόσμο, μπορούν να διαχειρίζονται τις καθημερινές δραστηριότητες τους μέσω ελέγχου στην κατάσταση των αγρών και εποπτείας της υγείας της φυτοκάλυψης.

Οι δορυφόροι περιστρέφονται γύρω από τον πλανήτη μας μέσα σε καθορισμένες τροχιές, παρέχοντας δεδομένα σχεδόν σε πραγματικό χρόνο και καταγράφοντας τα. Οι πληροφορίες που λαμβάνονται καθιστούν δυνατή την ανάλυση όχι μόνο της τρέχουσας κατάστασης των πραγμάτων αλλά και προγενέστερων γεγονότων. Τα ευρήματα της τεχνολογίας τροφοδοτούν την επιστημονική έρευνα και διευκολύνουν τις καθημερινές δραστηριότητες των ανθρώπων σε πολλούς κλάδους, τόσο πρακτικούς όσο και θεωρητικούς. Η ανάπτυξη ισχυρών και εύκολα προσβάσιμων δορυφορικών εικόνων διευκολύνει νέες προσεγγίσεις αξιολόγησης σε αναλύσεις μεγάλης και μέτριας έως μικρής κλίμακας, επιτρέποντας τον εντοπισμό μακροπρόθεσμων δομικών και λειτουργικών αλλαγών του τοπίου (Nagendra et al., 2013; O'Connor et al., 2015).

### 2.1.2 Ανακλαστικότητα επιφανειών

Η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία η οποία προσπίπτει στην επιφάνεια ενός σώματος ανακλάται εν μέρει, ένα άλλο μέρος της απορροφάται ή μεταδίδεται ανάλογα με το μήκος κύματος της ακτινοβολίας, το υλικό και τις επιφανειακές συνθήκες του σώματος. Η ιδιαιτερότητα των διαφορετικών σωμάτων μάς επιτρέπει να διακρίνουμε τις διαφορές μεταξύ τους σε μια δορυφορική εικόνα. Εκτός από τη γωνία πρόσπτωσης, ένα άλλο χαρακτηριστικό το οποίο καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο ένα αντικείμενο αντανακλά την ακτινοβολία, είναι κυρίως η τραχύτητα της επιφάνειας του. Διακρίνονται δύο διαφορετικές κατηγορίες ανάκλασης:

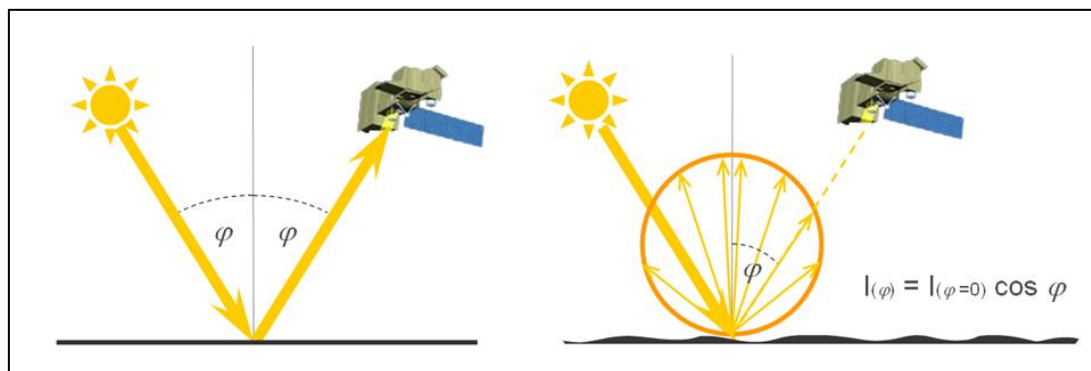
- Κατοπτρική: Στην οποία οι επίπεδες επιφάνειες αντανακλούν σαν καθρέφτης, όπου η γωνία ανάκλασης ισούται με τη γωνία πρόσπτωσης.

- Διάχυτη: Στην οποία οι τραχιές επιφάνειες αντανακλούν ομοιόμορφα προς όλες τις κατευθύνσεις

Οι περισσότερες επιφάνειες της γης δεν είναι ούτε τέλεια κατοπτρικές ούτε διάχυτες και βρίσκονται κάπου ανάμεσα στα δύο άκρα.

Ο τύπος ανάκλασης εξαρτάται από την τραχύτητα της επιφάνειας και το μήκος κύματος της προσπίπτουσας ακτινοβολίας που φτάνει στην επιφάνεια. Τα μήκη κύματος που είναι μικρότερα από τις διακυμάνσεις του ύψους της επιφάνειας οδηγούν σε διάχυτη ανάκλαση.

Οι διάχυτες ανακλάσεις των επιφανειών της γης είναι πολύ σημαντικές στην τηλεπισκόπηση επειδή μόνο αυτές και όχι οι κατοπτρικές αντανακλάσεις, περιέχουν φασματικές πληροφορίες για την επιφάνεια στην οποία συνέβη η ανάκλαση και θέλουμε να εξεταστεί τηλεπισκοπικά. (Lillesand, Kiefer, 2004).



Εικόνα 1 Κατοπτρική και διάχυτη ανάκλαση Πηγή: seos-project.eu, 2018

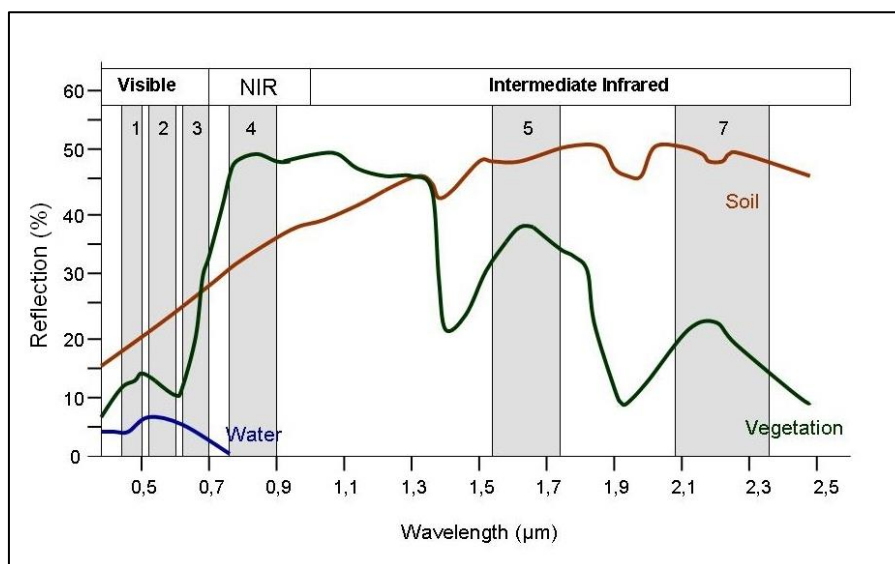
Για κάθε αντικείμενο η κατανομή της καταγεγραμμένης εκπεμπόμενης ή ανακλώμενης ακτινοβολίας στα διάφορα μήκη κύματος περιγράφεται από μια καμπύλη. Η καμπύλη αυτή είναι μοναδική για κάθε αντικείμενο και αποτελεί τη φασματική ταυτότητα αυτού. Βάσει της φασματικής υπογραφής ενός αντικειμένου καθίσταται δυνατή η αναγνώριση και διάκριση του από τα υπόλοιπα (Ιερωνυμίδης, 2009).

Αν εμβαθύνουμε περαιτέρω στις ιδιότητες της φασματικής ανάκλασης των υλικών, η επιστήμη της τηλεπισκόπησης στηρίζεται στη μέτρηση της ανακλώμενης ή εκπεμπόμενης ακτινοβολίας από διαφορετικά σώματα. Τα αντικείμενα τα οποία έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά στην επιφάνεια τους αντανακλούν ή απορροφούν την ηλιακή ακτινοβολία με διαφορετικούς τρόπους το κάθε ένα, καθώς οι ανακλαστικές ιδιότητες ενός αντικειμένου εξαρτώνται από συγκεκριμένους παράγοντες όπως το υλικό, τη φυσική και χημική του κατάσταση (π.χ. υγρασία), την τραχύτητα της επιφάνειας καθώς και τις γεωμετρικές συνθήκες (π.χ. γωνία πρόσπτωσης του ηλιακού φωτός). Τα πιο σημαντικά και κοινά χαρακτηριστικά της εκάστοτε επιφάνειας είναι το χρώμα, η δομή και η υφή της.

Αυτοί οι παράγοντες καθιστούν δυνατό τον εντοπισμό διαφορετικών χαρακτηριστικών και κατ' επέκταση υλικών της επιφάνειας της γης, έπειτα από ανάλυση στα μοτίβα φασματικής ανάκλασης ή τις φασματικές υπογραφές τους. Οι φασματικές υπογραφές οι οποίες προκύπτουν μπορούν να απεικονιστούν με τις καμπύλες φασματικής ανάκλασης ως συνάρτηση των μηκών κύματος. Στην Εικόνα 2 φαίνονται οι τυπικές καμπύλες φασματικής ανάκλασης τριών βασικών τύπων χαρακτηριστικών της Γης: πράσινη υγιής βλάστηση, ξηρό γυμνό έδαφος και καθαρό νερό. Οι γραμμές στο διάγραμμα αυτό, απεικονίζουν καμπύλες μέσης φασματικής ανακλαστικότητας που στηρίζονται σε μετρήσεις ενός σημαντικού δείγματος.

Η καμπύλη φασματικής ανάκλασης της υγιούς πράσινης βλάστησης έχει ένα σημαντικό ελάχιστο ποσοστό ανάκλασης στο ορατό τμήμα του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος το οποίο προκύπτει από τις χρωστικές στα φύλλα των φυτών. Η χλωροφύλλη απορροφά σημαντικά την ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία που βρίσκεται περί τα 0.45 και 0.67 $\mu\text{m}$ . Η ανάκλαση αυτή αυξάνεται δραματικά στο εγγύς υπέρυθρο και μας παρέχεται η δυνατότητα εκτέλεσης ενός μεγάλου εύρους εφαρμογών, όπως π.χ. η ανίχνευση της καταπονημένης βλάστησης η οποία μπορεί, επίσης, να ανιχνευθεί επειδή η υπό πίεση βλάστηση έχει σημαντικά χαμηλότερη ανάκλαση στο υπέρυθρο. Η υγιής βλάστηση γίνεται αντιληπτή ως πράσινη λόγω της μεγάλης απορρόφησης της μπλε και κόκκινης ενέργειας από τα φύλλα των φυτών, και μεγάλης ανάκλασης της πράσινης ενέργειας.

Η καμπύλη φασματικής ανάκλασης του γυμνού εδάφους είναι σημαντικά λιγότερο μεταβλητή. Η καμπύλη ανάκλασης επηρεάζεται από την περιεκτικότητα σε υγρασία, την υφή του εδάφους, την τραχύτητα της επιφάνειας, την παρουσία οξειδίου του σιδήρου και οργανικής ύλης. Αυτοί οι παράγοντες είναι πιο αδύναμοι από τα χαρακτηριστικά απορρόφησης τα οποία παρατηρούνται στα φάσματα ανάκλασης της βλάστησης.



Εικόνα 2 Τυπικές Καμπύλες φασματικής ανακλαστικότητας για βλάστηση, νερό και έδαφος Πηγή: Siegmund, Menz, 2005

Τέλος, η καμπύλη του νερού χαρακτηρίζεται από υψηλή απορρόφηση στο εύρος μηκών κύματος κοντά στο υπέρυθρο και πέρα από αυτό. Λόγω αυτής της ιδιότητας απορρόφησης, τα υδάτινα σώματα, καθώς και τα αντικείμενα -οντότητες τα οποία περιέχουν νερό μπορούν εύκολα να ανιχνευθούν, να εντοπιστούν και να οριοθετηθούν με δεδομένα τηλεπισκόπησης. Το θολό νερό, το οποίο περιέχει υπολογίσιμο σύνολο σωματιδίων, έχει μεγαλύτερη ανάκλαση στην ορατή περιοχή από το καθαρό νερό. Αυτό ισχύει, επίσης, για τα νερά που περιέχουν υψηλές συγκεντρώσεις χλωροφύλλης. Αυτά τα μοτίβα ανάκλασης χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση αποικιών φυκιών καθώς και μολύνσεων όπως πετρελαιοκηλίδες ή βιομηχανικά λύματα.

Στη συγκεκριμένη περίπτωση έγχρωμων εικόνων, ο αριθμός N καναλιών περιορίζεται σε τρία. Έχουν γίνει προσπάθειες για το χαρακτηρισμό των φασματικών ανακλάσεων χρησιμοποιώντας μόνο

τρία κανάλια χρώματος. Ορισμένοι συγγραφείς έχουν προτείνει γραμμικές μεθόδους (Kotera et al., 1999), άλλοι προτείνουν ένα πολυφασματικό σύστημα λήψης εικόνας βασισμένο σε μια φιλτραρισμένη ψηφιακή κάμερα RGB, χρησιμοποιώντας πάντα μια προσέγγιση γραμμικής ανακατασκευής (Imai και Berns, 1999).

### 2.1.3 Ανάλυση δορυφορικών εικόνων

Η ανάλυση μίας δορυφορικής εικόνας αναφέρεται στο μικρότερο μέγεθος το οποίο μπορεί να αναπαρασταθεί ένα αντικείμενο ή μία λεπτομέρεια μέσα στην εικόνα. Υψηλότερη ανάλυση σημαίνει ότι τα εικονοστοιχεία (pixel) ως προς το μέγεθος τους είναι μικρότερα, άρα περισσότερα σε αριθμό παρέχοντας περισσότερες λεπτομέρειες. Για παράδειγμα, οι δορυφορικές εικόνες ανάλυσης 30 cm μπορούν να αποτυπώσουν λεπτομέρειες στο έδαφος οι οποίες είναι μεγαλύτερες ή ίσες με 30 cm επί 30 cm. Οτιδήποτε στο έδαφος είναι μικρότερο από αυτό το μέγεθος θα αναμειχθεί με τη γύρω περιοχή για να δημιουργήσει ένα τετράγωνο 30 cm επί 30 cm. Με βάση αυτόν τον ορισμό, οι εικόνες ανάλυσης 30 cm θα καταγράφουν περισσότερες φωτογραφικές λεπτομέρειες από τις εικόνες ανάλυσης 1 m. Με απλά λόγια, όσο περισσότερα pixel έχει μια εικόνα, τόσο πιο λεπτομερής είναι.

Μία σημαντική παράμετρος η οποία πρέπει να εξεταστεί είναι η χωρική ανάλυση, όσον αφορά την οποία οι δορυφορικοί αισθητήρες αποθηκεύουν πληροφορίες για τα διάφορα αντικείμενα ως πλέγμα. Τα ψηφιακά δεδομένα συλλέγονται από την περιοχή η οποία σαρώνεται και καλύπτεται με τη μορφή μεμονωμένων σημείων εικόνας ή εικονοστοιχείων, τα λεγόμενα pixel. Ένα pixel είναι η μικρότερη μονάδα επιφάνειας σε μια ψηφιακή εικόνα.

Το μέγεθος του pixel εξαρτάται από τον τύπο του αισθητήρα και καθορίζει την ανάλυση της εικόνας. Η μέτρηση της ανάλυσης είναι το μήκος της ακμής ενός pixel. Όσο μεγαλύτερη είναι η ανάλυση και όσο πιο λεπτό είναι το πλέγμα, τόσο μεγαλύτερος είναι ο βαθμός αναγνωρίσιμων λεπτομερειών στην επιφάνεια της γης.

Οι αναλύσεις των σημερινών δορυφορικών συστημάτων ποικίλλουν, ανάλογα την εφαρμογή, από μερικά εκατοστά, όσον αφορά π.χ. στρατιωτική χρήση έως χιλιόμετρα για αδιαβάθμητη πολιτική χρήση ή εκπαιδευτικούς σκοπούς. Αυτές είναι:

- Χαμηλή ανάλυση: μεγαλύτερη από 30 m
- Μέση ανάλυση: 2 - 30 m
- Υψηλή ανάλυση: κάτω από 2 m

Η ακρίβεια, από την άλλη πλευρά, είναι η απόσταση μεταξύ της πραγματικής γεωγραφικής θέσης ενός αντικειμένου ή λεπτομέρειας σε σύγκριση με τη θέση του αντικειμένου ή λεπτομέρειας στην εικόνα. Η ακρίβεια εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, όπως η τεχνολογία εντοπισμού θέσης μέσω δορυφόρου, το ανάγλυφο του εδάφους και η γωνία θέασης του αισθητήρα. Η ακρίβεια μιας εικόνας δεν έχει άμεση σχέση με την ανάλυση και προσδιορίζεται σε λιγότερες εφαρμογές από την ανάλυση μιας εικόνας.

Όταν ένας δορυφορικός αισθητήρας καταγράφει μια εικόνα, μια συσκευή εντοπισμού θέσης στο δορυφόρο υπολογίζει την τροχιακή της θέση σε σχέση με τη γη και αποθηκεύει αυτές τις πληροφορίες στα μεταδεδομένα για αυτήν την εικόνα. Η ακρίβεια της συσκευής εντοπισμού θέσης σχετίζεται με την απόλυτη ακρίβεια της εικόνας που τραβήχτηκε. Δεδομένου ότι οι δορυφόροι βρίσκονται σε τροχιά 500 km πάνω από τη γη με ταχύτητα μεγαλύτερη από 20.000 km/h, η συσκευή εντοπισμού θέσης πρέπει να είναι πολύ εξελιγμένη για να είναι ακριβής.

Οι δορυφορικές εικόνες δεν αποτελούν φωτογραφίες αλλά εικονογραφικές παρουσιάσεις δεδομένων μέτρησης. Τα δορυφορικά συστήματα μετρούν την ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία σε διαφορετικές «περιοχές» ή ζώνες του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος, π.χ. στο ορατό ή υπέρυθρο φάσμα. Ο διαχωρισμός ολόκληρου του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος σε διαφορετικές φασματικές ζώνες έχει το πλεονέκτημα του συνδυασμού αυτών των ζωνών με διάφορους τρόπους και ως εκ τούτου μας παρέχει

περισσότερες πληροφορίες σε σύγκριση με αποκλειστικά παγχρωματικές εικόνες, οι οποίες ανήκουν σε μόνο μία ζώνη.

Σε κάθε ζώνη, οι κλίμακες του γκρι αποδίδονται αντίστοιχα με την ένταση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας και αποθηκεύονται ψηφιακά σε pixel. Μέσω της εκχώρησης των τριών θεμελιωδών χρωμάτων (κόκκινο, πράσινο και μπλε) σε τρεις διαφορετικές ζώνες παράγονται σύνθετες δορυφορικές εικόνες. Περισσότερα χαρακτηριστικά ή δομές επιφάνειας της γης μπορούν να ανιχνευθούν μέσω άλλων ζωνών ή συνδυασμών ζωνών οι οποίες περιλαμβάνουν υδάτινα σώματα, διαφορετικά είδη βλάστησης ή κατηγορίες χρήσεων γης. Οι θερμοκρασίες της επιφάνειας της γης μπορούν επίσης να ανιχνευθούν με θερμικές ζώνες.

Αυτοί οι συνδυασμοί ζωνών ονομάζονται ψευδείς έγχρωμες εικόνες ή ψευδεγχρωματικά σύνολα. Δείχνουν τύπους κάλυψης γης σε «ψεύτικο» χρώμα ή σε χρώμα το οποίο είναι διαφορετικό σε σύγκριση με αυτό που βλέπουμε με τα μάτια μας. Η φασματική ανάλυση ορίζεται μέσω του αριθμού των φασματικών ζωνών και του πλάτους τους. Σκοπός τους είναι να αποτυπώσουν τις διαφορές στα χαρακτηριστικά ανάκλασης διαφορετικών επιφανειών.

Ενώ το ανθρώπινο μάτι αναγνωρίζει μόνο το ορατό φάσμα του φωτός, ένας δορυφόρος μπορεί, ανάλογα με τον τύπο, να απεικονίσει την ακτινοβολία διαφορετικά σε πολλές φασματικές περιοχές. Η πλειονότητα των παθητικών δορυφόρων παρατήρησης της γης έχει από τρεις έως οκτώ ζώνες και ως εκ τούτου ονομάζονται πολυφασματικοί. Όσο υψηλότερη είναι η φασματική ανάλυση, τόσο στενότερο είναι το εύρος μήκους κύματος για μια συγκεκριμένη ζώνη, και επομένως, τόσο περισσότερες είναι οι ζώνες. Με υψηλότερη φασματική ανάλυση μεμονωμένα αντικείμενα μπορούν να γίνουν αντιληπτά καλύτερα και να διακριθούν φασματικά.

Στην περιοχή του ορατού φωτός, οι παθητικοί δορυφορικοί αισθητήρες είναι τόσο ευαίσθητοι όσο το ανθρώπινο μάτι. Οι δορυφόροι αντιλαμβάνονται περίπου το ίδιο που θα έβλεπε ένας άνθρωπος όταν θα κοιτούσε τη γη από υψόμετρο περίπου 1.000 km. Οι δορυφόροι καταγράφουν μόνο αυτό που φωτίζεται από τον ήλιο.

Παίζοντας θεμελιώδη ρόλο σε διάφορες εφαρμογές τηλεπισκόπησης, η συγχώνευση παγχρωματικής-πολυφασματικής εικόνας ενσωματώνει μια παγχρωματική εικόνα υψηλής ανάλυσης (PAN) με μια πολυφασματική (MS) εικόνα για να παράγει μια συγχωνευμένη εικόνα MS υψηλής ανάλυσης (Pohl and Genderen, 1998).

Οι αισθητήρες υπέρυθρων μετρούν την ακτινοβολία στο κοντινό, μεσαίο και μακρινό (θερμικό) υπέρυθρο. Τα δεδομένα μπορούν να μετατραπούν σε θερμοκρασίες της επιφάνειας της γης και του ωκεανού, σε ιδανικές συνθήκες χωρίς σύννεφα και στη θερμοκρασία στην κορυφή των νεφών κατά τη διάρκεια της συννεφιάς. Οι παγχρωματικοί αισθητήρες ανιχνεύουν το φως ευρυζωνικότητας σε ολόκληρο το ορατό εύρος και οι εντάσεις του σήματος εμφανίζονται ως επίπεδα γκρι, δηλαδή ασπρόμαυρες εικόνες.

### 2.1.3.1 RGB εικόνες

Οι σύνθετες εικόνες RGB συνδυάζουν πολυφασματικές πληροφορίες, δηλαδή τα δεδομένα τα οποία προέρχονται από πολλαπλά κανάλια, για να τονίσουν την παρουσία και την εξέλιξη σημαντικών φαινομένων ή αντικειμένων γεωφυσικής προέλευσης ή ανθρωπογενούς δραστηριότητας, όπως βλάστηση, κτήρια, οδικό δίκτυο, πετρώδεις ορεινούς όγκους, καλλιέργειες, σκόνη, εκτάσεις έπαιτα από πυρκαγιά, χιόνι ή πάγος, ηφαιστεια, ιδιότητες σύννεφων, θερμοκρασία μάζας αέρα και χαρακτηριστικά υγρασίας και πολλά άλλα. Οι εικόνες RGB δημιουργούνται με συνδυασμό δύο ή περισσότερων καναλιών, διαφορών μεταξύ των καναλιών ή περισσότερο περίπλοκων λειτουργιών στο φάσμα των χρωμάτων κόκκινου, πράσινου και μπλε. Η λειτουργία αυτή στηρίζεται στο μηχανισμό ο οποίος συνδυάζει αυτά τα τρία βασικά χρώματα σε διαφορετικές εντάσεις για να σχηματιστούν όλα τα πιθανά χρώματα.

Όταν συνδυάζονται σε μια συγκεκριμένη συνδυαστική λειτουργία προκύπτει μια ενιαία εικόνα, με τα χρώματα να συνδυάζονται για να σχηματίσουν όλα τα πιθανά χρώματα τα οποία γίνονται αντιληπτά από την ανθρώπινη όραση. Το τελικό προϊόν αναδεικνύει ατμοσφαιρικά και επιφανειακά χαρακτηριστικά τα οποία είναι δύσκολο ή πιο χρονοβόρο να διακριθούν μόνο με εικόνες ενός καναλιού. Η αναγνώριση των προαναφερθέντων φυσικών και ανθρωπογενών χαρακτηριστικών είναι το πρώτο βήμα για την ερμηνεία και την ανάλυση των δορυφορικών εικόνων. Η απόκτηση της πληροφορίας ως τελικού επιδιωκόμενου σκοπού γίνεται με βάση τα επόμενα κριτήρια:

- Ο τόνος, οποίος είναι η σχετική φωτεινότητα στο χρώμα των αντικειμένων στις απεικονίσεις. Αποτελεί το βασικό οπτικό χαρακτηριστικό για τον διαχωρισμό αντικειμένων σε μία εικόνα. Με τις μεταβολές στον τόνο επιτυγχάνεται η αναγνώριση και άλλων οπτικών χαρακτηριστικών των αντικειμένων.
- Το σχήμα αποτελεί τη γενική μορφή του αντικειμένου, ως προς τη δομή του και το εξωτερικό περίγραμμα. Με βάση τη σχηματοποίηση των αντικειμένων πραγματοποιείται η ερμηνεία σε μία εικόνα, καθώς τα περισσότερα αντικείμενα αναγνωρίζονται με μεγάλη βεβαιότητα από το σχήμα τους.
- Το μέγεθος ενός αντικειμένου αφορά τις φαινομενικές του διαστάσεις όπως το μήκος, το ύψος το εμβαδόν και τον όγκο. Το μέγεθος ενός αντικειμένου σε μία εικόνα σχετίζεται με τη χωρική κλίμακα της εικόνας.
- Η υφή αποτελεί τη συχνότητα στις αλλαγές του τόνου σε μία συγκεκριμένη περιοχή της εικόνας ή ακόμη και σε ένα μεμονωμένο αντικείμενο. Οι διαβαθμίσεις στο γκρι χρώμα στα διαφορετικά επίπεδα αντανάκλασης των αντικειμένων ή στην εκπομπή ακτινοβολίας σε διαφορετικά μήκη κύματος.
- Η σκίαση, συμμετέχει στην ερμηνεία της εικόνας καθώς εξάγονται στοιχεία για το σχετικό ύψος ενός αντικειμένου, επομένως καθιστά πιο προσιτή την αναγνώριση και την ερμηνεία του. Το αρνητικό στοιχείο των σκιάσεων είναι η απόκρυψη πληροφοριών στις περιοχές οι οποίες καλύπτονται από αυτές, παρά το γεγονός ότι τονίζουν την τοπογραφία και μορφολογία του εδάφους.
- Η διάταξη, με την οποία εννοείται η συστηματική επανάληψη όμοιων τόνων και εξάγει διακριτές και αναγνωρίσιμες μορφές ομοειδών αντικειμένων, όπως γεωργικές καλλιεργημένες εκτάσεις, δασικές εκτάσεις, και αστική δόμηση.

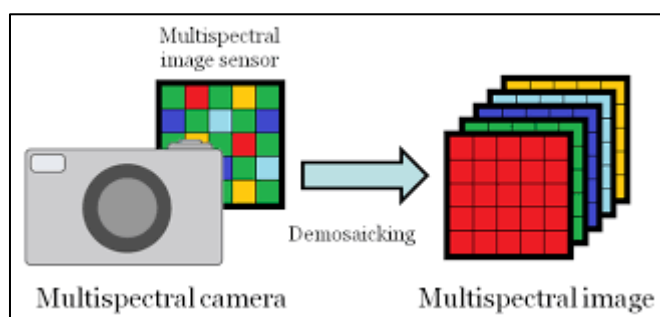
Η βασική προϋπόθεση για την ακρίβεια και την αξιοπιστία της ερμηνείας της εικόνας, της ταξινόμησης, της αναγνώρισης αντικειμένων, της ανίχνευσης αλλαγών είναι η καταχώρηση εικόνας, της οποίας η ροή εργασίας περιλαμβάνει εξαγωγή χαρακτηριστικών, αντιστοίχιση χαρακτηριστικών, εκτίμηση μοντέλου μετασχηματισμού και επαναδειγματοληψία εικόνας (Zitova και Flusser, 2003).



### 2.1.3.2 Multispectral εικόνες

Μία πολυφασματική εικόνα αποτελείται από επιμέρους εικόνες, κάθε μία από τις οποίες περιγράφει στενές περιοχές μηκών κύματος οι οποίες εκφράζουν, δηλαδή, τα φασματικά κανάλια. Τα συστατικά στοιχεία από τα οποία αποτελούνται τα αντικείμενα της γήινης επιφάνειας ανακλούν την ηλιακή ακτινοβολία και η αλληλεπίδραση μεταξύ τους δημιουργεί τα διαφορετικά μήκη κύματος της ακτινοβολίας. Ως εκ τούτου ένα συγκεκριμένο αντικείμενο αναγνωρίζεται με διαφορετικό τόνο και υφή σε κάθε κανάλι, δηλαδή η βλάστηση αναγνωρίζεται με τόνους του πράσινου στα κανάλια του ορατού και με τόνους του κόκκινου στο εγγύς υπέρυθρο.

Για τη δημιουργία μιας πολυφασματικής εικόνας απαιτείται η τοποθέτηση του ενός φασματικού καναλιού πίσω από το άλλο, με στόχο να συνενωθούν όλα τα μεμονωμένα κανάλια των εικόνων (image bands) σε μια ενιαία πολυφασματική εικόνα, η χρησιμότητα της οποίας είναι ιδιαίτερα σημαντική. Αυτή η μέθοδος εκτελείται και με μεγαλύτερη εμβάθυνση με συνδυασμό των διαφόρων παραγώγων της εικόνας με τα υπόλοιπα κανάλια με στόχο περαιτέρω αναλύσεις, όπως π.χ. μία εικόνα ως αποτέλεσμα του κανονικοποιημένου δείκτη βλάστησης NDVI σε συνδυασμό με άλλα κανάλια ή δείκτες, ώστε να εκτελεστεί μία πιο ακριβής ταξινόμηση.



Εικόνα 3 Πολυφασματική εικόνα η οποία αποτελείται από πέντε κανάλια Πηγή: middletonspectral.com, 2018

Η πολυφασματική απεικόνιση αναφέρεται γενικά σε ένα σύστημα απεικόνισης ικανό να συλλαμβάνει περισσότερες από μία φασματικές ζώνες, με ένα απλό παράδειγμα να είναι η έγχρωμη απεικόνιση. Οι έγχρωμες εικόνες κατασκευάζονται από τρεις εικόνες φασματικής ζώνης οι οποίες αντιστοιχούν σε κανάλια χρώματος μπλε, πράσινου και κόκκινου. Με εφαρμογή συνδυασμών των τριών βασικών καναλιών, κάθε ένα από τα οποία αντιστοιχεί σε ένα από τα τρία βασικά χρώματα, το κόκκινο, το πράσινο και το μπλε, παράγονται ψηφιακές απεικονίσεις για τον ποιοτικό διαχωρισμό επιφανειών ή αντικειμένων, μέσω ερμηνείας και αναγνώρισης της φασματικής τους πληροφορίας, π.χ. η διαφορά μεταξύ μίας καλλιεργημένης αγροτικής έκτασης από μία άγρονη έκταση.

Η απαίτηση η οποία γεννάται μέσα από τη διαδικασία αυτή του συνδυασμού των φασματικών καναλιών, το ένα πίσω από το άλλο, είναι τα κανάλια τα οποία θα συνδυαστούν σε μία δορυφορική εικόνα, θα πρέπει να είναι της ίδιας χωρικής ανάλυσης. Ωστόσο, οι θολές άκρες και οι μικρές διαφορές κλίμακας του γκρι υπήρχαν πάντα στην πολυφασματική εικόνα μεταξύ του στόχου και του φόντου (Xu et al., 2019).

### 2.1.4 Ταξινόμηση εικόνων

Όταν μια δορυφορική εικόνα υποστεί τη διαδικασία της ταξινόμησης, ένας χάρτης ταξινόμησης χρήσεων γης είναι ένα πιθανό αποτέλεσμα. Αυτός ο χάρτης μπορεί να ερμηνευτεί για μία πληθώρα χρήσεων και επιστημονικών μελετών με μεγαλύτερη επιτυχία για έναν περιορισμένο αριθμό κλάσεων, χωρίς αυτό να αποτελεί κανόνα. Η λογική είναι τα μεμονωμένα εικονοστοιχεία (pixel) μίας δορυφορικής εικόνας, συμπεριλαμβανομένων των τιμών τους, π.χ. ανάκλασης στα κανάλια του φάσματος και τιμών κλίμακας του γκρι, να μπορούν να εντάσσονται σε συγκεκριμένο αριθμό τάξεων, για παράδειγμα, κατηγορίες χρήσεων γης σε μία συγκεκριμένη ταξινόμηση. Ωστόσο, η διάκριση διαφορετικών κατηγοριών σύμφωνα με τη φασματική μεταβλητότητα είναι συχνά ανακριβής (Janssen et al., 1990, Bruzzone et al., 1997), δεδομένης της χαμηλής φασματικής «διαχωρισιμότητας» των στόχων.

Η διαδικασία της ταξινόμησης πρέπει να αρχίζει με την απόκτηση των κατάλληλων δεδομένων, με πρώτο βήμα μια οπτική φωτοερμηνεία της δορυφορικής εικόνας. Μετά από μια σειρά λειτουργιών, όπως ραδιομετρική και γεωμετρική διόρθωση και εφαρμογές φίλτρων, για την προεπεξεργασία και τη βελτίωση της εικόνας ξεκινά η πραγματική διαδικασία ταξινόμησης. Αυτή η διαδικασία χωρίζεται σε διάφορα στάδια και απαιτείται να αποφασιστεί εάν θα πραγματοποιηθεί ταξινόμηση χωρίς επίβλεψη ή/και επιβλεπόμενη ταξινόμηση.

Οι μέθοδοι ταξινόμησης διακρίνονται σε δύο κατηγορίες:

- Ταξινόμηση χωρίς επίβλεψη, η οποία περιλαμβάνει καθαρή στατική ανάλυση πολυφασματικών δεδομένων από μια περιοχή, χωρίς λήψη περιοχών αναφοράς, δηλαδή δειγμάτων εκπαίδευσης.
- Επιβλεπόμενη ταξινόμηση, στην οποία κάθε κατηγορία αντικειμένων θα συντονίζεται σε περιοχές αναφοράς, οι οποίες ονομάζονται περιοχές εκπαίδευσης. Οι περιοχές αυτές ανήκουν σαφώς σε μια συγκεκριμένη κατηγορία και ενισχύουν τη στατιστική ταξινόμηση.

Η μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση χρησιμοποιεί τη στατιστική κατανομή των pixel εντός των χώρων χαρακτηριστικών αποκλειστικά για τη διαφοροποίηση μεταξύ των κλάσεων. Ένας χώρος χαρακτηριστικών και οι διαστάσεις του ορίζονται μέσω του αριθμού των ζωνών που καταγράφονται (φασματικές περιοχές). Ο δορυφόρος LANDSAT 7 έχει, για παράδειγμα, έξι κανάλια, επομένως κάθε εικονοστοιχείο από αυτόν τον δορυφόρο έχει έξι τιμές κλίμακας του γκρι. Τα εικονοστοιχεία έχουν ένα χαρακτηριστικό διάνυσμα στον χώρο χαρακτηριστικών με έξι διαστάσεις. Κάθε εικονοστοιχείο έχει, μέσω του χαρακτηριστικού του διανύσματος, δηλαδή την τιμή του χαρακτηριστικού του, μια συγκεκριμένη θέση σε αυτό το χώρο.

Οι συλλογές ή τα λεγόμενα συμπλέγματα εικονοστοιχείων (pixel clusters) εντός του χώρου των εκάστοτε χαρακτηριστικών αντιπροσωπεύουν συγκεκριμένες κλάσεις. Όσο πιο κοντά βρίσκονται δύο pixel μεταξύ τους στον χώρο χαρακτηριστικών, τόσο πιο όμοια είναι και τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα να ανήκουν στην ίδια κατηγορία. Υπάρχουν δύο διαδικασίες για την ταξινόμηση ή την ομαδοποίηση των pixel.

- Ξεκινώντας με μεμονωμένα pixel, τα περισσότερα όμοια pixel θα ομαδοποιηθούν βήμα προς βήμα. Στο τέλος, όλα τα pixel θα έχουν ομαδοποιηθούν με τη σειρά τους σε κλάσεις.
- Ξεκινώντας με το σύνολο των pixel: Η ομαδοποίηση σε συγκεκριμένο αριθμό κλάσεων είναι ο στόχος της διαδικασίας η οποία ονομάζεται ομαδοποίηση.

Ένας καλός και αξιόπιστος ταξινομητής αναγνωρίζει σημαντικές διαφορές στα χαρακτηριστικά διανύσματα, τα οποία στη συνέχεια μπορούν να συντονιστούν με κάθε κλάση. Αυτές οι διαφορές και ομοιότητες απεικονίζονται σχεδόν πάντα σε περισσότερες από τρεις εμφανίσιμες διαστάσεις.

Η μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση μπορεί να θεωρηθεί και ως προετοιμασία, δηλαδή το πρώτο βήμα το οποίο θα οδηγήσει σε μια επιβλεπόμενη ταξινόμηση. Με το αποτέλεσμα της διαδικασίας αυτής

μπορεί να ελεγχθεί εάν τα δεδομένα μπορούν να διανεμηθούν στον αριθμό των κλάσεων οι οποίες έχουν οριστεί.

Στην επιβλεπόμενη ταξινόμηση, σε αντίθεση με την μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση οι κλάσεις αναφοράς χρησιμοποιούνται ως πρόσθετες πληροφορίες, με τη διαδικασία αυτή καθαυτή να καθορίζει με ασφάλεια ποιες κατηγορίες είναι το αποτέλεσμα της ταξινόμησης. Τα βήματα της μεθόδου είναι τα ακόλουθα:

- Ορισμός των κατηγοριών χρήσης γης και κάλυψης γης, φασματικές κατηγορίες όπως δάση κωνοφόρων, φυλλοβόλα δάση, νερό, γεωργία κ.λπ.
- Δημιουργία κατάλληλων περιοχών εκπαίδευσης, με την έννοια των περιοχών αναφοράς για κάθε τάξη.
- Εκτέλεση της αληθινής ταξινόμησης με τη βοήθεια κατάλληλου αλγορίθμου ταξινόμησης.
- Επαλήθευση, αξιολόγηση και επιθεώρηση των αποτελεσμάτων.

Οι περιοχές εκπαίδευσης επιλέγονται από την εξεταζόμενη περιοχή, για παράδειγμα από χάρτες, αεροφωτογραφίες ή δορυφορικές εικόνες και αρχειοθετούνται έπειτα από μια διαδικασία εξερεύνησης της τοποθεσίας. Οι περιοχές για κάθε κατηγορία θα καθοριστούν για κάθε μία από τις κατηγορίες χρήσεων γης όπως δάση κωνοφόρων, υδάτινες περιοχές κ.λπ., και θα χρησιμοποιηθούν ως αναφορά για τον ταξινομητή.

Το μέγεθος της περιοχής εκπαίδευσης η οποία επιλέγεται κάθε φορά είναι σημαντικό χαρακτηριστικό κατά την επιλογή περιοχών εκπαίδευσης. Το μέγεθος εξαρτάται από τη φασματική ανάλυση της δορυφορικής εικόνας. Για παράδειγμα, όταν μια δορυφορική εικόνα πρέπει να ταξινομηθεί, και έχει φασματική ανάλυση 30 m (ένα pixel αντιπροσωπεύει 30 m x 30 m), το μέγεθος της περιοχής εκπαίδευσης θα πρέπει να είναι τουλάχιστον 90 m x 90 m για να είμαστε σίγουροι ότι έχει ληφθεί ένα ολόκληρο pixel. Η επιλεγμένη περιοχή εκπαίδευσης θα πρέπει να είναι ομοιογενής και να απλώνεται σε ολόκληρη τη δορυφορική εικόνα, ώστε να μπορεί να ταξινομηθεί, δηλαδή θα πρέπει να υπάρχουν αρκετές περιοχές για κάθε τάξη.

Οι σημαντικότερες μέθοδοι επιβλεπόμενης ταξινόμησης στα πλαίσια της παρούσας μελέτης είναι οι εξής, (Αργιαλάς, 1998):

- Ταξινόμηση Ελάχιστης Απόστασης (Minimum Distance)

Είναι μία από τις απλούστερες μεθοδολογίες επιβλεπόμενης ταξινόμησης και υπολογίζονται οι μέσες τιμές για κάθε φασματικό κανάλι των περιοχών εκπαίδευσης. Αυτές οι τιμές αντιπροσωπεύουν το διάνυσμα των μέσων τιμών των περιοχών εκπαίδευσης, επομένως και των αντίστοιχων τάξεων. Κάθε εικονοστοιχείο ταξινομείται σε μία τάξη με βάση την απόσταση του από το διάνυσμα μέσων τιμών της τάξης, άρα εντάσσεται στην τάξη στην οποία η απόσταση της αντίστοιχης περιοχής εκπαίδευσης από την προβολή του εικονοστοιχείου στο φασματικό χώρο προτύπων, ο οποίος ορίζεται από τα φασματικά κανάλια, είναι ελάχιστη.

- Ταξινόμηση Μέγιστης Πιθανοφάνειας (Maximum Likelihood)

Σε αυτή την ταξινόμηση υπολογίζεται η διασπορά και η συνδιασπορά της τάξης όταν γίνεται ταξινόμηση ενός αγνώστου εικονοστοιχείου. Η υπόθεση η οποία γίνεται είναι ότι σε κάθε τάξη η κατανομή του νέφους των σημείων, δηλαδή τα διανύσματα τιμών των εικονοστοιχείων, τα οποία απαρτίζουν την κατηγορία είναι κανονική (Gaussian, normally distributed). Κάτω από αυτή την υπόθεση η κατανομή της φασματικής απόκρισης της τάξης μπορεί να περιγραφεί πλήρως από το μέσο διάνυσμα και τον πίνακα συνδιασποράς. Με δεδομένες τις παραπάνω παραμέτρους μπορεί να υπολογιστεί η στατιστική πιθανότητα να ανήκει ένα εικονοστοιχείο σε μία κατηγορία.

- Ταξινόμηση Φασματικής Γωνίας (Spectral Angle Mapping)

Η ταξινόμηση φασματικής γωνίας βασίζεται στη φυσική του φάσματος και χρησιμοποιεί τη Ν-διάσταση γωνία για να εντάξει κάποια εικονοστοιχεία σε μία φασματική υπογραφή αναφοράς. Ο αλγόριθμος προσδιορίζει την ομοιότητα μεταξύ δύο φασματικών υπογραφών υπολογίζοντας τη φασματική γωνία μεταξύ των δύο φασματικών υπογραφών τις οποίες θεωρεί ως διανύσματα σε ένα χώρο διάστασης τέτοιας όσα είναι τα κανάλια της εικόνας. Η τεχνική αυτή εφαρμόζεται συνήθως σε ατμοσφαιρικά διορθωμένες και βαθμονομημένες τηλεπισκοπικές απεικονίσεις των οποίων οι ψηφιακές τιμές είναι τιμές ανακλαστικότητας και οι φασματικές υπογραφές αναφοράς μπορεί να προέρχονται είτε από φασματικές μετρήσεις πεδίου ή από φασματικές βιβλιοθήκες ή και από περιοχές εκπαίδευσης. Η μέθοδος συγκρίνει τις φασματικές γωνίες μεταξύ των φασματικών υπογραφών αναφοράς και το φασματικό διάνυσμα κάθε εικονοστοιχείου σε ένα χώρο Ν διαστάσεων, όπου Ν ο αριθμός των καναλιών. Μικρές γωνίες συνεπάγονται μεγάλη ομοιότητα ενώ μεγάλες γωνίες συνεπάγονται μικρή ομοιότητα.

- Ταξινόμηση Εγγύτερου Γείτονα (k-Nearest Neighbor Algorithm)

Ο αλγόριθμος k-εγγύτερου γείτονα, γνωστός και ως KNN ή k-NN, είναι ένας μη παραμετρικός, επιβλεπόμενος ταξινομητής εκμάθησης, ο οποίος χρησιμοποιεί την εγγύτητα για να κάνει ταξινομήσεις ή προβλέψεις σχετικά με την ομαδοποίηση ενός μεμονωμένου σημείου το οποίο ανήκει σε συγκεκριμένη κλάση δεδομένων. Ενώ μπορεί να χρησιμοποιηθεί είτε για προβλήματα παλινδρόμησης είτε για προβλήματα ταξινόμησης, συνήθως χρησιμοποιείται ως αλγόριθμος ταξινόμησης, με βάση την υπόθεση ότι παρόμοια σημεία μπορούν να βρεθούν το ένα κοντά στο άλλο. Στις περιπτώσεις εκτέλεσης ταξινόμησης αποδίδεται μια ετικέτα κλάσης με βάση την πλειοψηφία, δηλαδή χρησιμοποιείται η ετικέτα η οποία αναπαρίσταται πιο συχνά γύρω από ένα δεδομένο σημείο δεδομένων, με το βιβλιογραφικό όρο διαδικασία της "ψηφοφορία της πλειοψηφίας", ώστε να απαιτεί τεχνικά πλειοψηφία μεγαλύτερη του 50%, η οποία λειτουργεί κυρίως όταν υπάρχουν μόνο δύο κατηγορίες. Όταν υπάρχουν πολλές κλάσεις, π.χ. τέσσερις κατηγορίες, δεν χρειάζεται απαραίτητα το 50%, αλλά θα μπορούσε να οριστεί σε μία κατηγορία με μια ετικέτα τάξης με ψήφο μεγαλύτερη από 25%. Αν και υπάρχουν πολλά μέτρα απόστασης τα οποία χρησιμοποιούνται, το συνηθέστερο είναι η Ευκλείδεια απόσταση. Η Ευκλείδεια απόσταση (p=2) είναι το πιο συχνά χρησιμοποιούμενο μέτρο απόστασης και περιορίζεται σε διανύσματα πραγματικών τιμών. Χρησιμοποιώντας τον παρακάτω τύπο, μετρά μια ευθεία γραμμή μεταξύ του σημείου προς ταξινόμηση και του άλλου σημείου το οποίο αποτελεί το σημείο αναφοράς.

Ο τύπος της Ευκλείδειας απόστασης είναι ο εξής:

$$d = \sqrt{[(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2]}$$

όπου,

- $(x_1, y_1)$  οι συντεταγμένες του ενός σημείου
- $(x_2, y_2)$  οι συντεταγμένες του δεύτερου σημείου
- d η απόσταση μεταξύ των σημείων  $(x_1, y_1)$  και  $(x_2, y_2)$ .

Οι τεχνικές εγγύτερων γειτόνων έχουν χρησιμοποιηθεί για μια μεγάλη ποικιλία εφαρμογών απογραφής δασών, συμπεριλαμβανομένης της απόδοσης τιμών για παρατηρήσεις που λείπουν σε βάσεις δεδομένων απογραφής (LeMay and Temesgen, 2005, Moeur and Stage, 1995, Temesgen et al., 2003), χαρτογράφηση δασικών χαρακτηριστικών χρησιμοποιώντας τις τιμές των φασματικών καναλιών δορυφορικών εικόνων (Franco-Lopez et al., 2001, McRoberts et al., 2007).

Για την αξιολόγηση και επιθεώρηση των αποτελεσμάτων, ένας από τους πιο συνηθισμένους τρόπους έκφρασης της ακρίβειας ταξινόμησης είναι η δημιουργία πινάκων σφαλμάτων ταξινόμησης ή πίνακες σύγχυσης. Υπολογίζεται η πιθανότητα ένα ρixel να ανήκει σε μια κλάση, αλλά και η διαφορά μεταξύ των πιθανοτήτων ότι ανήκει στην διπλανή κλάση ή στην πιθανότερη κλάση. Τα αποτελέσματα θα παρέχονται με τη μορφή πίνακα σύγχυσης των περιοχών εκπαίδευσης, προκειμένου να φανεί η καταλληλότητα επιλογής τους. Τέτοιοι πίνακες είναι τετραγωνικοί με αριθμούς γραμμών και στηλών ίσο με τον αριθμό των κατηγοριών, η ακρίβεια των οποίων εκτιμάται.

Από τους πίνακες σύγχυσης εξάγονται αρκετά χρήσιμα συμπεράσματα για την επιτυχία της ταξινόμησης. Οι γραμμές του πίνακα σύγχυσης είναι η ταξινόμηση και οι στήλες του είναι οι περιοχές ελέγχου. Η κύρια διαγώνιος περιλαμβάνει όλα τα δεδομένα εκείνα τα οποία ταξινομήθηκαν στην σωστή κατηγορία, ενώ τα εικονοστοιχεία εκτός διαγωνίου είναι σφάλματα. Εξάγεται, δηλαδή το σφάλμα απόρριψης ή παράλειψης το οποίο υπολογίζεται ανά στήλη και εμφανίζει τα εικονοστοιχεία τα οποία δεν έχουν εισαχθεί στη σωστή κατηγορία και το σφάλμα συμπερίληψης το οποίο υπολογίζεται ανά γραμμή και δείχνει τα εικονοστοιχεία που έχουν συμπεριληφθεί σε άλλη κατηγορία. Συμπεραίνεται, λοιπόν, ότι το σφάλμα απόρριψης μπορεί να είναι μέχρι 100%, ενώ το σφάλμα συμπερίληψης να είναι πολύ μεγαλύτερο.

Με την εκτέλεση της πρόσθεσης των τιμών της διαγωνίου και στη συνέχεια τη διαίρεση του συνόλου τους με τον συνολικό αριθμό των ρixel εξάγεται η συνολική ακρίβεια ταξινόμησης (overall accuracy). Ο δείκτης overall accuracy, δηλαδή, είναι ο δείκτης της συνολικής ακρίβειας της ταξινόμησης. Το μειονέκτημα του δείκτη αυτού είναι ότι δεν δίνει πληροφορίες για το πως ταξινομήθηκαν οι μεμονωμένες κατηγορίες.

Από την άλλη ο δείκτης Kappa Index of Agreement (KIA) θεωρείται πιο αξιόπιστος από τον πίνακα σύγχυσης και ελέγχει το σφάλμα ανά κατηγορία. Ο δείκτης αυτός δεν επηρεάζεται από το πλήθος των ρixels γιατί δεν χρησιμοποιεί το ίχνος του πίνακα αλλά χρησιμοποιεί την αναλογία του σφάλματος ανά στήλη. Άρα, η διαφορά που εμφανίζεται ανάμεσα στους δύο δείκτες οφείλεται, πχ αν για μία κατηγορία επιλεγθεί μεγαλύτερο δείγμα ελέγχου συγκριτικά με τις υπόλοιπες κατηγορίες, στο γεγονός ότι όλα αυτά τα ρixels έχουν ταξινομηθεί σωστά, επομένως μεγαλώνει ο αριθμητής του δείκτη (overall accuracy) και συνεπώς ο ίδιος ο δείκτης. Ο συντελεστής Kappa εκφράζει την αναλογική μείωση των σφαλμάτων που δημιουργούνται κατά τη διαδικασία ταξινόμησης σε σχέση με το σφάλμα μιας εντελώς τυχαίας κατάταξης. Η στατιστική παράμετρος K υπολογίζεται ως:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^k [x_{ii}] - \sum_{i=1}^k [x_{i+} \cdot x_{+i}]}{N^2 - \sum_{i=1}^k [x_{i+} \cdot x_{+i}]}$$

όπου,

k = ο αριθμός των γραμμών του πίνακα σύγχυσης,

x<sub>ii</sub> = ο αριθμός των παρατηρήσεων στη γραμμή i και τη στήλη i (στην κύρια διαγώνιο),

x<sub>i+</sub> = το σύνολο των παρατηρήσεων στη γραμμή i (στο δεξί μέρος του πίνακα),

x<sub>+i</sub> = το σύνολο των παρατηρήσεων στη στήλη i (στο κάτω μέρος του πίνακα), και

N = ο συνολικός αριθμός των παρατηρήσεων που περιλαμβάνονται στον πίνακα

Περαιτέρω μέθοδοι οι οποίες αξιολογούν την ακρίβεια και την απόδοση είναι η «Overall Accuracy», η «Precision», η «Recall», η «F1 Score» και η «Quality». Εξετάζοντας το αποτέλεσμα μίας ταξινόμησης εικονοστοιχείων ή αντικειμένων κατάτμησης και λαμβάνοντας τα δεδομένα του πίνακα σύγκυσης, έστω για ένα πρόβλημα ταξινόμησης σε κατηγορίες χρήσεων γης, τοποθετούνται στις εξής τέσσερις (4) κατηγορίες:

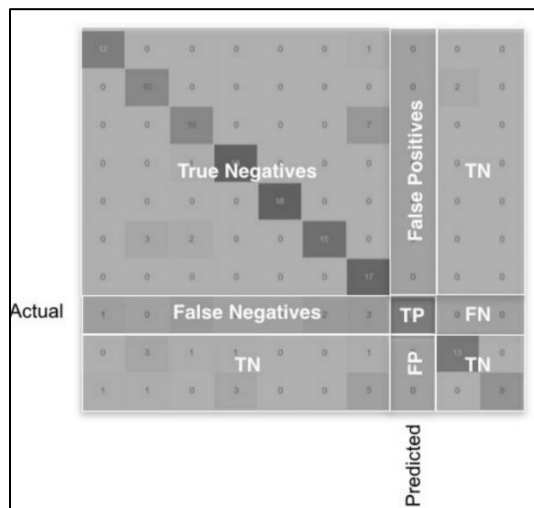
- Pixels τα οποία ανήκουν πραγματικά στην κατηγορία χρήσης γης στην οποία ταξινομήθηκαν, ονομάζονται TRUE POSITIVE (TP).
  - Pixels τα οποία δεν ανήκουν πραγματικά στην κατηγορία χρήσης γης και δεν ταξινομήθηκαν σε αυτή ονομάζονται TRUE NEGATIVE (TN).
  - Pixels τα οποία δεν ανήκουν πραγματικά στην κατηγορία χρήσης γης στην οποία ταξινομήθηκαν, ονομάζονται FALSE POSITIVE (FP).
  - Pixels τα οποία ανήκουν πραγματικά σε μία κατηγορία χρήσης γης αλλά δεν ταξινομήθηκαν σε αυτή, ονομάζονται FALSE NEGATIVE (FN).
- Οι παρατηρήσεις οι οποίες προβλέπονται σωστά είναι οι TRUE POSITIVE (TP) και οι TRUE NEGATIVE (TN), επιδιωκόμενος σκοπός είναι να ελαχιστοποιηθούν οι παρατηρήσεις TRUE NEGATIVE (TN) και FALSE NEGATIVE (FN).

		PREDICTED LABEL	
		NEGATIVE	POSITIVE
TRUE LABEL	NEGATIVE	TRUE NEGATIVE	FALSE POSITIVE
	POSITIVE	FALSE NEGATIVE	TRUE POSITIVE

Εικόνα 4 Ο πίνακας σύγκυσης για ένα πρόβλημα ταξινόμησης δύο θεματικών κατηγοριών Πηγή: [medium.com](https://medium.com/), 2019

Ο πίνακας σύγκυσης μπορεί να οριστεί και για οποιοδήποτε πρόβλημα ταξινόμησης N-κλάσεων, όπως στο πρόβλημα ταξινόμησης της παρούσας μελέτης. Στον άξονα x έχουμε τις κατηγορίες στις οποίες ταξινομεί ο αλγόριθμος τα εικονοστοιχεία και στον άξονα y έχουμε τις πραγματικές κατηγορίες στις οποίες ανήκουν, βάσει των δεδομένων ελέγχου τα οποία έχουν καθοριστεί. Στην ιδανική περίπτωση, ένας τέλειος ταξινομητής θα είχε ως αποτέλεσμα έναν πίνακα σύγκυσης όπου όλες οι τιμές θα βρίσκονταν μόνο στη διαγώνιο.

Τα δεδομένα τα οποία προκύπτουν από τον κάθε πίνακα σύγκυσης ταξινομούνται σε κάθε μία από τις τέσσερις κατηγορίες για να χρησιμοποιηθούν, περαιτέρω, σε κάθε μέθοδο αξιολόγησης της ακρίβειας και απόδοσης κάθε αλγορίθμου ταξινόμησης.



Εικόνα 5 Ο πίνακας σύγχυσης για ένα πρόβλημα ταξινόμησης πολλών θεματικών κατηγοριών Πηγή: [towardsdatascience.com](https://towardsdatascience.com/), 2020

Η ολική ακρίβεια (overall accuracy) είναι το πιο διαισθητικό μέτρο απόδοσης και εκφράζει μια αναλογία των σωστά προβλεπόμενων παρατηρήσεων,  $TP + TN$ , προς το σύνολο των παρατηρήσεων. Η ακρίβεια αποτελεί ένα εξαιρετικό μέτρο, αλλά μόνο στα συμμετρικά σύνολα δεδομένων, όπου οι τιμές των παρατηρήσεων  $FP$  και  $FN$  είναι σχεδόν ίδιες. Επομένως, είναι επιτακτικό να εξεταστούν και άλλες παράμετροι για την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου.

- Overall accuracy =  $(TP+TN) / (TP+FP+FN+TN)$

Ο δείκτης Precision είναι ο λόγος των σωστά προβλεπόμενων παρατηρήσεων  $TP$  προς τις συνολικές θετικές παρατηρήσεις  $TP + FP$ . Προσδιορίζει το ποσοστό των δεδομένων ελέγχου τα οποία έχουν ανιχνευθεί σωστά από τον αλγόριθμο.

- Precision =  $TP / (TP+FP)$

Ο δείκτης Recall (ονομάζεται επίσης Sensitivity) είναι ο λόγος των σωστά προβλεπόμενων παρατηρήσεων  $TP$  προς όλες τις παρατηρήσεις οι οποίες ανήκουν στη δεδομένη κλάση. Προσδιορίζει το ποσοστό των δεδομένων ελέγχου τα οποία έχουν ανιχνευθεί από τον αλγόριθμο.

- Recall =  $TP / TP+FN$

Ο δείκτης F1 είναι ο σταθμισμένος μέσος όρος των δεικτών Precision και Recall, δηλαδή ο δείκτης λαμβάνει υπόψη τόσο τις παρατηρήσεις  $FP$ , όσο και τις  $FN$ . Είναι πιο χρήσιμος από το δείκτη Precision, ειδικά για άνιση κατανομή κλάσης. Η ακρίβεια λειτουργεί καλύτερα εάν οι παρατηρήσεις  $FP$  και  $FN$  έχουν ίδια βάρη, σε αντίθετη περίπτωση είναι καλύτερο να χρησιμοποιηθούν οι δείκτες Precision και Recall.

- F1 Score =  $2*(Recall * Precision) / (Recall + Precision)$

Ο δείκτης Quality προσδιορίζει ένα γενικευμένο ποσοστό το οποίο συνδυάζει τις μετρήσεις για την πληρότητα και την ορθότητα των αποτελεσμάτων.

- Quality =  $TP / TP+FN + FP$

## 2.2 Αντικειμενοστρεφής Ανάλυση

### 2.2.1 Κύριες αρχές αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης

Η εξελισσόμενη ραγδαία νέα εποχή των λογισμικών χαρτογραφίας και των γεωγραφικών συστημάτων πληροφοριών, για να ανταποκρίνεται στις σύγχρονες ανάγκες της επαγγελματικής και επιστημονικής κοινότητας έχει επιφέρει την εκτέλεση ψηφιοποίησης όλων των χαρακτηριστικών σε μια εικόνα και της ταξινόμησης αυτών των χαρακτηριστικών με το πάτημα ενός κουμπιού. Αυτές οι δύο διαδικασίες είναι η πολυεπίπεδη κατάτμηση και η ταξινόμηση οι οποίες εκτελούνται στην ανάλυση εικόνας βάσει αντικειμένων- Object Based Image Analysis (OBIA), πιο αποτελεσματικά και με ακρίβεια. Ο πρωταρχικός σκοπός της OBIA είναι να παρέχει μια μέθοδο για την ανάλυση εικόνων υψηλής χωρικής ανάλυσης χρησιμοποιώντας φασματικά, χωρικά, υψής και τοπολογικά χαρακτηριστικά (Lang, 2008).

Η αντικειμενοστρεφής ανάλυση εικόνας (OBIA) ενσωματώνει γεωγραφικές πληροφορίες – Geographical Information (GI) και τηλεπισκόπηση. Η ανάλυση εικόνας γίνεται, επίσης, σε άλλους κλάδους, όπως η όραση υπολογιστών, η επιστήμη των υλικών ή η βιοϊατρική απεικόνιση (Blaschke et al., 2004), οι οποίες εισήγαγαν τον όρο «Geographic Object-Based Image Analysis (GEOBIA)» για να υποδείξουν την ανάλυση εικόνας η οποία εκτελείται από επιστήμονες τηλεπισκόπησης, ειδικούς GIS και περιβαλλοντικούς κλάδους.

Υπάρχουν δύο ουσιαστικοί λόγοι για αυτό, η διαθεσιμότητα εικόνων τηλεπισκόπησης υψηλής χωρικής ανάλυσης και λογισμικού, τόσο εμπορικού όσο και ανοιχτού κώδικα, για την εφαρμογή της GEOBIA. Στη GEOBIA, θεωρείται ότι τα αντικείμενα εικόνας τα οποία παράγονται με κατάτμηση μπορούν να συνδεθούν ρητά με τα γεωγραφικά αντικείμενα ενδιαφέροντος (Shackelford και Davis, 2003, Zhou et al., 2007). Έτσι, η τμηματοποίηση είναι το κλειδί για τη GEOBIA (Lizarazo και Elsner, 2011).

Ουσιαστικά, αυτό που κάνει η κατάτμηση είναι να αναπαράγει αυτό που κάνουν η λειτουργία των ματιών, αλλά με τα διάφορα αντικείμενα ως τμηματοποιημένα αντικείμενα, ώστε λαμβάνοντας υπόψη και τις φασματικές, γεωμετρικές και χωρικές ιδιότητές τους, να ταξινομηθούν σε κατηγορίες κάλυψης γης. Ουσιαστικά αυτή είναι και η διαφορά, όταν χρησιμοποιούνται παραδοσιακές τεχνικές ταξινόμησης εικόνων, στις οποίες δεν έχουν ληφθεί υπόψη τους όλες αυτές οι παράμετροι των αντικειμένων εις βάθος, αλλά το αποτέλεσμα της ταξινόμησης καθορίζει η ποιότητα της εκλογής των περιοχών εκπαίδευσης για κάθε κατηγορία. Οι δύο βασικές αρχές της ανάλυσης εικόνας βάσει αντικειμένων (OBIA), είναι:

- Κατάτμηση: Ο διαχωρισμός των αντικειμένων πάσης φύσεως στην εικόνα σε αντικείμενα τα οποία αντιπροσωπεύουν χαρακτηριστικά και παραμέτρους μίας μεμονωμένης κατηγορίας χρήσης γης.
- Ταξινόμηση: Η ταξινόμηση αυτών των αντικειμένων χρησιμοποιώντας το σχήμα, το μέγεθος, τις χωρικές και φασματικές τους ιδιότητες.





Εικόνα 6 Η ανάλυση εικόνας βάσει αντικειμένων (OBIA) είναι μια διαδικασία η οποία ομαδοποιεί παρόμοια εικονοστοιχεία σε αντικείμενα Πηγή: [gisgeography.com](http://gisgeography.com), 2020

Η αρχή της δημιουργίας αντικειμένων με κατάτμηση βασίζεται στη διαδικασία, σε μια εικόνα, να ομαδοποιούνται τα pixels ώστε να σχηματιστούν αντικείμενα, τα οποία θα ταυτίζονται με τα χαρακτηριστικά κάλυψης γης, σε μία δεδομένη περιοχή και να γίνονται κατανοητά, παρόμοια με το πώς τα μάτια επεξεργάζονται το περιβάλλον. Το προκαταρκτικό βήμα στην OBIA για μία εικόνα χωρικής ανάλυσης 50 cm, ο αλγόριθμος πολυεπίπεδης κατάτμησης, διασπά μια εικόνα σε αντικείμενα, με βάση τις παραμέτρους κλίμακας (scale), συμπαγούς (compactness) και σχήματος (shape), τις οποίες εισάγει ο χρήστης.

Επιλέγεται μια παράμετρος κλίμακας την οποία μπορούμε να εκτιμήσουμε για να σχηματιστούν τα πιο σημαντικά αντικείμενα. Το επόμενο βήμα είναι να διαμορφωθούν τα βάρη για όλα τα φασματικά κανάλια (επίπεδα) τα οποία θέλουμε να συμμετέχουν, και να ληφθούν υπόψη οι φασματικές υπογραφές των αντικειμένων σε αυτά, στην κατάτμηση. Αυτό σημαίνει ότι δεν εκτελείται η κατάτμηση μόνο κατά κόκκινο, πράσινο ή μπλε, αλλά επίσης τμηματοποιούμε τις εντάσεις των ψηφιακών μοντέλων υψομέτρων και εδάφους (DEM και DSM), εγγύς υπέρυθρου (NIR) ή ακόμα και τιμών υψομέτρων ανάκλασης – σάρωσης LiDAR.

Αφού πραγματοποιηθεί η κατάτμηση στην εικόνα, θα εκτελεστεί η ταξινόμηση χαρακτηριστικών κάλυψης γης για κάθε αντικείμενο με βάση τις φασματικές, γεωμετρικές και χωρικές ιδιότητες τους, π.χ. για τα αντικείμενα μπορούν να ληφθούν υπόψη η γεωμετρία, η περιοχή, το χρώμα, το σχήμα, η υφή, η γειτνίαση με τα υπόλοιπα αντικείμενα και περιοχές κ.α.

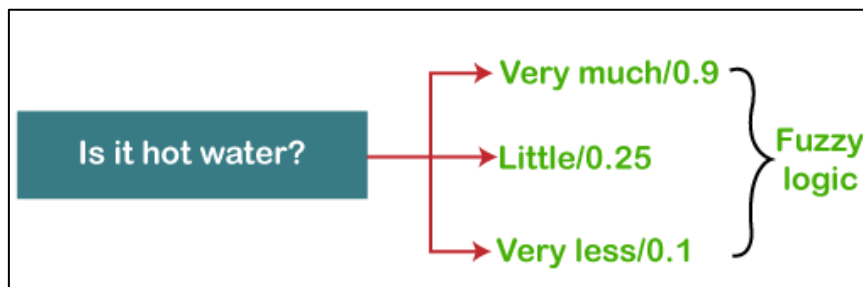
Στο υπόψη λογισμικό Trimble eCognition, το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την εκτέλεση του πειράματος υπάρχουν φαινομενικά ατελείωτα στατιστικά στοιχεία για την ταξινόμηση των κτηρίων. Η επιλογή των καταλληλότερων τρόπων και χαρακτηριστικών τα οποία θα επιλέξει κανείς, επαφίεται στο χρήστη, ωστόσο, δεν υπάρχει κάποιος καλύτερος τρόπος ταξινόμησης χαρακτηριστικών κάλυψης γης, χρησιμοποιώντας την OBIA.

Ενδεικτικά, παρατίθενται κάποια χαρακτηριστικά στοιχεία ταξινόμησης κάλυψης γης χρησιμοποιώντας την ανάλυση εικόνας βάσει αντικειμένων OBIA:

- Το νερό είναι επίπεδο με χαρακτηριστικά χαμηλές τιμές ψηφιακού μοντέλου επιφανείας (DSM), συσσωρεύεται σε βαθουλώματα με υψηλό Topographic Wetness Index (TWI) ή χαμηλό Topographic Position Index (TPI), έχει χαμηλή θερμοκρασία (θερμικό υπέρυθρο – TIRS) και έχει υψηλή απορρόφηση κοντά στο υπέρυθρο και αρνητικό κανονικοποιημένο δείκτη βλάστησης NDVI.
- Η βλάστηση παρουσιάζει ποικίλα ύψη, υψηλή τυπική απόκλιση DSM και έχει υψηλή ανάκλαση κοντά στο υπέρυθρο και υψηλή τιμή NDVI.
- Τα κτήρια είναι συχνά ορθογώνια (υψηλή ορθογώνια εφαρμογή), είναι ψηλά με υψηλές τιμές DSM και έχουν μεγάλες κλίσεις εάν πρόκειται για κεραμοσκεπή κτήρια.

- Η χαμηλή βλάστηση, π.χ. γρασίδι παρουσιάζει χαμηλές τιμές του DSM, βρίσκεται σε επίπεδο με χαμηλή τυπική απόκλιση DSM και έχει μέτρια ανάκλαση κοντά στο υπέρυθρο και μέτρια τιμή NDVI.
- Το οδικό δίκτυο αντανακλάει πολύ φως, δηλαδή έχει υψηλές τιμές φωτεινότητας στα κανάλια του ορατού φάσματος RGB, βρίσκεται σε επίπεδο με χαμηλό DSM, έχει υψηλή ένταση φωτός και χαμηλή ή αρνητική τιμή NDVI.

Τα παραπάνω, μπορούν να ρυθμιστούν ως σύνολα κανόνων, για διαφορετικά χαρακτηριστικά (κανάλια) και δείκτες εικόνας, τα οποία αποτελούν ένα σύνολο προκαθορισμένων βημάτων για την ταξινόμηση αντικειμένων. Στη βάση της ασαφούς λογικής, οι κανόνες αυτοί υλοποιούνται με τη θέσπιση ενός διαστήματος μέσα στο οποίο, ανάλογα την τιμή αντανάκλασης κάθε αντικειμένου στο συγκεκριμένο χαρακτηριστικό, ο χρήστης αποφασίζει με την εφαρμογή των διαθέσιμων καμπυλών και συναρτήσεων συμμετοχής (membership function), αν το αντικείμενο θα ταξινομηθεί σε συγκεκριμένη θεματική κατηγορία.



Εικόνα 7 Παράδειγμα ασαφούς λογικής Πηγή: javatpoint.com, 2019

Εναλλακτικά, το λογισμικό Trimble eCognition παρέχει τη δυνατότητα ταξινόμησης εγγύτερου γείτονα, όπου η ταξινόμηση εκτελείται με βάση καθορισμένα δείγματα τα οποία επιλέγονται από τις εκάστοτε κατηγορίες χρήσης γης οι οποίες έχουν ανιχνευθεί στην δορυφορική εικόνα.

### 2.2.2 Αλγόριθμος πολλαπλής κατάτμησης εικόνας

Η πολυεπίπεδη κατάτμηση αποτελεί το αρχικό στάδιο των διαδικασιών ανάλυσης και ταξινόμησης μίας εικόνας, μέσω του οποίου δημιουργούνται τα αντικείμενα στην εικόνα. Ο αλγόριθμος κατάτμησης μίας εικόνας εκτελείται από το χρήστη και αναλύεται η εικόνα σε επιμέρους αντικείμενα ανά επίπεδο, με βάση ένα σύνολο κριτηρίων. Τα επιμέρους επίπεδα της πολλαπλής κατάτμησης περιέχουν τη δική τους πληροφορία η οποία εξάγεται κάθε φορά, ανάλογα τα κριτήρια τα οποία θέτει ο χρήστης και τα αντικείμενα κάθε επιπέδου αναλύονται σε μικρότερα με σκοπό την πιο λεπτομερή ανάλυσή τους.

#### 2.2.2.1 Εισαγωγή στον αλγόριθμο πολλαπλής κατάτμησης

Η διαδικασία της πολυεπίπεδης κατάτμησης εκτελείται, σε κάθε επίπεδο, ως μία διαδικασία συνένωσης εικονοστοιχείων για το διαχωρισμό των αντικειμένων της εικόνας σε ομάδες αντικειμένων με ομοειδή χαρακτηριστικά, π.χ. με βάση το σχήμα τους. Ο αλγόριθμος εντοπίζει τα αντικείμενα τα οποία αποτελούνται από ένα μεμονωμένο εικονοστοιχείο, τα οποία τα συνενώνει δημιουργώντας μεγαλύτερα αντικείμενα εκτελώντας διαδοχικές επαναλήψεις. Οι επαναλήψεις διακόπτονται όταν δεν μπορεί να εκτελεστεί περαιτέρω συνένωση στα αντικείμενα με βάση την παράμετρο κλίμακας την οποία έχει θέσει ο χρήστης με σκοπό τον προσδιορισμό της ετερογένειας των χαρακτηριστικών του τελικού αντικειμένου. Συνεπώς, όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή κλίμακας (scale parameter) την οποία θέτει ο χρήστης, τόσο μεγαλύτερα αντικείμενα παράγονται. Η ετερογένεια αποτελεί τη συμπληρωματική επίδραση του χρώματος, δηλαδή των φασματικών χαρακτηριστικών, η οποία εκφράζεται μέσω της τυπικής απόκλισης των καναλιών, στο σχήμα, μέσω των χαρακτηριστικών του αν είναι ένα συμπαγές ή λείο αντικείμενο.

Ο χρήστης θέτει την παράμετρο της κλίμακας με βάση το βαθμό ομοιογένειας των αντικειμένων την οποία θέλει να πετύχει και έπειτα θέτει τις παραμέτρους αυτής, δηλαδή τα κριτήρια χρώματος (color) και του συμπληρωματικού του, του κριτηρίου του σχήματος (shape). Το κριτήριο του σχήματος αποτελεί την ένδειξη σε ποιο βαθμό θα συμμετέχει η φασματική υπογραφή και σε ποιο βαθμό το κριτήριο του

σχήματος στη διαδικασία συνένωσης των εικονοστοιχείων ή των αντικειμένων. Αν δοθεί μεγαλύτερη βαρύτητα στο κριτήριο του σχήματος, ο αλγόριθμος θα δημιουργήσει αντικείμενα με όσο το δυνατόν πιο κανονικό σχήμα αγνοώντας τη φασματική πληροφορία.

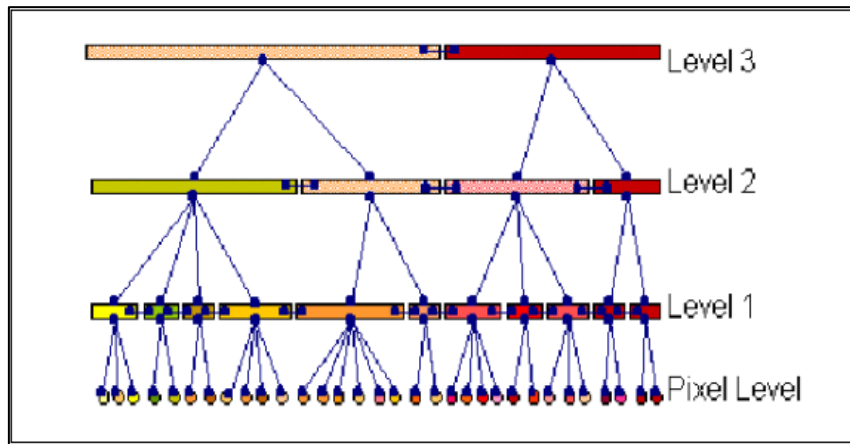
Η παράμετρος του σχήματος διακρίνεται στις παραμέτρους του συμπαγούς του σχήματος (compactness) και του λείου της οριογραμμής (smoothness), οι οποίες είναι και αυτές μεταξύ τους συμπληρωματικές, όπου αν δοθεί βαρύτητα στην παράμετρο του συμπαγούς του σχήματος ο αλγόριθμος θα δημιουργήσει περισσότερο συμπαγή αντικείμενα, δηλαδή όχι μεγάλου μήκους και μικρού πλάτους και στην άλλη περίπτωση αν δοθεί βαρύτητα στην παράμετρο του λείου της οριογραμμής θα σχηματιστούν αντικείμενα, όχι τόσο συμπαγή, και με περισσότερο λείο περίγραμμα.

#### 2.2.2.2 *Ιεραρχία των αντικειμένων της εικόνας*

Η δικτύωση και σύνδεση των αντικειμένων μίας εικόνας είναι άμεσα συνδεδεμένη με την αναπαράσταση των πληροφοριών της εικόνας μέσω αντικειμένων κατάτμησης. Ενώ, η τοπολογική σχέση ενός μοναδικού αντικειμένου με τα παρακείμενα εικονοστοιχεία δίνεται οπτικά από το αρχείου τύπου raster, ο συσχετισμός των παρακείμενων αντικειμένων της εικόνας πρέπει να είναι ρητά επεξεργασμένος για τον προσδιορισμό των γειτονικών του αντικειμένων. Κατά συνέπεια, το προκύπτον τοπολογικό δίκτυο υπερέχει καθώς επιτρέπει την αποτελεσματική διάδοση πολλών διαφορετικών ειδών σχεσιακών πληροφοριών. Κάθε εργασία ταξινόμησης απευθύνεται σε ορισμένη κλίμακα. Επομένως, είναι σημαντικό η μέση ανάλυση των αντικειμένων της εικόνας να μπορεί να προσαρμοστεί στην κλίμακα ενδιαφέροντος.

Οι πληροφορίες της εικόνας μπορούν να αναπαρασταθούν σε διαφορετικές κλίμακες με βάση το μέσο μέγεθος των αντικειμένων της εικόνας. Οι ίδιες εικόνες μπορούν να κατατμηθούν σε μικρότερα ή μεγαλύτερα αντικείμενα με σημαντικό αντίκτυπο σε όλες σχεδόν τις πληροφορίες οι οποίες μπορούν να προκύψουν από τα αντικείμενα της εικόνας. Έτσι, οι εξαγόμενες πληροφορίες από συγκεκριμένη κλίμακα μπορούν να είναι προσβάσιμες. Επιπλέον, είναι πιθανή η αναπαράσταση πληροφοριών της εικόνας σε διαφορετικές κλίμακες, ταυτόχρονα, από διαφορετικά επίπεδα (layers) αντικειμένων. Φέρνοντας διαφορετικά επίπεδα αντικειμένων σε σχέση μεταξύ τους, αυτό συμβάλει στην εξαγωγή περαιτέρω πολύτιμων πληροφοριών. Για παράδειγμα, αυτό προκύπτει από ιεραρχική σύνδεση, ή αλλιώς δικτύωση και αναπαράσταση των αντικειμένων της εικόνας. Σε μια τόσο αυστηρή ιεραρχική δομή, κάθε αντικείμενο γνωρίζει όχι μόνο τους γείτονές του αλλά και τα υπο-αντικείμενά του και τα υπερ-αντικείμενά του. Αυτό είναι πλεονέκτημα, επειδή επιτρέπει την ακριβή ανάλυση των υποδομών μιας συγκεκριμένης περιοχής, κάτι που δεν είναι δυνατό χωρίς αυστηρή ιεραρχική δομή. Επιπλέον, το σχήμα των υπερ-αντικειμένων μπορεί να μεταβληθεί με την αποομαδοποίηση και την εκ νέου ανασυγκρότηση των υπο-αντικειμένων, με βάση το σχήμα τους.

Οι διαφορετικές τεχνικές κατάτμησης στο λογισμικό eCognition μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την κατασκευή ενός ιεραρχικού δικτύου αντικειμένων εικόνας, το οποίο αναπαριστά τις πληροφορίες της εικόνας από διαφορετικές χωρικές αναλύσεις, ταυτόχρονα. Τα αντικείμενα της εικόνας είναι δικτυωμένα, έτσι ώστε κάθε αντικείμενο εικόνας «γνωρίζει» το περιεχόμενό του, το υπερ-αντικείμενό του και το υπο-αντικείμενό του. Έτσι, είναι δυνατό να οριστούν σχέσεις μεταξύ γειτονικών αντικειμένων, π.χ., το χαρακτηριστικό «Rel. Border to», ώστε να αξιοποιηθούν αυτού του είδους οι εσωτερικές τοπικές πληροφορίες. Ξεκινώντας από επίπεδο εικονοστοιχείου, κάθε επίπεδο έχει διαδοχική αρίθμηση.



Εικόνα 8 Ιεραρχία αντικειμένων σύμφωνα με την έννοια της πολυεπίπεδης κατάτμησης. Πηγή: Steinwendner, 200

Αυτό το ιεραρχικό δίκτυο είναι τοπολογικά καθορισμένο, δηλαδή, το όριο ενός υπερ-αντικείμενου θα πρέπει να ταυτίζεται με τα όρια των υπο-αντικειμένων του. Η περιοχή η οποία αντιπροσωπεύεται από ένα συγκεκριμένο αντικείμενο καθορίζεται από το άθροισμα των περιοχών των υπο-αντικειμένων του. Τεχνικά αυτό εφαρμόζεται σχετικά απλά, δεδομένου ότι όλες οι τεχνικές κατάτμησης οι οποίες παρέχει το λογισμικό eCognition είναι αλγόριθμοι συγχώνευσης περιοχών. Κάθε επίπεδο κατασκευάζεται με βάση τα άμεσα υπο-αντικείμενά του, δηλαδή τα υπο-αντικείμενα συγχωνεύονται σε μεγαλύτερα αντικείμενα στην εικόνα στο επόμενο επίπεδο. Η συγχώνευση αυτή περιορίζεται από τα σύνορα των υπερ-αντικειμένων, ωστόσο τα γειτονικά αντικείμενα της εικόνας δεν μπορούν να συγχωνευθούν όταν αποτελούν υπο-αντικείμενα διαφορετικών υπερ-αντικειμένων. Η συγχώνευση περιορίζεται από τα όρια των υπερ-αντικειμένων, γιατί γειτονικά αντικείμενα δε μπορούν να ενωθούν όταν τα υπό-αντικείμενα τους προέρχονται από διαφορετικά υπερ-αντικείμενα, αν και το σχήμα των υπερ-αντικειμένων δύναται να διορθωθεί αν ανακαταταχθούν τα υπό-αντικείμενα (Baatz et al, 2001).

### 2.2.3 Βασικές αρχές πολυεπίπεδης κατάτμησης

Ένα κρίσιμο βήμα σε οποιαδήποτε προσέγγιση ταξινόμησης χρήσεων γης με τεχνικές ΟΒΙΑ είναι η κατάτμηση του τοπίου σε σχετικά ομοιογενή αντικείμενα χρησιμοποιώντας πολλαπλά χαρακτηριστικά εισόδου (Blaschke et al., 2014). Η αποτελεσματικότερη μέθοδος για να εκτελεστεί η πολυεπίπεδη κατάτμηση είναι η εκτέλεση πολλών διαδοχικών δοκιμών με πειραματισμό ποικιλίας διαφορετικών παραμέτρων κλίμακας, χρώματος και σχήματος, αλλά και συμπαγούς του σχήματος και λείου της οριογραμμής, μέχρις ότου να επιτευχθεί το καταλληλότερο αποτέλεσμα ανάλογα τις απαιτήσεις της εργασίας την οποία εκτελούμε. Με κάθε επανάληψη της διαδικασίας τμηματοποίησης, ο αλγόριθμος είτε συγχωνεύει ένα αντικείμενο με τους γείτονές του είτε οριοθετεί το αντικείμενο από τους γείτονές του με βάση την τοπική ομοιογένεια των τιμών που λαμβάνονται από καθένα από τα ράστερ εισόδου. Αν η εικόνα στην οποία δουλεύουμε είναι μεγάλη, για αποφυγή καθυστέρησης χρόνου, υπάρχει η δυνατότητα να περικόψουμε μία αντιπροσωπευτική περιοχή της, να πειραματιστούμε σε αυτή με τις δοκιμές των παραμέτρων και στη συνέχεια ο επιλεγμένος αλγόριθμος κατάτμησης τον οποίο θα εφαρμόσουμε να εφαρμοστεί σε όλη την εικόνα. Η εξαγωγή αντικειμένων χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο πολλαπλής ανάλυσης που είναι ενσωματωμένος στην έκδοση 9.0.1 του λογισμικού eCognition Developer 64 (Trimble, Μόναχο, Γερμανία).

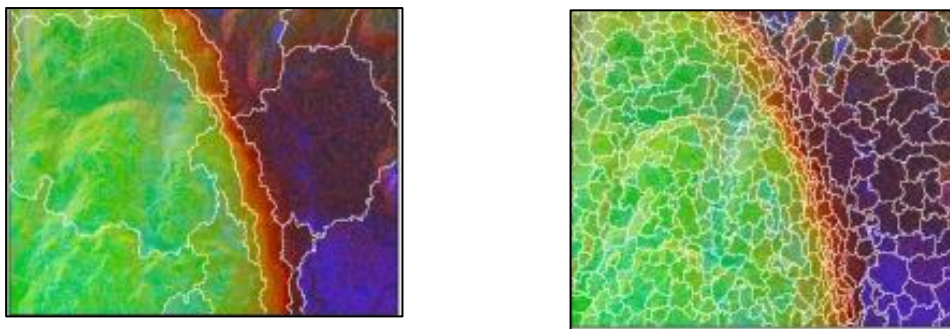
Αυτός ο αλγόριθμος τμηματοποίησης χρησιμοποιεί μια τεχνική συγχώνευσης περιοχών από κάτω προς τα πάνω (Baatz και Schäpe, 2000), όπου η διαδικασία τμηματοποίησης ξεκινά με κάθε εικονοστοιχείο του συνόλου δεδομένων το οποίο προσδιορίζεται ως διακριτό αντικείμενο. Ο στόχος του αλγορίθμου τμηματοποίησης είναι να χωρίσει το τοπίο σε ένα μωσαϊκό διακριτών αντικειμένων, όπου η εσωτερική ετερογένεια των αντικειμένων και η ομοιογένεια μεταξύ τους ελαχιστοποιούνται μετά από ένα σύνολο παραμέτρων οι οποίες περιγράφονται παρακάτω (Grebby et al., 2016).

Ο πρώτος παράγοντας στάθμισης, δηλαδή το χρώμα, ελέγχει πόση ετερογένεια μπορεί να ανεχθεί ένα μεμονωμένο αντικείμενο σχετικά με τις τιμές σε κάθε μία από τις εικόνες εισόδου που βρίσκονται

εντός των ορίων του. Ο κανόνας αυτός ισχύει διότι η φασματική πληροφορία της εικόνας παρέχει πληθώρα χαρακτηριστικών και στοιχείων και είναι το πολυτιμότερο χαρακτηριστικό το οποίο εξάγεται από όλα τα δεδομένα μίας εικόνας και αποτελεί τον ακρογωνιαίο λίθο για την επιτυχία της κατάτμησης. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή αυτού του συντελεστή στάθμισης, τόσο πιο ετερογενές μπορεί να είναι ένα αντικείμενο. Επομένως, στην πολυεπίπεδη κατάτμηση είναι απαραίτητο το μεγαλύτερο βάρος, κατά το δυνατόν, να δίνεται στην παράμετρο του κριτηρίου του χρώματος (φασματική υπογραφή) και η συμπληρωματική τιμή του βάρους η οποία απομένει για το κριτήριο του σχήματος. Ο δεύτερος συντελεστής στάθμισης, δηλαδή το σχήμα, ελέγχει την αναλογία μεταξύ του μήκους της περιμέτρου ενός αντικειμένου και του εμβαδού του, ώστε να επαρκεί για το σχηματισμό αντικειμένων με εξίσου συμπαγές σχήματος και λείο περίγραμμα. Όσο υψηλότερη είναι η τιμή του συμπαγούς του σχήματος, τόσο πιο συμπαγή είναι τα αντικείμενα, έχουν δηλαδή χαμηλότερη αναλογία περιμέτρου/εμβαδού.

Τα αντικείμενα τα οποία προκύπτουν από τον αλγόριθμο τμηματοποίησης ποικίλλουν σύμφωνα με τρεις αδιάστατες παραμέτρους, δηλαδή, μία τιμή κλίμακας και δύο συντελεστές στάθμισης, (Baatz and Schäpe, 2000) και θα πρέπει να έχουν τέτοια χαρακτηριστικά τα οποία ανταποκρίνονται σε αυτά της αντίστοιχης κλάσης, με ακρίβεια. Τα τελικά αντικείμενα θα πρέπει να αξιολογούνται και με βάση την ταξινόμηση χρήσεων γης την οποία θα εφαρμόσουμε στη συνέχεια, επομένως ο χρήστης θα πρέπει να λαμβάνει υπόψη στις επιλογές των παραμέτρων κατάτμησης όλα τα επίπεδα της κατάτμησης, επόμενα και προηγούμενα, αλλά και την επιθυμητή ταξινόμηση. Τα αντικείμενα είναι επιθυμητό να είναι μεγάλα, σχετικά, υπό την έννοια να ανταποκρίνονται στα πραγματικά αντικείμενα της εικόνας και το περίγραμμά τους όσο το δυνατόν πιο λείο και όχι ακανόνιστο.

Η τιμή κλίμακας καθορίζει το μέγεθος των αντικειμένων που δημιουργούνται καθορίζοντας ένα όριο ομοιογένειας πάνω από το οποίο δεν θα συμβεί η συγχώνευση των αντικειμένων. Μια τιμή υψηλής κλίμακας τείνει να επιτρέπει τη συγχώνευση περισσότερων αντικειμένων και έτσι δημιουργεί λιγότερα αλλά μεγαλύτερα αντικείμενα, σε αντίθεση με μια τιμή χαμηλής κλίμακας που θα δημιουργήσει μικρότερα αλλά πολυάριθμα αντικείμενα. Η τιμή αυτής της παραμέτρου είναι σημαντική για τη δημιουργία αντικειμένων που αντιπροσωπεύουν τη φυσική μεταβλητότητα των χαρακτηριστικών του τοπίου που αντιστοιχίζονται χωρίς, είτε υπερβολική τμηματοποίηση ή υποτμηματοποίηση των εικόνων.



Εικόνα 9 Παράδειγμα υπερβολικής τμηματοποίησης ή υποτμηματοποίησης των εικόνων μετά από εκτέλεση κατάτμησης

Ο βέλτιστος συνδυασμός αυτών των τριών παραμέτρων, δηλαδή κλίμακα, χρώμα, σχήμα, προσδιορίστηκε για την περιοχή μελέτης μας μέσω μιας επαναληπτικής μεθόδου δοκιμής και σφάλματος, όπου διάφοροι συντελεστές στάθμισης δοκιμάστηκαν επαναληπτικά για διαφορετικές τιμές σταθερής κλίμακας. Η επιλογή του καλύτερου συνδυασμού έγινε ακολουθώντας την ικανότητα του αλγορίθμου να οριοθετεί με ακρίβεια την έκταση των τοπογραφικών μονάδων με επικουρική χρήση μοντέλων ανάγλυφου τα οποία προέρχονται από DEM (Triepeke et al., 2008).

## 2.3 Μηχανική Μάθηση

Η μηχανική μάθηση – Machine Learning (ML) είναι ένας τύπος τεχνητής νοημοσύνης (AI) ο οποίος επιτρέπει στις εφαρμογές λογισμικού να γίνονται πιο ακριβείς στην πρόβλεψη των αποτελεσμάτων χωρίς να είναι ρητά προγραμματισμένες να το κάνουν. Οι αλγόριθμοι μηχανικής εκμάθησης χρησιμοποιούν ιστορικά δεδομένα ως είσοδο για να προβλέψουν νέες τιμές εξόδου. Οι μηχανές συστάσεων (Recommendation engines) είναι μια συνηθισμένη περίπτωση χρήσης για τη μηχανική μάθηση. Άλλες δημοφιλείς χρήσεις περιλαμβάνουν τον εντοπισμό απάτης, το φιλτράρισμα ανεπιθύμητων μηνυμάτων, τον εντοπισμό απειλών κακόβουλου λογισμικού, την αυτοματοποίηση επιχειρηματικών διαδικασιών - Business Process Automation (BPA) και την προληπτική συντήρηση.

Η μηχανική μάθηση είναι σημαντική επειδή δίνει στις επιχειρήσεις μια άποψη για τις τάσεις στη συμπεριφορά των πελατών και τα επιχειρησιακά πρότυπα των επιχειρήσεων, καθώς και υποστηρίζει την ανάπτυξη νέων προϊόντων. Πολλές από τις κορυφαίες εταιρείες του σήμερα, όπως το Facebook, η Google και η Uber, κάνουν τη μηχανική εκμάθηση κεντρικό μέρος των εργασιών τους. Η μηχανική μάθηση έχει γίνει ένας σημαντικός ανταγωνιστικός παράγοντας διαφοροποίησης για πολλές εταιρείες.

Η κλασική μηχανική μάθηση συχνά κατηγοριοποιείται με βάση το πώς ένας αλγόριθμος μαθαίνει να γίνεται πιο ακριβής στις προβλέψεις του. Υπάρχουν τέσσερις βασικές προσεγγίσεις: η εποπτευόμενη μάθηση, η μάθηση χωρίς επίβλεψη, η ημι-εποπτευόμενη μάθηση και η ενισχυτική μάθηση. Ο τύπος αλγορίθμου δεδομένων που επιλέγουν να χρησιμοποιήσουν οι επιστήμονες εξαρτάται από το είδος των δεδομένων που θέλουν να προβλέψουν.

- *Εποπτευόμενη μάθηση:* Σε αυτόν τον τύπο μηχανικής μάθησης, οι επιστήμονες δεδομένων παρέχουν αλγόριθμους με επισημασμένα δεδομένα εκπαίδευσης και ορίζουν τις μεταβλητές που θέλουν να αξιολογήσει ο αλγόριθμος για συσχετίσεις. Καθορίζονται τόσο η είσοδος όσο και η έξοδος του αλγορίθμου.

- *Μάθηση χωρίς επίβλεψη:* Αυτός ο τύπος μηχανικής εκμάθησης περιλαμβάνει αλγόριθμους οι οποίοι εκπαιδεύονται σε δεδομένα χωρίς ετικέτα. Ο αλγόριθμος σαρώνει μέσα από σύνολα δεδομένων αναζητώντας οποιαδήποτε ουσιαστική σύνδεση. Τα δεδομένα στα οποία εκπαιδεύονται οι αλγόριθμοι καθώς και οι προβλέψεις ή οι συστάσεις οι οποίες παράγουν είναι προκαθορισμένα.

- *Ημι-εποπτευόμενη μάθηση:* Αυτή η προσέγγιση στη μηχανική μάθηση περιλαμβάνει έναν συνδυασμό των δύο προηγούμενων τύπων. Οι επιστήμονες δεδομένων μπορεί να τροφοδοτούν έναν αλγόριθμο ο οποίος φέρει ως επί το πλείστον δεδομένα εκπαίδευσης, αλλά το μοντέλο είναι ελεύθερο να εξερευνήσει τα δεδομένα μόνο του και να αναπτύξει τη δική του κατανόηση του συνόλου δεδομένων.

- *Ενισχυτική μάθηση:* Οι επιστήμονες δεδομένων χρησιμοποιούν συνήθως την ενισχυτική μάθηση για να διδάξουν σε μια μηχανή να ολοκληρώσει μια διαδικασία πολλαπλών βημάτων για την οποία υπάρχουν σαφώς καθορισμένοι κανόνες. Οι επιστήμονες δεδομένων προγραμματίζουν έναν αλγόριθμο για την ολοκλήρωση μιας εργασίας και της δίνουν θετικά ή αρνητικά στοιχεία καθώς επεξεργάζεται πώς να ολοκληρώσει μια εργασία. Αλλά ως επί το πλείστον, ο αλγόριθμος αποφασίζει μόνος του ποια βήματα θα κάνει στην πορεία.

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως για την ταξινόμηση δεδομένων τηλεπισκόπησης βάσει εικονοστοιχείων (Wieland and Pittore, 2014). Μεταξύ των πλεονεκτημάτων αυτών των μεθόδων αναφέρεται η ικανότητα χειρισμού μεγάλου αριθμού μεταβλητών εισόδου και φασματικών δεδομένων τα οποία συνήθως δεν μπορούν να χειριστούν με τις συνήθεις παραμετρικές στατιστικές μεθόδους.

Στο πλαίσιο της παρούσας μελέτης, δεδομένου των διαθέσιμων υπολογιστικών δυνατοτήτων και του λογισμικού εκτέλεσης Trimble eCognition 9.0.1, οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να εφαρμοστούν είτε σε εικονοστοιχεία (pixel - based) είτε σε αντικείμενα (object – based). Στο λογισμικό eCognition, ο εποπτευόμενος αλγόριθμος ταξινόμησης επιτρέπει την ταξινόμηση με βάση διαφορετικές μεθόδους μηχανικής μάθησης. Αυτές είναι:

- Δέντρο απόφασης Decision Tree
- Μέθοδος Random trees (Random Forest)
- Αλγόριθμος Bayes
- Αλγόριθμος kNN (k Nearest Neighbor)
- Τεχνική SVM (Support Vector Machine)

### 2.3.1 Δέντρο απόφασης Decision tree

Ένα δέντρο απόφασης είναι μια απλή αναπαράσταση για την ταξινόμηση δειγμάτων με χαρακτηριστικά εισόδου τα οποία έχουν πεπερασμένους διακριτούς τομείς και υπάρχει ένα μοναδικό χαρακτηριστικό εξόδου το οποίο ονομάζεται "ταξινόμηση". Κάθε στοιχείο του τομέα της ταξινόμησης ονομάζεται κλάση. Ένα δέντρο αποφάσεων ή ένα δέντρο ταξινόμησης είναι ένα δέντρο στο οποίο κάθε εσωτερικός κόμβος επισημαίνεται με ένα χαρακτηριστικό εισόδου.

Τα τόξα που προέρχονται από έναν κόμβο που έχει επισημανθεί με ένα χαρακτηριστικό εισόδου επισημαίνονται με καθεμία από τις πιθανές τιμές του χαρακτηριστικού στόχου ή το τόξο οδηγεί σε έναν δευτερεύοντα κόμβο απόφασης σε ένα διαφορετικό χαρακτηριστικό εισόδου. Κάθε φύλλο του δέντρου επισημαίνεται με μια κλάση ή μια κατανομή πιθανοτήτων στις κλάσεις, υποδηλώνοντας ότι το σύνολο δεδομένων έχει ταξινομηθεί από το δέντρο είτε σε μια συγκεκριμένη κατηγορία είτε σε μια συγκεκριμένη κατανομή πιθανοτήτων, η οποία στρέφεται προς ορισμένα υποσύνολα κλάσεων.

Ορισμένες τεχνικές, οι οποίες συχνά ονομάζονται μέθοδοι συνόλου, κατασκευάζουν περισσότερα από ένα δέντρα αποφάσεων:

*Τεχνική Boosted trees:* Δημιουργεί σταδιακά ένα σύνολο εκπαιδύοντα κάθε νέο στιγμιότυπο για να τονίζει τις περιπτώσεις εκπαίδευσης οι οποίες είχαν, προηγουμένως, μοντελοποιηθεί εσφαλμένα. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η μέθοδος AdaBoost και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για προβλήματα τύπου παλινδρόμησης και ταξινόμησης.

*Τεχνική Bootstrap aggregated (or bagged):* Αποτελεί μια πρώιμη μέθοδο συνόλου, η οποία δημιουργεί πολλαπλά δέντρα απόφασης εκτελώντας επαναληπτικά δεδομένα εκπαίδευσης με αντικατάσταση και προωθώντας τα δέντρα τα οποία συμβάλλουν σε μία συναινετική πρόβλεψη. Τα δέντρα αποφάσεων είναι πολύ ευαίσθητα ως προς τα δεδομένα με τα οποία εκπαιδεύονται — μικρές αλλαγές στο σετ εκπαίδευσης μπορεί να έχουν ως αποτέλεσμα σημαντικά διαφορετικές δομές δέντρων. Η Random Forest το εκμεταλλεύεται αυτό επιτρέποντας σε κάθε μεμονωμένο δέντρο να δειγματοληπτεί τυχαία από το σύνολο δεδομένων με αντικατάσταση, με αποτέλεσμα να δημιουργούνται διαφορετικά δέντρα. Αυτή η διαδικασία είναι γνωστή ως bagging.

Η μέθοδος Random forest είναι ένας ειδικός τύπος τεχνικής Bootstrap aggregated.

### 2.3.2 Η μέθοδος Random forest

Η μέθοδος Random forest είναι ένας εποπτευόμενος αλγόριθμος μηχανικής μάθησης ο οποίος κατασκευάζεται από αλγόριθμους δέντρων αποφάσεων (decision tree). Αυτός ο αλγόριθμος εφαρμόζεται σε διάφορους κλάδους, όπως η οικονομική επιστήμη και το ηλεκτρονικό εμπόριο για την πρόβλεψη συμπεριφοράς και αποτελεσμάτων. Χρησιμοποιείται για την επίλυση προβλημάτων παλινδρόμησης και ταξινόμησης με τη λογική της εκμάθησης του συνόλου, η οποία είναι μια τεχνική η οποία συνδυάζει πολλούς ταξινομητές για να δώσει λύσεις σε πολύπλοκα προβλήματα. Μπορεί να αντιμετωπίσει καλά τις μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών και της απόκρισης. Η Random Forest είναι μια μη παραμετρική και μη γραμμική μέθοδος εποπτευόμενης μηχανικής και στατιστικής μάθησης (Breiman L., 2001).

Η Random Forest, όπως υποδηλώνει το όνομά της, αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό μεμονωμένων δέντρων απόφασης τα οποία λειτουργούν ως σύνολο, όπου κάθε μεμονωμένο δέντρο βγάζει μια πρόβλεψη ανά κλάση και η κλάση με τις περισσότερες ψήφους γίνεται η πρόβλεψη του μοντέλου. Ο αλγόριθμος καθορίζει το αποτέλεσμα με βάση τις προβλέψεις των δέντρων απόφασης, λαμβάνοντας τον μέσο όρο ή τον μέσο όρο της παραγωγής από τα διάφορα δέντρα. Η αύξηση του αριθμού των δέντρων αυξάνει την ακρίβεια του αποτελέσματος.

### 2.3.3 Ο αλγόριθμος Bayes

Ο ταξινομητής Bayes είναι ένας απλός πιθανολογικός ταξινομητής ο οποίος βασίζεται στην εφαρμογή του στατιστικού θεωρήματος Bayes, με ισχυρές υποθέσεις ανεξαρτησίας. Δηλαδή, ο ταξινομητής Bayes υποθέτει ότι η παρουσία ή η απουσία ενός συγκεκριμένου χαρακτηριστικού μιας κλάσης σχετίζεται με την παρουσία ή την απουσία ενός οποιουδήποτε άλλου χαρακτηριστικού. Για παράδειγμα, ένα φρούτο μπορεί να είναι θεωρείται μήλο εάν είναι κόκκινο, στρογγυλό και περίπου 7 cm σε διάμετρο. Οι τιμές των χαρακτηριστικών δεν εξαρτώνται η μία από την άλλη ή από την ύπαρξη των άλλων χαρακτηριστικών, καθώς έναν ταξινομητή Bayes θεωρεί ότι όλες αυτές οι ιδιότητες συμβάλλουν ανεξάρτητα στην πιθανότητα ότι αυτό φρούτο είναι ένα μήλο. Ένα πλεονέκτημα του ταξινομητή Bayes είναι ότι απαιτεί μόνο ένα μικρό σετ δεδομένων εκπαίδευσης για την εκτίμηση των παραμέτρων, όπως τις μέσες τιμές και διακυμάνσεις των μεταβλητών, οι οποίες είναι απαραίτητες για την ταξινόμηση. Επειδή, θεωρούνται ανεξάρτητες μεταβλητές, μόνο οι μεταβλητές πρέπει να προσδιορίζονται οι ρίζες των μεταβλητών για κάθε κατηγορία και όχι ολόκληρη η μήτρα συνδιακύμανσης.

### 2.3.4 Ο αλγόριθμος k NN

Ο αλγόριθμος k-πλησιέστερου γείτονα (k-NN) είναι μια μέθοδος για την ταξινόμηση αντικειμένων με βάση παραπλήσια και συγγενικά δείγματα εκπαίδευσης στο σύνολο των χαρακτηριστικών. Είναι ένας τύπος μάθησης ο οποίος βασίζεται σε περιπτώσεις, ή χαμηλής εκμάθησης όπου η συνάρτηση προσεγγίζεται μόνο τοπικά και όλοι οι υπολογισμοί αναβάλλονται μέχρι την κατάταξη. Ο αλγόριθμος k-πλησιέστερου γείτονα είναι από τους απλούστερους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, καθώς ένα αντικείμενο ταξινομείται σύμφωνα με την πλειοψηφία των γειτόνων του, με το αντικείμενο να εκχωρείται στην κλάση η οποία είναι η πιο κοινή μεταξύ των k πλησιέστερων γειτόνων του, όπου το k είναι ένας θετικός ακέραιος, συνήθως μικρός. Ο κανόνας ταξινόμησης, π.χ. πλησιέστερου γείτονα για k=5, είναι η αντιστοίχιση ενός δείγματος δοκιμής στην ετικέτα της πλειοψηφικής τάξης των 5 πλησιέστερων δειγμάτων εκπαίδευσης. Αν k = 1, τότε το αντικείμενο απλώς εκχωρείται στην κλάση του πλησιέστερου γείτονα του. Αυτό σημαίνει ότι k είναι ο αριθμός των δειγμάτων τα οποία πρέπει να ληφθούν υπόψη στη γειτονιά ενός μη-ταξινομημένου εν γένει αντικειμένου ή pixel. Η καλύτερη επιλογή του k εξαρτάται από το γεγονός ότι οι μεγαλύτερες τιμές μειώνουν το επίδραση του θορύβου στην ταξινόμηση, αλλά όμως τα όρια της τάξης είναι λιγότερο ευδιάκριτα.

Το λογισμικό eCognition διαθέτει στον χρήστη τον πλησιέστερο γείτονα ως εργαλείο μηχανικής μάθησης, δηλαδή, ταξινομητή (classifier) ο οποίος μπορεί να εφαρμοστεί χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο (KNN με k=1) ή χρησιμοποιώντας την κλασική έννοια της ταξινόμησης με βάση την ταξινόμηση του πλησιέστερου γείτονα, όπως παρουσιάστηκε σε προηγούμενη ενότητα.

### 2.3.5 Η τεχνική Support Vector Machine

Η μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) είναι μια έννοια της επιστήμης των υπολογιστών για ένα σύνολο σχετικά εποπτευομένων μεθόδων μάθησης οι οποίες αναλύουν δεδομένα και αναγνωρίζουν πρότυπα, τα οποία χρησιμοποιούνται για ταξινόμηση ανάλυσης και παλινδρόμησης. Η τυπική SVM λαμβάνει ένα σύνολο δεδομένων εισόδου και προβλέπει, για κάθε δεδομένη είσοδο, σε ποια από τις δύο πιθανές κλάσεις είναι μέλος η είσοδος. Δίνεται ένα σύνολο από δεδομένα εκπαίδευσης, καθένα από τα οποία επισημαίνεται ότι ανήκει σε μία από τις δύο κατηγορίες. Ο αλγόριθμος δημιουργεί ένα μοντέλο το οποίο αντιστοιχίζει νέα αντικείμενα στη μία ή στην άλλη κατηγορία. Το μοντέλο SVM είναι μια αναπαράσταση των παραδειγμάτων ως σημεία στο χώρο, χαρτογραφημένα έτσι ώστε τα δείγματα



των διαφορετικών κατηγοριών να χωρίζονται από ένα σαφές κενό το οποίο είναι όσο το δυνατόν ευρύτερο.

Στη συνέχεια χαρτογραφούνται νέα παραδείγματα στον ίδιο χώρο και προβλέπεται ότι ανήκουν σε μια κατηγορία με βάση ποια πλευρά του κενού πέφτουν. Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης βασίζονται σε την έννοια των επιπέδων απόφασης οι οποίες ορίζουν τα όρια απόφασης. Ένα επίπεδο απόφασης διαχωρίζεται μεταξύ ενός συνόλου αντικειμένων τα οποία έχουν διαφορετικές συμμετοχές στις προς εξέταση κλάσεις.

## 2.4 Βαθιά Μάθηση

### 2.4.1 Η διαφορά μεταξύ τεχνητής, νοημοσύνης, μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης

Τα τελευταία χρόνια η τεχνητή νοημοσύνη έχει αναπτυχθεί ιδιαίτερα, και ειδικά από το 2015 πολλά από τα αντικείμενα με τα οποία ασχολείται, έχουν να κάνουν με την ευρεία διαθεσιμότητα των καρτών γραφικών - Graphics Processing Unit (GPU), οι οποίες κάνουν την παράλληλη επεξεργασία όλο και πιο γρήγορη, φθηνότερη και πιο ισχυρή. Έχει, επίσης, να κάνει με την ταυτόχρονη ανάπτυξη πρακτικά άπειρης αποθήκευσης και μια πληθώρα δεδομένων κάθε κατηγορίας, όπως εικόνες, κείμενο, συναλλαγές, δεδομένα χαρτογράφησης.

Η μηχανική μάθηση στην πιο βασική της μορφή είναι η πρακτική της χρήσης αλγορίθμων για την ανάλυση δεδομένων, την εκμάθηση από αυτά και, στη συνέχεια, τον προσδιορισμό ή την πρόβλεψη για οποιοδήποτε φαινόμενο στον κόσμο. Έτσι, αντί για ρουτίνες λογισμικού χειροκίνητης κωδικοποίησης με ένα συγκεκριμένο σύνολο οδηγιών για την ολοκλήρωση μιας συγκεκριμένης εργασίας, το μηχάνημα «εκπαιδεύεται» χρησιμοποιώντας μεγάλες ποσότητες δεδομένων και αλγορίθμων οι οποίες του δίνουν τη δυνατότητα να μάθει πώς να εκτελεί την εργασία.

Η μηχανική μάθηση προήλθε απευθείας από τη λογική της πρώιμης μορφής της τεχνητής νοημοσύνης και οι αλγοριθμικές προσεγγίσεις με την πάροδο των ετών περιλάμβαναν εκμάθηση διαγραμμάτων αποφάσεων, προγραμματισμό επαγωγικής λογικής, ομαδοποίηση, ενισχυτική μάθηση και δίκτυα Bayes, μεταξύ άλλων. Κανένα είδος δεν πέτυχε τον απώτερο στόχο της Γενικής Τεχνητής Νοημοσύνης, και ακόμη και η στενή τεχνητή νοημοσύνη ήταν, ως επί το πλείστο, απρόσιτη με τις πρώιμες προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης.

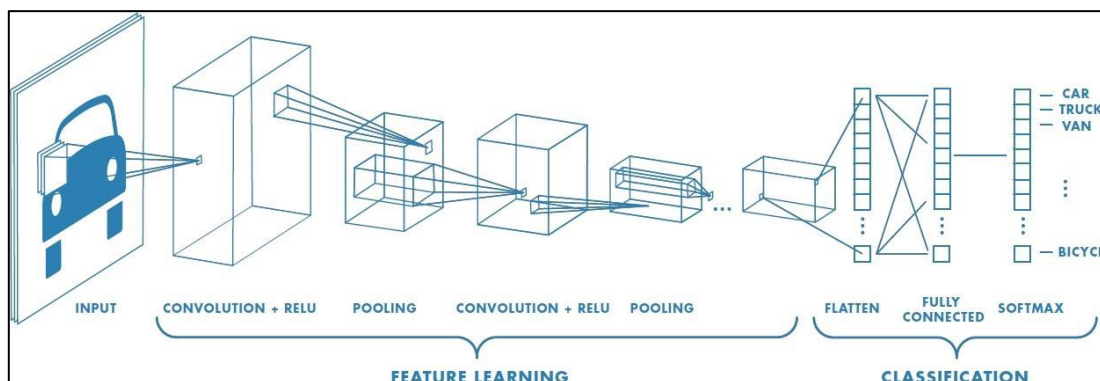
Μια άλλη αλγοριθμική προσέγγιση από το πρώιμο αντικείμενο της μηχανικής μάθησης, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, ήρθε και καθιερώθηκε κατά τη διάρκεια των δεκαετιών. Τα νευρωνικά δίκτυα εμπνέονται από την κατανόησή μας για τη βιολογία του εγκεφάλου μας, δηλαδή όλες αυτές τις διασυνδέσεις μεταξύ των νευρώνων. Όμως, σε αντίθεση με έναν βιολογικό εγκέφαλο όπου οποιοσδήποτε νευρώνας μπορεί να συνδεθεί με οποιοδήποτε άλλο νευρώνα σε μια συγκεκριμένη φυσική απόσταση, αυτά τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν διακριτά στρώματα, συνδέσεις και κατευθύνσεις διάδοσης δεδομένων. Στο πρώτο επίπεδο εντοπίζονται μεμονωμένοι νευρώνες και στη συνέχεια περνούν τα δεδομένα σε ένα δεύτερο στρώμα. Το δεύτερο στρώμα νευρώνων κάνει το καθήκον του, και ούτω καθεξής, μέχρι να παραχθεί το τελικό στρώμα και η τελική έξοδος.

Η σημαντική ανακάλυψη ήταν να πάρει, κανείς, αυτά τα νευρωνικά δίκτυα και ουσιαστικά να τα κάνει τεράστια, να αυξήσει τα επίπεδα και τους νευρώνες και στη συνέχεια να τρέξει τεράστιες ποσότητες δεδομένων μέσω του συστήματος για να το εκπαιδεύσει. Σήμερα, η αναγνώριση εικόνας από μηχανήματα που εκπαιδεύονται μέσω βαθιάς μάθησης σε ορισμένα σενάρια είναι καλύτερη από τους ανθρώπους και αυτό κυμαίνεται από γάτες έως εντοπισμό δεικτών για καρκίνο στο αίμα και όγκους σε μαγνητικές τομογραφίες. Με τη βαθιά μάθηση και κατά συνέπεια τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα – Convolutional Neural Networks (CNN) μπορούν να λυθούν πολύπλοκα προβλήματα και αντικείμενα σε εικόνες που αναγνωρίζονται.

## 2.4.2 Συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει γνωρίσει μια μνημειώδη ανάπτυξη στη γεφύρωση του χάσματος μεταξύ των ικανοτήτων των ανθρώπων και των μηχανών. Η ατζέντα για αυτό το πεδίο είναι να επιτρέψει στις μηχανές να βλέπουν τον κόσμο όπως οι άνθρωποι, να τον αντιλαμβάνονται με παρόμοιο τρόπο και ακόμη και να χρησιμοποιούν τη γνώση για μια πληθώρα εργασιών όπως η αναγνώριση εικόνων και βίντεο, η ανάλυση και ταξινόμηση εικόνας, η αναπαραγωγή μέσων, τα συστήματα συστάσεων, Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας, κ.λπ.

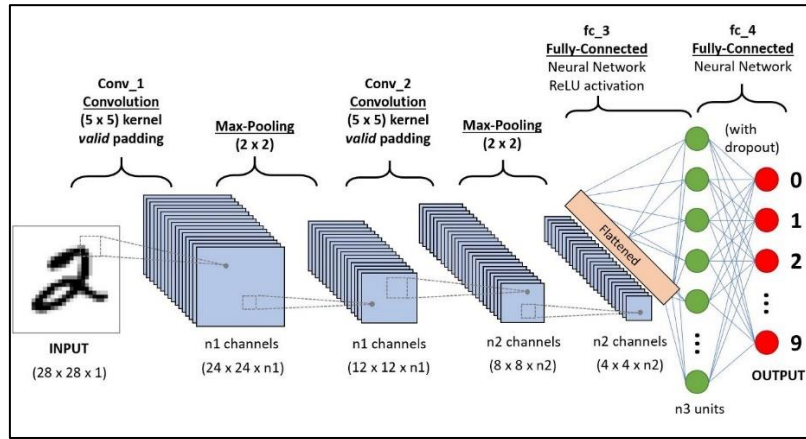
Το Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο (CNN) έχει αναγνωριστεί ευρέως ως μια πολλά υποσχόμενη μέθοδος για την ταξινόμηση χρήσεων γης, ξεπερνώντας άλλους αλγόριθμους ταξινόμησης, όπως ο Support Vector Machine (SVM), ο Random Forest (RF), η λογιστική παλινδρόμηση και άλλες παρόμοιες μέθοδοι (Cheolhee et al., 2019 ; Fernanda et al., 2020; Ma et al., 2019).



Εικόνα 10 Τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα πέρα από την ικανότητά τους να επεξεργάζονται δεδομένα σε μορφή εικόνων έχουν την βασική ιδιότητα να μειώνουν τον όγκο της εικόνας διατηρώντας την καίρια πληροφορία ζωντανή, ενώ ταυτόχρονα αυτή αποτελείται από παραγόμενα χαρακτηριστικά (features) Πηγή: towardsdatascience.com, 2018

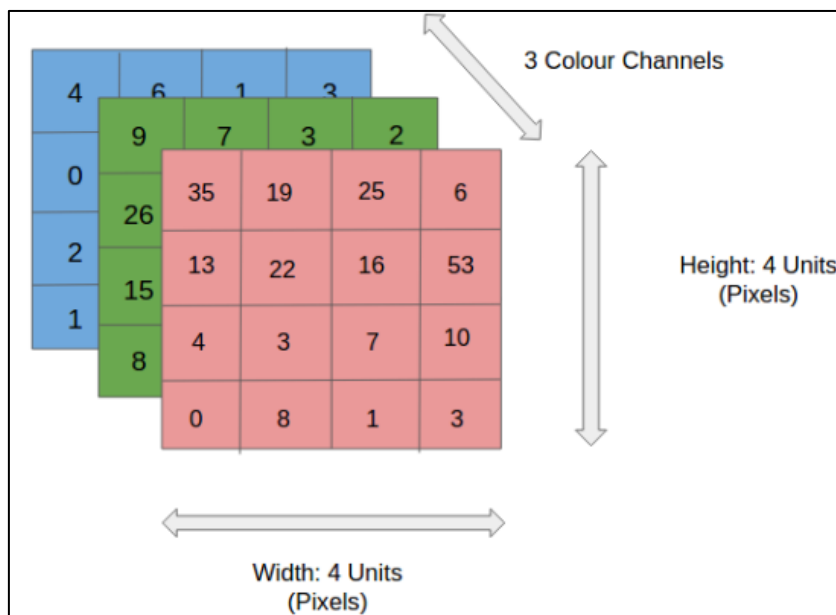
Το Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο (CNN) είναι ένας αλγόριθμος βαθιάς μάθησης ο οποίος μπορεί να λάβει μια εικόνα εισόδου, να αποδώσει βάρη σε διάφορες πτυχές ή αντικείμενα της εικόνας και να μπορεί να διαφοροποιήσει το ένα από το άλλο. Η προεπεξεργασία που απαιτείται σε ένα CNN είναι πολύ χαμηλότερη σε σύγκριση με άλλους αλγόριθμους ταξινόμησης. Ενώ, στις πρωτόγονες μεθόδους τα φίλτρα κατασκευάζονται με το χέρι, με αρκετή εκπαίδευση, τα CNN έχουν τη δυνατότητα να μαθαίνουν αυτά τα φίλτρα και χαρακτηριστικά.

Η αρχιτεκτονική ενός CNN είναι ανάλογη με αυτή του μοτίβου συνδεσιμότητας των νευρώνων στον ανθρώπινο εγκέφαλο και εμπνεύστηκε από την οργάνωση του οπτικού φλοιού. Οι μεμονωμένοι νευρώνες ανταποκρίνονται σε ερεθίσματα μόνο σε μια περιορισμένη περιοχή του οπτικού πεδίου, γνωστή ως δεκτικό πεδίο. Μια συλλογή τέτοιων πεδίων επικαλύπτονται για να καλύπτουν ολόκληρη την οπτική περιοχή.



Εικόνα 11 Μια ακολουθία CNN για την ταξινόμηση χειρόγραφων ψηφίων Πηγή: Πηγή: towardsdatascience.com, 2018

Ένα CNN είναι σε θέση να αποτυπώσει με επιτυχία τις χωρικές και χρονικές εξαρτήσεις σε μια εικόνα μέσω της εφαρμογής των σχετικών φίλτρων. Η αρχιτεκτονική προσαρμόζεται καλύτερα στο σύνολο δεδομένων εικόνας λόγω της μείωσης του αριθμού των παραμέτρων που εμπλέκονται και της επαναχρησιμοποίησης των βαρών. Με άλλα λόγια, το δίκτυο μπορεί να εκπαιδευτεί ώστε να κατανοεί καλύτερα την πολυπλοκότητα της εικόνας.

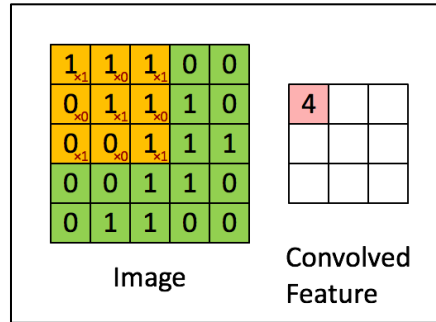


Εικόνα 12 Εικόνα 6 Εισαγωγή εικόνων 4x4x3 RGB Πηγή: Πηγή: towardsdatascience.com, 2018

Στην παραπάνω εικόνα, παρατηρούμε μια εικόνα RGB η οποία χωρίζεται από τα τρία χρωματικά της επίπεδα - Κόκκινο, Πράσινο και Μπλε. Υπάρχουν πολλοί τέτοιοι χρωματικοί χώροι οι οποίοι απαντώνται στις διάφορες διαθέσιμες εικόνες, όπως η κλίμακα του γκρι, τα χρωματικά σύνθετα Red, Green, Blue (RGB), τις κύριες ιδιότητες χρώματος που μας επιτρέπουν να διακρίνουμε μεταξύ διαφορετικών χρωμάτων Hue, Saturation, and Value (HSV), το αφαιρετικό χρωματικό μοντέλο, το οποίο βασίζεται στο χρωματικό μοντέλο CMY και χρησιμοποιείται στην έγχρωμη εκτύπωση. Το Cyan, Magenta, Yellow, και Key (black) – (CMYK) αναφέρεται στις τέσσερις πλάκες μελανιού που χρησιμοποιούνται σε ορισμένες έγχρωμες εκτυπώσεις.

Είναι σαφές ότι υπολογιστικά γίνονται πολύ δύσκολα τα πράγματα όσο οι εικόνες αυξάνουν. Ο ρόλος του συνελκτικού νευρωνικού δικτύου είναι να μειώνει τις εικόνες σε μια μορφή που να είναι πιο εύκολη στην επεξεργασία, χωρίς να χάσει χαρακτηριστικά που είναι κρίσιμα για να έχετε μια καλή πρόβλεψη.

Αυτό είναι σημαντικό όταν πρόκειται να σχεδιάσουμε μια αρχιτεκτονική που δεν είναι μόνο καλή στην εκμάθηση χαρακτηριστικών, αλλά μπορεί επίσης να κλιμακωθεί σε τεράστια σύνολα δεδομένων.



Εικόνα 13 Συνέλιξη μιας εικόνας 5x5x1 με έναν kernel 3x3x1 για να λάβουμε ένα αποτέλεσμα συνέλιξης 3x3x1 Πηγή: towardsdatascience.com, 2018

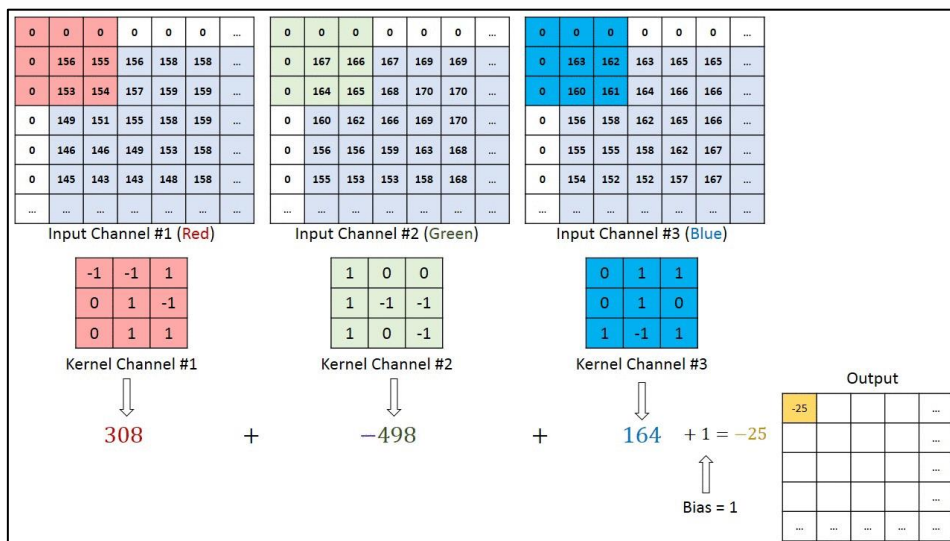
Διαστάσεις εικόνας = 5 (Ύψος) x 5 (Πλάτος) x 1 (Αριθμός καναλιών, π.χ. RGB)

Στην παραπάνω πράξη συνέλιξης, η πράσινη ενότητα προσομοιάζει την εικόνα εισόδου 5x5x1. Το στοιχείο που εμπλέκεται στην εκτέλεση της λειτουργίας συνέλιξης στο πρώτο μέρος ενός συνελικτικού επιπέδου ονομάζεται πυρήνας/φίλτρο, K, που αναπαρίσταται με το κίτρινο χρώμα. Επιλέξαμε το K ως πίνακα 3x3x1.

```
Kernel/Filter, K =
1 0 1
0 1 0
1 0 1
```

Ο πυρήνας μετατοπίζεται 9 φορές λόγω του Μήκους Διασκελισμού = 1, κάθε φορά που εκτελείται μια πράξη πολλαπλασιασμού πίνακα μεταξύ του K και του τμήματος P της εικόνας πάνω από το οποίο αιωρείται ο πυρήνας.

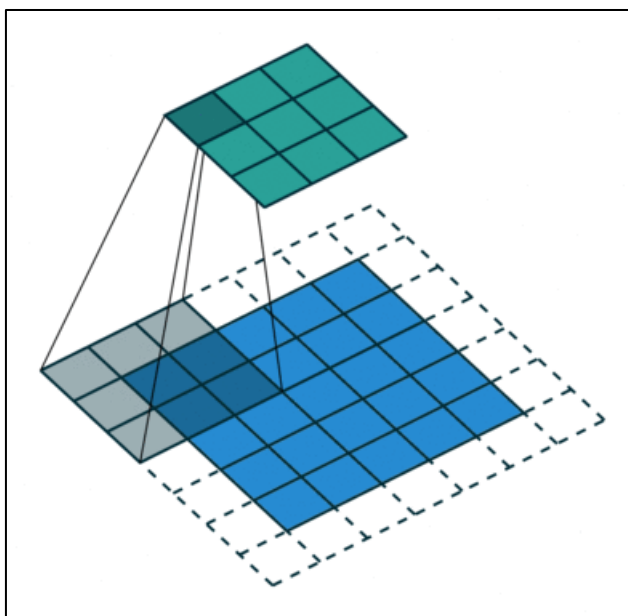
Το φίλτρο μετακινείται προς τα δεξιά με μια συγκεκριμένη τιμή διασκελισμού μέχρι να αναλύσει το πλήρες πλάτος. Προχωρώντας, πηγαίνει προς τα κάτω στην αρχή (αριστερά) της εικόνας με την ίδια τιμή διασκελισμού και επαναλαμβάνει τη διαδικασία μέχρι να διασχιστεί ολόκληρη η εικόνα.



Εικόνα 14 Λειτουργία συνέλιξης σε έναν πίνακα εικόνας MxNx3 με πυρήνα 3x3x3 Πηγή: Πηγή: towardsdatascience.com, 2018

Στην περίπτωση εικόνων με πολλά κανάλια (π.χ. RGB), ο πυρήνας έχει το ίδιο βάθος με αυτό της εικόνας εισόδου. Ο πολλαπλασιασμός πίνακα εκτελείται μεταξύ  $K_n$  και  $I_n([K1, I1]; [K2, I2]; [K3, I3])$  και όλα τα αποτελέσματα αθροίζονται για να μας δώσουν ένα διαμορφωμένο κανάλι ενός εξαγωγίμου χαρακτηριστικού συνέλιξης.

Ο στόχος της λειτουργίας συνέλιξης είναι να εξαγάγει τα χαρακτηριστικά υψηλού επιπέδου, όπως τα άκρα, από την εικόνα εισόδου. Τα CNN δεν χρειάζεται να περιορίζονται σε ένα μόνο συνελικτικό επίπεδο. Συμβατικά, το πρώτο CNN Layer είναι υπεύθυνο για την καταγραφή των χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου, όπως άκρες, χρώμα, προσανατολισμό κλίσης, κ.λπ. Με πρόσθετα επίπεδα, η αρχιτεκτονική προσαρμόζεται και στα χαρακτηριστικά υψηλού επιπέδου, δίνοντάς μας ένα δίκτυο που έχει την πλήρη κατανόηση εικόνων στο σύνολο δεδομένων, παρόμοια με αυτό που θα κάναμε.



Εικόνα 15 Λειτουργία συνέλιξης με μήκος διασκελισμού = 2 Πηγή: Πηγή: [towardsdatascience.com](https://towardsdatascience.com), 2018

Υπάρχουν διάφορες αρχιτεκτονικές των διαθέσιμων CNN που έχουν παίξει καθοριστικό ρόλο στην κατασκευή αλγορίθμων που τροφοδοτούν και θα τροφοδοτούν την τεχνητή νοημοσύνη ως σύνολο στο άμεσο μέλλον. Μερικές από αυτές είναι οι εξής:

1. LeNet
2. AlexNet
3. VGGNet
4. GoogLeNet
5. ResNet
6. ZFNet

## 2.5 Λογισμικό Ecognition

Μέχρι πρόσφατα η χρήση της τηλεπισκόπησης και των προϊόντων της υπήρξε περιορισμένη κυρίως λόγω της αναντιστοιχίας μεταξύ των χαρακτηριστικών των προσφερόμενων προϊόντων και των απαιτήσεων του τελικού χρήστη για υψηλής θεματικής και χωρικής ακρίβειας προϊόντα. Η νέα γενιά τηλεπισκοπικών δεδομένων πολύ υψηλής χωρικής και φασματικής ανάλυσης ουσιαστικά μετατρέπεται το pixel από αντικειμενικό στόχο της φωτοερμηνείας σε απλό φορέα πληροφοριών. Πλέον το αντικείμενο της φωτοερμηνείας είναι η αναγνώριση γεωγραφικών οντοτήτων που αποτελούνται από μια ομάδα pixels με μια σχετική ομοιογένεια σε σχέση με τον περιβάλλοντα χώρο. Οι παραδοσιακές μέθοδοι ταξινόμησης που στηρίζονται στην ταξινόμηση κάθε pixel ανεξάρτητα από το περιβάλλον του (pixel oriented methods), δυσκολεύονται να χειριστούν τα νέα τύπου δεδομένα και να παράξουν προϊόντα φιλικά προς τον χρήστη και με τη μέγιστη δυνατή χωρική και θεματική ακρίβεια. Οδηγούν συχνά σε μια απεικόνιση του τοπίου με σημαντικό θόρυβο “salt and pepper result”, ενώ τα διάφορα post-classification φίλτρα που συχνά χρησιμοποιούνται περιορίζουν χωρίς να εξαλείφουν το πρόβλημα.

Το λογισμικό eCognition κάλυψε την ανάγκη η οποία είχε δημιουργηθεί από την νέα γενιά δεδομένων παρέχοντας στο χρήστη μια πλήρη σειρά εργαλείων για την αντικειμενοστρεφή ανάλυση εικόνων - Object Oriented Image Analysis, (OBIA) η οποία μπορεί να ικανοποιήσει τις ανάγκες τόσο του εξειδικευμένου και έμπειρου χρήστη όσο και του χρήστη που απλά χρησιμοποιεί είδη υπάρχουσες ρουτίνες και διαχειρίζεται μεγάλο όγκο δεδομένων, υιοθετώντας την έννοια της πολυεπίπεδης κατάτμησης της εικόνας, όπου η ίδια εικόνα μπορεί να κατατμηθεί και να δημιουργηθούν αντικείμενα (Objects) σε περισσότερα από ένα επίπεδα τα οποία έχουν μεταξύ τους μια ιεραρχική δομή και συσχέτιση. Έτσι κάθε αντικείμενο γνωρίζει το περιεχόμενό του, τους γείτονες τους καθώς και τα υπο-αντικείμενα (sub-objects) και υπερ-αντικείμενα του (super-objects).

Για τις ανάγκες του πειραματικού μέρους της παρούσας μελέτης χρησιμοποιήθηκαν δύο εκδόσεις του λογισμικού, η έκδοση 9.0.1 στην οποία εκτελέστηκαν η πολυεπίπεδη κατάτμηση, οι μέθοδοι κλασσικής ταξινόμησης και οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης σε δορυφορικές εικόνες πολύ υψηλής ανάλυσης – Very High Resolution (VHR), καθώς και συνδυασμός αυτών για την επίτευξη του αντικειμενικού σκοπού της μελέτης. Στη συνέχεια στην έκδοση 10.2.1 εκτελέστηκαν αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης – Deep Learning, όπως η δημιουργία συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (CNN), η εκπαίδευση του και η εφαρμογή του σε συνδυασμό με κανόνες αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης εικόνας – Object Oriented Image Analysis (OBIA) για την εξαγωγή του καλύτερου αποτελέσματος και την αξιοποίηση του ως προς την επίτευξη του στόχου της μελέτης.

Οι δύο εκδόσεις του λογισμικού παρέχουν ένα ευρύ σύνολο εργαλείων και αλγορίθμων, κλασσικής ταξινόμησης, κατάτμησης, συλλογής δειγμάτων, αξιολόγησης των αποτελεσμάτων, εξαγωγής των αποτελεσμάτων, αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και αλγόριθμο βαθιάς μάθησης, όπως η δημιουργία συνελκτικού νευρωνικού δικτύου, η εκπαίδευση του και η εφαρμογή του. Παρουσιάζονται τα κυριότερα εργαλεία και αλγόριθμοι και στο επόμενο κεφάλαιο γίνεται λεπτομερής ανάλυση της χρήσης και εφαρμογής των διαθέσιμων εργαλείων προσαρμοσμένα στις ανάγκες και απαιτήσεις του πειράματος της παρούσας μελέτης.

### *Πολυεπίπεδη κατάτμηση*

Το εργαλείο πολυεπίπεδης κατάτμησης (Multiresolution Segmentation) χρησιμοποιείται για να δημιουργηθούν αντικείμενα εικόνας, με την εκτέλεση του αλγορίθμου οποίος συγχωνεύει διαδοχικά pixels ή υπάρχοντα αντικείμενα στην εικόνα. Είναι μια τμηματοποίηση από κάτω προς τα πάνω που βασίζεται σε μια τεχνική συγχώνευσης περιοχών κατά ζεύγη. Η πολυεπίπεδη κατάτμηση είναι μια διαδικασία βελτιστοποίησης η οποία, για έναν δεδομένο αριθμό των αντικειμένων εικόνας, ελαχιστοποιεί τη μέση ετερογένεια και μεγιστοποιεί τις αντίστοιχες ομοιογενείς.

### *Περιγραφή κλάσεων και ιεραρχία κλάσεων*

Το πλαίσιο Περιγραφή κλάσης (Class Description) παρέχει τη δυνατότητα να αλλάξει ο χρήστης το όνομα της κλάσης, τις ιδιότητες και το χρώμα που έχει εκχωρηθεί σε αυτό, καθώς και μια επιλογή για εισαγωγή σχολίου. Υπάρχουν δύο προβολές στο παράθυρο ιεραρχίας κλάσεων (Class Hierarchy), οι οποίες παρέχουν τις δυνατότητες, στο χρήστη:

- Να εκχωρήσει μια λογική δομή ταξινόμησης στις τάξεις, όπως π.χ. μια γεωγραφική άποψη έχει υποδιαιρεθεί σε ξηρά και θάλασσα. Η έκταση της ξηράς υποδιαιρείται περαιτέρω σε δάση και λιβάδια. Ενδεχόμενη αλλαγή οργάνωσης των τάξεων δεν θα επηρεάσει άλλες λειτουργίες.

- Να μεταβιβάσει τις περιγραφές των κλάσεων από την κύρια κλάση (parent) σε περιεχόμενη σε αυτή κλάση (child), ως κληρονομική ιδιότητα, με την προβολή κληρονομικότητας που παρέχει το πρόγραμμα.

### *Ιεραρχική ταξινόμηση*

Ο αλγόριθμος Ιεραρχικής Ταξινόμησης (Hierarchical Classification Algorithm) χρησιμοποιείται για την εφαρμογή σύνθετων ιεραρχιών κλάσεων σε διαφορετικά επίπεδα αντικειμένων εικόνας. Ο αλγόριθμος μπορεί να εφαρμοστεί σε ένα ολόκληρο σύνολο ιεραρχικά διατεταγμένων κλάσεων. Εφαρμόζεται μια προκαθορισμένη λογική για την ενεργοποίηση και απενεργοποίηση κλάσεων με βάση τους ακόλουθους κανόνες:

- Οι κλάσεις δεν εφαρμόζονται στην ταξινόμηση αντικειμένων εικόνας όποτε περιέχουν ισχύουσες κληρονόμους τάξεις (child) εντός της ιεραρχίας κληρονομικότητας. Οι κλάσεις κληρονομούμενων (parent) μεταβιβάζουν τις περιγραφές τους στις κλάσεις των κληρονόμων (child) και πρόσθετες περιγραφές χαρακτηριστικών, ενώ αν δεν είναι γονικές τους κλάσεις εφαρμόζεται ουσιαστικά η ταξινόμηση αντικειμένων εικόνας. Η παραπάνω λογική ακολουθεί την έννοια ότι οι κληρονόμοι κλάσεις χρησιμοποιούνται για περαιτέρω διαίρεση μιας γενικότερης κλάσης. Επομένως, όταν ορίζουμε υποκλάσεις για μια κλάση, πρέπει να λαμβάνεται υπόψη ότι δεν ορίζονται αυτόματα όλα τα αντικείμενα εικόνας από τη γονική κλάση στις υποκατηγορίες, αλλά αν υπάρχουν αντικείμενα τα οποία θα εκχωρηθούν στον γονέα κλάση, αλλά καμία από τις περιγραφές των υποκλάσεων δεν ταιριάζει σε αυτά τα αντικείμενα εικόνας δεν θα ανατεθούν ούτε στις τάξεις των γονέων ούτε των παιδιών.

- Μπορεί να δημιουργηθεί μια κλάση η οποία περιγράφει αντικείμενα μιας συγκεκριμένης φασματικής τιμής εκτός από τις συγκεκριμένες πληροφορίες οι οποίες δίνονται από τα χαρακτηριστικά των κλάσεων. Η φασματική περιγραφή η οποία λαμβάνεται από μόνη της χωρίς να λαμβάνεται υπόψη καλύπτει πάρα πολλά αντικείμενα της εικόνας, έτσι ώστε μόνο ένας συνδυασμός των δύο, φασματικής υπογραφής και περιγραφικών χαρακτηριστικών, να οδηγεί σε ικανοποιητικά αποτελέσματα. Οι περιεχόμενες και κληρονομημένες εκφράσεις στην περιγραφή μίας κλάσης παράγουν συμμετοχικές τιμές για κάθε αντικείμενο και σύμφωνα με την υψηλότερη τιμή του κάθε μέλους, κάθε αντικείμενο ταξινομείται αναλόγως.

### Ανάθεση κλάσης

Ο αλγόριθμος ανάθεσης κλάσης (Assign Class) είναι ο πιο απλός αλγόριθμος ταξινόμησης και χρησιμοποιεί ένα κατώφλι ως προϋπόθεση για να προσδιοριστεί εάν ένα αντικείμενο της εικόνας ανήκει σε μια κλάση ή όχι. Αυτός ο αλγόριθμος χρησιμοποιείται όταν μια απλή συνθήκη κατωφλίου είναι επαρκής.

#### Ταξινόμηση με την χρήση του αλγορίθμου *Nearest Neighbor*

Ο συγκεκριμένος τύπος είναι ίσως ο απλούστερος και ταχύτερος τρόπος ταξινόμησης. Στήριζεται σε ένα σετ δεδομένων για την εκπαίδευση του ταξινομητή όπου περιέχεται επαρκής αριθμός αντιπροσωπευτικών αντικειμένων για κάθε κλάση. Σε κάθε μη ταξινομημένο αντικείμενο επισυνάπτεται μια τιμή από 0 έως 1, η οποία αφορά την πιθανή συμμετοχή του αντικειμένου σε μια συγκεκριμένη κλάση (membership value). Όσο πιο κοντά, στον πολυδιάστατο χώρο, βρίσκεται ένα αντικείμενο σε ένα δείγμα τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα ταξινόμησής του στην κλάση του δείγματος. Ο πολυδιάστατος χώρος εφαρμογής του *Nearest Neighbor* καθορίζεται από τον χρήστη και έχει τόσες διαστάσεις όσες και ο αριθμός των χαρακτηριστικών (Features) που επιλέγονται για τον ορισμό του.

#### Ταξινόμηση με την χρήση *Membership Functions*

Υιοθετώντας την ασαφή λογική κάθε κλάση περιγράφεται μέσα από μια ή περισσότερες συναρτήσεις που αφορούν ένα ή περισσότερα χαρακτηριστικά αντίστοιχα. Κάθε αντικείμενο ελέγχεται ως προς το βαθμό συμμετοχής του σε κάθε μια από τις κλάσεις μέσα από την εφαρμογή των συναρτήσεων ασαφούς λογικής. Από τον έλεγχο αυτόν προκύπτει η membership value (0 έως 1) του αντικειμένου σε κάθε μια από τις περιγραφόμενες κλάσεις και εντάσσεται τελικά σε αυτήν για την οποία συγκεντρώνει την μεγαλύτερη τιμή.

#### Αλγόριθμοι *Classifier*

Αποτελούν τους εποπτευόμενους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης οι οποίοι επιτρέπουν την ταξινόμηση με βάση διαφορετικές στατιστικές ταξινομήσεις. Η ιδέα λειτουργίας και εκτέλεσης τους περιγράφεται σε προηγούμενη ενότητα και ο αλγόριθμος μπορεί να εφαρμοστεί είτε βάσει εικονοστοιχείων (pixel - based) είτε βάσει αντικειμένων (object - based). Αυτές είναι:

- Δέντρο απόφασης Decision Tree
- Μέθοδος Random Forest
- Αλγόριθμος Bayes
- Αλγόριθμος KNN (K Nearest Neighbor)
- Τεχνική SVM (Support Vector Machine)



### 2.5.2 Η έκδοση 10.2.1

Η έκδοση 10.2.1 του λογισμικού μας δίνει τη δυνατότητα να δημιουργήσουμε ένα συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο (CNN), να το εκπαιδεύσουμε, να το αποθηκεύσουμε και στη συνέχεια να το εφαρμόσουμε για διαφορετικές εικόνες ή κομμάτια εικόνων, σε εφαρμογή της θεωρίας. Η επιτυχής εκτέλεση της διαδικασίας εφαρμογής ενός εκπαιδευμένου νευρωνικού δικτύου, μέσω του λογισμικού *ecognition*, οδηγεί στην παραγωγή εικόνων ως «θερμικούς χάρτες» (*heat maps*). Ένας «θερμικός χάρτης» είναι μια τεχνική οπτικοποίησης δεδομένων ο οποίος δείχνει το μέγεθος ενός φαινομένου ως χρώμα σε δύο διαστάσεις. Η διακύμανση στο χρώμα μπορεί να είναι ανά απόχρωση ή ένταση, δίνοντας προφανείς οπτικές ενδείξεις σχετικά με το πώς το φαινόμενο συγκεντρώνεται ή ποικίλλει στο χώρο.

#### *Δημιουργία μοντέλου συνελικτικού νευρωνικού δικτύου*

Αρχικά καθορίζεται η επιθυμητή αρχιτεκτονική δικτύου χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο «*create convolutional neural network*». Ο χρήστης έχει την επιλογή να ξεκινήσει με ένα απλό δίκτυο και να δοκιμάσει να αυξήσει την πολυπλοκότητα επηρεάζοντας ορισμένες παραμέτρους, όπως τον αριθμό κρυφών επιπέδων (*hidden layers*) και των χαρτών χαρακτηριστικών (*feature maps*), εάν το αρχικό μοντέλο δεν είναι επιτυχές. Η αύξηση της πολυπλοκότητας του μοντέλου κάνει δύσκολο, για τον αλγόριθμο εκπαίδευσης να βρει ένα, κατά κοινή ομολογία, βέλτιστο μοντέλο, αλλά και τα μεγαλύτερα δίκτυα δεν δίνουν πάντα καλύτερα αποτελέσματα. Ένα μοντέλο το οποίο μόλις δημιουργήθηκε μπορεί, ήδη, να χρησιμοποιηθεί αμέσως μετά τη δημιουργία του, αλλά με τα βάρη του ορισμένα σε τυχαίες τιμές, δεν θα είναι χρήσιμο στην πράξη πριν εκπαιδευτεί.

#### *Εκπαίδευση μοντέλου συνελικτικού νευρωνικού δικτύου*

Η εκπαίδευση θα γίνει σε μία εικόνα με δεδομένη ανάλυση ή σε κάποιο τμήμα (*subset*) της, ως εικόνα εκπαίδευσης με βάση ένα σετ από επιλεγμένα σημεία ανά κλάση, τα λεγόμενα *ground truth*, χρησιμοποιώντας ένα τυπικό σύνολο κανόνων (*rule set*). Κάθε περιοχή με ένα πλήθος ταξινομημένων εικονοστοιχείων γύρω από κάθε σημείο, μπορεί ενδεχομένως να χρησιμεύσει ως ξεχωριστό δείγμα. Για μία επιτυχημένη εκπαίδευση είναι σημαντικό να υπάρχουν πάρα πολλά δείγματα τα οποία αντικατοπτρίζουν το στατιστικά στοιχεία του υποκείμενου πληθυσμού για αυτήν την κατηγορία. Το ζητούμενο είναι να υπάρχουν πολλά και αντιπροσωπευτικά σημεία, καθώς η βέλτιστη αρχιτεκτονική δικτύου δεν μπορεί να αντισταθμίσει την ανεπαρκή δειγματοληψία.

Πολύ ενδιαφέρουσα παράμετρος για αλλαγή σε έναν αλγόριθμο εκπαίδευσης είναι ο ρυθμός εκμάθησης (*Learning rate*), ο οποίος καθορίζει το πώς πολλά βάρη προσαρμόζονται σε κάθε βήμα εκπαίδευσης και μπορεί να παίξει κρίσιμο ρόλο στο αν το μοντέλο μαθαίνει με επιτυχία ή όχι. Για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου για μια πλήρη εποχή, δηλαδή για κάθε δείγμα του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης, πρέπει να προσαρμόζεται η παράμετρος των βημάτων εκπαίδευσης (*train steps*) στον αριθμό των διαθέσιμων δειγμάτων εκπαίδευσης, διακριμένα στο μέγεθος *batch size*, δηλαδή τον αριθμό των δειγμάτων εκπαίδευσης τα οποία αντιστοιχούν σε κάθε στάδιο εκπαίδευσης.

#### *Εφαρμογή του μοντέλου συνελικτικού νευρωνικού δικτύου*

Μετά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, μπορεί να αποθηκευτεί σε αντίστοιχο μορφότυπο αρχείου και να εισαχθεί σε κενή επιφάνεια εργασίας (*project*) του λογισμικού, με νέα εικόνα στην οποία θα μπορεί να εφαρμοστεί. Με την εφαρμογή σε μία εικόνα του εκπαιδευμένου συνελικτικού δικτύου δημιουργούνται επίπεδα (*layers*) «θερμικών χαρτών» (*heat maps*) για τις κατηγορίες ενδιαφέροντος του χρήστη. Τιμές κοντά στο ένα (1) υποδηλώνουν υψηλή πιθανότητα στόχου, τιμές κοντά στο μηδέν (0) υποδηλώνουν χαμηλή πιθανότητα. Χρησιμοποιούμε τους θερμικούς χάρτες για να ταξινομηθεί η εικόνα ή να εντοπιστούν αντικείμενα ενδιαφέροντος, βασισμένοι σε πρότυπα (*membership functions*) ή στρατηγικές ανάπτυξης κανόνων (*fuzzy rules*). Ο συνδυασμός του αποτελέσματος του νευρωνικού δικτύου με την αντικεινοστρεφή ανάλυση εικόνας (*OBIA*) είναι δυνατό να αυξήσει σημαντικά την ακρίβεια του τελικού παραγόμενου χάρτη ταξινόμησης. Τα αποτελέσματά μπορούν να αξιολογηθούν με το διανυσματικό αρχείο των σημείων *ground truth*, ώστε να λάβουμε ένα μέτρο ακρίβειας, ή με οποιοδήποτε σετ επαλήθευσης (*samples*) θεσπίσουμε.

### 3 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

Οι πληροφορίες για το γεωμετρικό αποτύπωμα και το ύψος των κτηρίων είναι κρίσιμες για τις αστικές μελέτες και εφαρμογές. Στη σχετική επιστημονική βιβλιογραφία έχουν αναπτυχθεί πολλές μέθοδοι για την εξαγωγή πληροφοριών των αποτυπωμάτων των σχημάτων των κτηρίων και της υψομετρικής πληροφορίας τους. Η ύπαρξη νέων μεθόδων στην τηλεπισκόπηση, όπως το αερομεταφερόμενο LiDAR, η αεροφωτογραφία υψηλής χωρικής ανάλυσης και οι τεχνικές αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης εικόνας (OBIA), παρέχουν νέες μεθόδους για την ακριβή και ταχεία εξαγωγή πληροφοριών. Παρακάτω αναφέρονται περιληπτικά σχετικές εργασίες από τη βιβλιογραφία, οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν για άντληση ιδεών και τεχνικών για την πιο γρήγορη και πιο επιτυχή εξαγωγή αποτελεσμάτων στην παρούσα διπλωματική εργασία.

☞ Στη μελέτη «Building Footprint and Height Information Extraction from Airborne LiDAR and Aerial Imagery» των Su Zhang, Fei Han και Susan M. Bogus χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα LiDAR για την εξαγωγή αντικειμένων, όπως κτήρια και δέντρα σε συνδυασμό με έγχρωμες υπέρυθρες αεροφωτογραφίες για την αφαίρεση των δέντρων από τα αντικείμενα τα οποία εντοπίστηκαν. Η μέθοδος OBIA χρησιμοποιήθηκε για την οριοθέτηση των αποτυπωμάτων των κτηρίων σε συνδυασμό με στατιστικά στοιχεία για την εξαγωγή πληροφοριών των υψομέτρων των κτηρίων. Για την εξαγωγή συμπερασμάτων, τα εξαγόμενα αποτυπώματα κτηρίων και τα δεδομένα ύψους συγκρίθηκαν με τα αληθή δεδομένα εδάφους και τα αποτελέσματα απέδειξαν ότι οι έγχρωμες υπέρυθρες αεροφωτογραφίες παρέχουν σημαντικές πληροφορίες για την αποτελεσματική αφαίρεση δέντρων τα οποία ανιχνεύονται ψευδώς ως κτίρια (Zhang et al, 2020).

Οι πληροφορίες τις οποίες εξήγαγε η μέθοδος με τα δεδομένα LiDAR συγκρίθηκαν με τα δεδομένα ελέγχου (ground truth) και αποδείχτηκε ότι η συνδυαστική μέθοδος OBIA και χρήση δεδομένων LiDAR μπορεί να οριοθετήσει αποτελεσματικά και με ακρίβεια το αποτύπωμα κτιρίου και να εξάγει πληροφορίες για το ύψος του κτιρίου. Ωστόσο, είναι λιγότερο αποτελεσματική όταν η απόσταση των κτιρίων από τους γείτονες είναι μικρότερη από τη χωρική ανάλυση των αερομεταφερόμενων δεδομένων LiDAR.

Για τον έλεγχο της ακρίβειας και απόδοσης σε επίπεδο pixel, υπολογίζονται οι δείκτες recall, precision και quality, αξιολογώντας παραδείγματος χάρι ότι κανένα δέντρο ή κάποια άλλη κατασκευή δεν χαρακτηρίστηκε, εσφαλμένα, ως κτίρια για δεδομένη περιοχή μελέτης.

Στο πλαίσιο της συγκεκριμένης μελέτης δεν χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα LiDAR, αλλά η εκτέλεση της μεθόδου OBIA για την οριοθέτηση των αποτυπωμάτων των κτηρίων σε έγχρωμες δορυφορικές εικόνες πολύ υψηλής ανάλυσης. Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων έγινε με χρήση πίνακα σύγκρισης και των δεικτών F1, precision, recall και quality.

☞ Οι D. P. Argialas, S. Michailidou and A. Tzotsos στην εκπόνηση της μελέτης «Change detection of buildings in suburban areas from high resolution satellite data developed through object based image analysis» διερεύνησαν την ανάπτυξη μιας ασαφούς βάσης γνώσεων σε ένα σύστημα αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης εικόνας (OBIA) για αυτόματη ανίχνευση αλλαγών κτιρίων. Εκτελέστηκε διαχρονική ανάλυση δορυφορικών δεδομένων πολύ υψηλής ανάλυσης των δορυφόρων QuickBird και IKONOS. Εκτελέστηκε κατάμηση εικόνας πολλαπλής ανάλυσης σε πέντε ιεραρχικά επίπεδα, ακολουθώντας διαδρομή από πάνω προς τα κάτω με τη διαδικασία δοκιμής - σφάλματος. Στη συνέχεια, κάθε αντικείμενο αντιστοιχίστηκε με ασαφή ταξινόμηση σε μία από τις κλάσεις οι οποίες αντιπροσωπεύουν τις κατηγορίες κάλυψης - χρήσης γης κάθε επιπέδου (Argialas et al, 2013).

Ο στόχος της μελέτης ήταν ο διαχωρισμός των αντικειμένων της εικόνας σε κτήρια και όχι κτήρια, και καταγραφή των αλλαγών οι οποίες συντελέστηκαν μεταξύ δύο χρονικών σημείων, και εκτελέστηκε ποιοτική και ποσοτική αξιολόγηση.

Η προτεινόμενη μεθοδολογία OBIA με χρήση κανόνων ασαφούς λογικής εφαρμόστηκε στο λογισμικό eCognition, με τη μέθοδο δοκιμής και σφάλματος, η οποία εκτελέστηκε με επαναλαμβανόμενα στάδια

κατάτμησης και ταξινόμησης. Οι κανόνες οι οποίοι θεσπίστηκαν με τα αντίστοιχα διαστήματα ασαφούς λογικής συνέβαλαν στο να δώσουν στα αντικείμενα της εικόνας το καλύτερο δυνατό σχήμα έτσι ώστε να αποτυπώνονται κτήρια και να διακριθούν από τα υπόλοιπα ανθρωπογενή χαρακτηριστικά.

Η χρήση δεδομένων DEM ή DSM μπορεί να διευκολύνει τον εντοπισμό των αλλαγών σε πολύπλοκα αστικά περιβάλλον, καθώς δεν θα υπήρχαν γεωμετρικές παραμορφώσεις και έτσι τα επιπλέον υψομετρικά δεδομένα θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για τη διάκριση των κτηρίων από τις υπόλοιπες θεματικές κατηγορίες. Επιπλέον, τα δεδομένα DEM επιτρέπουν τη διάκριση της τεχνητής κλίσης (ομαλή κλίση π.χ. οι στέγες), από τα φυσικά χαρακτηριστικά (απότομη κλίση π.χ. τα βράχια).

Στο πλαίσιο της συγκεκριμένης εργασίας δεν χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα DEM ή DSM, αλλά έγινε χρήση κανόνων με τα αντίστοιχα διαστήματα ασαφούς λογικής με τη μέθοδο OBIA με επαναλαμβανόμενα στάδια κατάτμησης και ταξινόμησης.

☞ Στη μελέτη «UAV-based Approach to Extract Topographic and As-built Information by Utilising the OBIA Technique» των Hairie Ilkham Sibaruddin, Helmi Zulhaidi Mohd Shafri, Biswajeet Pradhan και Nuzul Azam Haron, δοκιμάστηκε η ικανότητα των οπτικών δεδομένων τα οποία έχουν ανακτηθεί από μη επανδρωμένα αεροσκάφη – «Unmanned Aerial Vehicle» (UAV) να παρέχουν αξιόπιστες τοπογραφικές πληροφορίες (Sibaruddin et al, 2018).

Χρησιμοποιήθηκε η τεχνική αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης (OBIA) για την εξαγωγή σημαντικών γεωχωρικών πληροφοριών με τη βελτιστοποίηση της διαδικασίας κατάτμησης με μεθόδους ταξινόμησης εικόνων χρησιμοποιώντας, συνδυαστικά, διαφορετικούς επιβλεπόμενους ταξινομητές, όπως ο K-πλησιέστερος γείτονας (KNN), η μέθοδος Bayes (NB), η μέθοδος με δέντρα αποφάσεων (DT), ο αλγόριθμος Random Forest (RF) και ο αλγόριθμος Support Vector Machine (SVM).

Ο συνδυασμός δεδομένων τα οποία έχουν ανακτηθεί από UAV και η επεξεργασία τους με μέθοδο OBIA, συνδυαστικά, με χρήση επιβλεπόμενων ταξινομητών, αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, παρέχει μια γρήγορη και αποτελεσματική προσέγγιση για την ψηφιοποίηση κάθε στοιχείου το οποίο αντιπροσωπεύει μία κατηγορία κάλυψης γης στην αστική χαρτογράφηση.

Στη συγκεκριμένη εργασία εκτελέστηκαν και συγκρίθηκε η απόδοση των πέντε ταξινομητών μηχανικής μάθησης στην ταξινόμηση κατηγοριών κάλυψης γης, εικόνων πολύ υψηλής ανάλυσης σε συνδυασμό με τη μέθοδο OBIA. Ο ταξινομητής Random Forest έλαβε τα υψηλότερα αποτελέσματα μεταξύ όλων των ταξινομητών. Η ταξινόμηση επηρεάστηκε από την ακρίβεια των παραμέτρων συντονισμού για κάθε ταξινομητή.

☞ Οι M. Vakalopoulou, K. Karantzalos, N. Komodakis και N. Paragios στην μελέτη «Building detection in very high resolution multispectral data with deep learning features» αναλύουν τη χρήση της αυτοματοποιημένης τεχνητής ανίχνευσης αντικειμένων και εξαγωγής κτηρίων από μεμονωμένες δορυφορικές εικόνες πολύ υψηλής ανάλυσης με την εφαρμογή μοντέλων συνελκτικών νευρωνικών δικτύων (Vakalopoulou et al, 2015).

Η μέθοδος η οποία αναπτύχθηκε είναι με βάση μια επιβλεπόμενη διαδικασία ταξινόμησης η οποία εκπαιδεύεται από ένα πολύ μεγάλο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, ώστε το μοντέλο να ανιχνεύει τα αντικείμενα των κτηρίων μέσω μίας δυαδικής εργασίας ταξινόμησης η οποία βασίζεται σε χαρακτηριστικά βαθιάς μάθησης με την ενσωμάτωση πρόσθετων φασματικών πληροφοριών κατά την διαδικασία εκπαίδευσης και πετυχαίνει με αυτοματοποιημένη διαδικασία την επιτυχή ανίχνευση αντικειμένων και κτηρίων.

Στο πλαίσιο της συγκεκριμένης εργασίας εκπαιδεύτηκε μοντέλο συνελκτικού νευρωνικού δικτύου για ταξινόμηση χρήσεων γης και εξαγωγής κτηρίων, με χρήση χιλιάδων δεδομένων εκπαίδευσης και έγινε η εφαρμογή του σε διαφορετικό τμήμα εικόνας, δοκιμάστηκε η βελτίωση του με χρήση κανόνων με τα αντίστοιχα διαστήματα ασαφούς λογικής με τη μέθοδο OBIA και εφαρμόστηκαν οι μέθοδοι

αξιολόγησης της απόδοσης F1, precision, recall, overall accuracy και quality, συγκριτικά με όλες τις μεθόδους οι οποίες εκτελέστηκαν.

## 4 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ - ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΟΥ ΜΕΡΟΥΣ

### 4.1 Ο Δορυφόρος World View-2

#### 4.1.1 Γενικά στοιχεία

Ο WorldView-2 (WV2) είναι ένας εμπορικός δορυφόρος παρατήρησης της Γης ο οποίος ανήκει στην DigitalGlobe, λειτουργεί σε υψόμετρο 770 χιλιομέτρων και παρέχει εμπορικά διαθέσιμες παγχρωματικές εικόνες (άσπρο και μαύρο) και πολυφασματικές εικόνες οκτώ ζωνών. Εκτοξεύτηκε στις 8 Οκτωβρίου 2009 για να γίνει ο τρίτος δορυφόρος της DigitalGlobe σε τροχιά, ενώνοντας με το δορυφόρο WorldView-1 ο οποίος εκτοξεύτηκε το 2007 και τον QuickBird ο οποίος εκτοξεύτηκε το 2001 και λαμβάνει μια νέα φωτογραφία οποιοδήποτε μέρους στη Γη κάθε 1,1 ημέρες.

Ο WorldView-2 έχει τέσσερις πολυφασματικές ζώνες (κόκκινο, μπλε, πράσινο και εγγύς υπέρυθρο) και περιλαμβάνει, επίσης, τέσσερις νέες πολυφασματικές ζώνες (coastal, κίτρινη, red edge και εγγύς υπέρυθρο). Οι περιοχές του Ηλεκτρομαγνητικού φάσματος στις οποίες ευαισθητοποιείται ο αισθητήρας παρέχει τη δυνατότητα ακριβούς ανίχνευσης και χαρτογράφησης αλλαγών στο ανάγλυφο της φυσικής επιφάνειας της Γης, λόγω γεωφυσικών φαινομένων αλλά και ανθρωπογενών επιδράσεων.

Τα δεδομένα του παρέχουν υψηλή χωρική διακριτική ικανότητα και δίνουν την ευκαιρία στο χρήστη να παρατηρεί και να αναγνωρίζει κτήρια, έργα υποδομής και κάθε είδους λεπτομερή αντικείμενα. Με την ευρεία επέκταση της χρήσης των λογισμικών επεξεργασίας, καθώς και των πακέτων των γεωγραφικών συστημάτων πληροφοριών GIS, τα δεδομένα αυτά, δύναται να επεξεργαστούν με μεθόδους τηλεπισκόπησης και σε εφαρμογές χαρτογράφησης.

#### 4.1.2 Τεχνικά χαρακτηριστικά

##### 4.1.2.1 Επικοινωνία

- Δυναμικό εύρος: 11 bits ανά pixel

##### 4.1.2.2 Δυνατότητες απεικονίσεων-Δέκτες

Ο δορυφόρος φέρει έναν πολυφασματικό αισθητήρα με τέσσερις πολυφασματικές ζώνες (κόκκινο, μπλε, πράσινο και εγγύς υπέρυθρο) και περιλαμβάνει επίσης τέσσερις νέες πολυφασματικές ζώνες (coastal, κίτρινη, red edge και εγγύς υπέρυθρο) με χωρική ανάλυση 1.84 m στο ναδίρ και αισθητήρα λήψης παγχρωματικών εικόνων (άσπρο και μαύρο) ανάλυσης 0.46 m.

Είναι σε θέση να απεικονίσει τα φασματικά εύρη στις περιοχές coastal (400-450 nm), μπλε (450-510 nm), πράσινο (510-580 nm), κίτρινο (510-585 nm), κόκκινο (630-690 nm); red edge (705-745 nm), NIR1 (770-895 nm) και NIR2 (860-1040 nm).

Οι τέσσερις επιπλέον μπάντες βρίσκονται στα εξής σημεία, η φασματική ζώνη coastal, με κέντρο γύρω στα 425 nm για τις εφαρμογές της στις μελέτες υδάτων. Η φασματική ζώνη red edge με κέντρο στα 725 nm, όπου ξεκινά το τμήμα υψηλής ανακλαστικότητας της απόκρισης της βλάστησης. Το μεγαλύτερο μήκος κύματος είναι κοντά στην υπέρυθη ζώνη, με κέντρο στα 950 nm το οποίο είναι ευαίσθητο στους ατμοσφαιρικούς υδρατμούς.

##### 4.1.2.3 Πλάτος λωρίδας σάρωσης και εμβαδά

Ο δορυφόρος σαρώνει μια λωρίδα με ονομαστικό πλάτος σάρωσης 16.4 km. και είναι ικανός να περιστρέφεται έως και 20 μοίρες από το ναδίρ.

- Πλάτος λωρίδας σάρωσης στο έδαφος: 360 × 16,4 χλμ
- Εμβαδόν μίας λήψης στο έδαφος: 16.4 km\*16.4 km

Εμβαδόν μίας λωρίδας σάρωσης στο έδαφος:  $112 \times 138$  km

#### 4.1.2.4 Χαρακτηριστικά τροχιάς

- Υψόμετρο πτήσης: 770 km
- Τύπος: Με σύγχρονη κλίση προς τον ήλιο, ώρα διέλευσης Ισημερινού 10:30 π.μ. σε φθίνοντα κόμβο
- Περίοδος: 100 λεπτά
- Περιοχή που συλλέγεται σε μία μόνο περιστροφή ( $30^\circ$  γωνία εκτός ναδύρ):  
Μono:  $138 \times 112$  km (8 λωρίδες)  
Stereo:  $63 \times 112$  km (4 ζεύγη)

#### 4.1.2.5 Δορυφορική πλατφόρμα

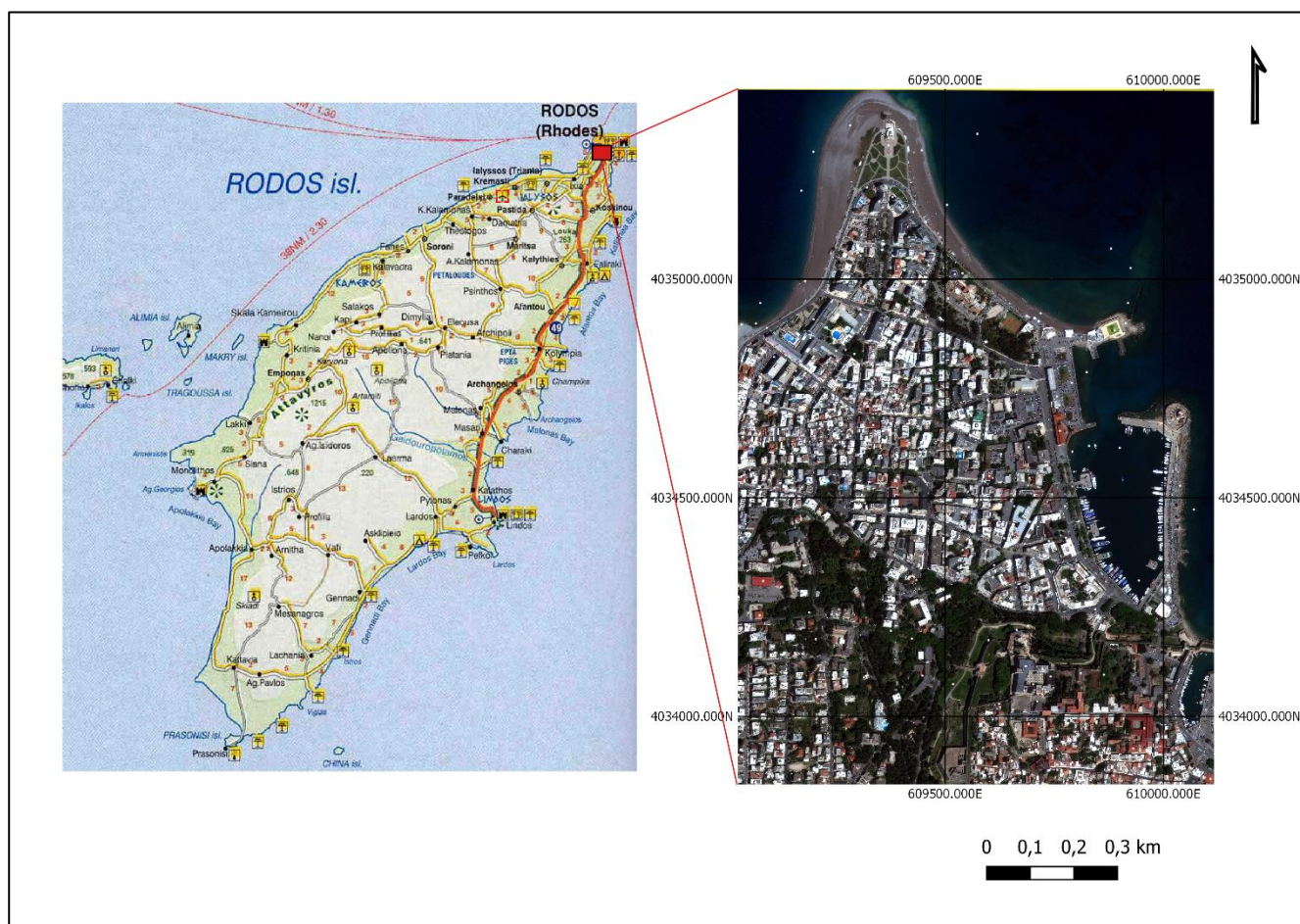
- Μέγεθος διαστημικού σκάφους και μάζα: 5.7 m ύψος  $\times$  2.5 m κατά μήκος, 7.1 m κατά μήκος των αναπτυγμένων ηλιακών συστοιχιών, 2615 κιλά.
- Ισχύς ηλιακής συστοιχίας: 3.2 kW, μπαταρία των 100 Ahr

## 4.2 Περιοχή Μελέτης

Η περιοχή μελέτης εντοπίζεται στη Ρόδο, και συγκεκριμένα στο εμπορικό, οικονομικό και κοινωνικό κέντρο του νησιού, την πρωτεύουσα και χώρα του. Η περιοχή καταλαμβάνει έκταση προσεγγιστικά 2.35 km<sup>2</sup> μεταξύ των γεωγραφικών πλατών 4033150 και 4035450 και των γεωγραφικών μηκών 608950 και 610550 στο γεωγραφικό σύστημα αναφοράς WGS84 στην παγκόσμια μερκατορική προβολή (UTM) στη Ζώνη 35 (Z35) με κωδικό παγκόσμιας αναγνώρισης του συστήματος αναφοράς EPSG:32635.

Η πόλη της Ρόδου είναι μία πολιτεία η οποία περιλαμβάνει το διοικητικό κέντρο του νησιού και της Περιφερειακής Ενότητας Ρόδου και το μεγαλύτερο οικισμό του. Εντός των ορίων της πόλης της Ρόδου, βρίσκεται η Μεσαιωνική πόλη της Ρόδου ή Παλιά Πόλη, μία από τις καλύτερα διατηρημένες μεσαιωνικές πόλεις του κόσμου, που έχει αναγνωριστεί από το 1988 ως μνημείο παγκόσμιας κληρονομιάς της UNESCO.

Εντός των τειχών της Παλιάς Πόλης βρίσκονται αξιόλογα μνημεία από τη Βυζαντινή εποχή, την Τουρκοκρατία και την περίοδο της Ενετοκρατίας, με επιβλητικότερο το παλάτι του Μεγάλου Μαγίστρου. Στα βορειοδυτικά και σε απόσταση περίπου 12 χιλιομέτρων από την πόλη, βρίσκεται ο Κρατικός Αερολιμένας Ρόδου «Διαγόρας», που αποτελεί την κύρια πύλη εισόδου των επισκεπτών στο νησί, μαζί με τον λιμένα του νησιού ο οποίος αποτελεί σημείο εξυπηρέτησης για δεκάδες εμπορικά, τουριστικά και μεταφορικά πλοία, καθημερινώς.

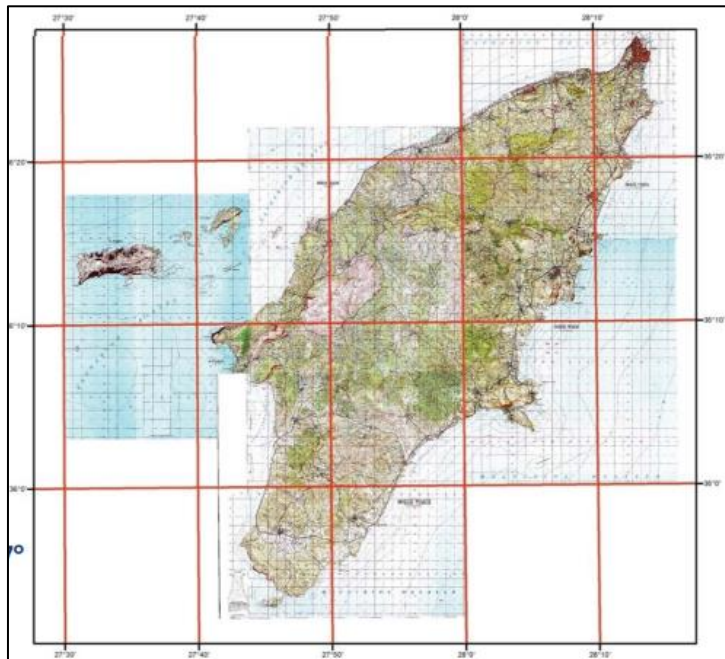


Εικόνα 16 Η περιοχή μελέτης σε δορυφορική εικόνα World View – 2 και σε εμπορικό χάρτη Πηγή: [el.wikipedia.org](http://el.wikipedia.org), 2022



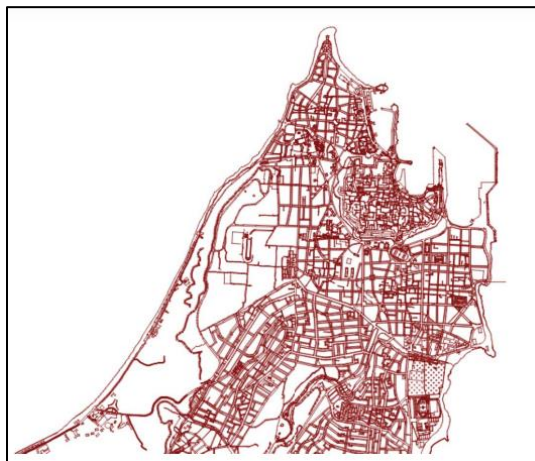
Εικόνα 17 Άποψη της πόλης της Ρόδου από ψηλά Πηγή: el.wikipedia.org, 2022

Στην παρούσα μελέτη, η οποία ασχολήθηκε με την αυτόματη αναγνώριση και εξαγωγή κτηρίων από την περιοχή της πρωτεύουσας της Ρόδου, αποτελεί σημαντικό παράγοντα η αναγνώριση των χρήσεων γης γενικότερα, αλλά και των σχημάτων και ιδιομορφιών των κτηριακών οντοτήτων οι οποίες εντοπίζονται εντός αυτού, έστω σε πρώτη άποψη αναγνωριστικά και οπτικά.



Εικόνα 18 Η συλλογή χαρτών 1:50000 Γενικής Χρήσης της ΓΥΣ, οι οποίοι καλύπτουν τη νήσο Ρόδο Πηγή: Γεωγραφική Υπηρεσία Στρατού, 2022

Καθότι δεν ήταν δυνατή η αυτοψία στο νησί, η αναγνώριση και μελέτη των χαρακτηριστικών του οικιστικού χώρου έγινε μέσα από βιβλιογραφία και πηγές, όπως η σειρά χαρτών 1:50000 Γενικής Χρήσης της Γεωγραφικής Υπηρεσίας Στρατού, οι οποίοι συμπληρώνουν τη νήσο και την ευρύτερη περιοχή της και ο πολεοδομικός σχεδιασμός της νήσου Ρόδου από την Περιφέρεια Νοτίου Αιγαίου.



Εικόνα 19 Ο πολεοδομικός σχεδιασμός του αστικού κέντρου της νήσου Ρόδου Πηγή: Δ/ση Πολεοδομικού Σχεδιασμού Δήμου Ρόδου, 2020

#### 4.2.1 Δορυφορικές εικόνες World View-2

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν δύο δορυφορικές εικόνες WorldView-2, η μία με ημερομηνία λήψης 23 Απριλίου 2013, η οποία αφορά την περιοχή μελέτης, δηλαδή τη νήσο Ρόδο και η άλλη με ημερομηνία λήψης 23 Απριλίου 2011, η οποία αφορά την περιοχή Αυλάκι στο πόρτο Ράφτη Αττικής. Τα δορυφορικά δεδομένα έχουν χωρική ανάλυση 0.5 m, στα τέσσερα κανάλια τα οποία διαθέτουν, από το σύνολο των οκτώ (8) καναλιών του δορυφόρου, δηλαδή για τα τρία ορατά, μπλε, πράσινο, κόκκινο και το ένα υπέρυθρο κανάλι, εγγύς υπέρυθρο 1 (NIR1) με ραδιομετρική ανάλυση των 16 bit.

<i>Spectral band</i>	<i>Center wavelength (nm)</i>	<i>Minimum Lower Band Edge (nm)</i>	<i>Maximum Lower Band Edge (nm)</i>	<i>Spatial resolution (m)</i>
<i>Blue</i>	480	450	510	0.5
<i>Green</i>	545	510	580	0.5
<i>Red</i>	660	630	690	0.5
<i>NIR -1</i>	833	770	895	0.5

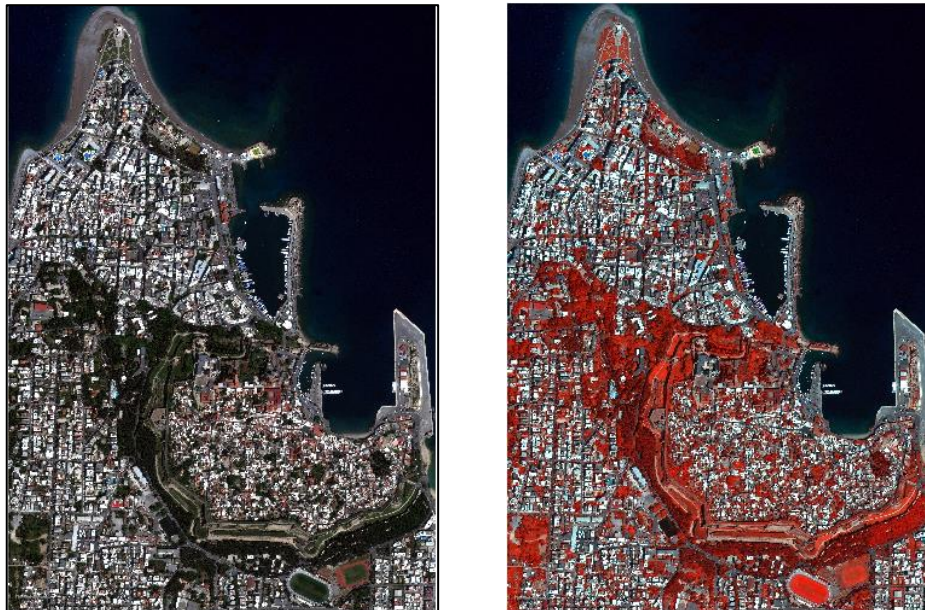
Πίνακας 1 Οι φασματικές μπάντες και αναλύσεις του αισθητήρα WorldView-2 Satellite (0.50m) για τις εικόνες τις παρούσας μελέτης Πηγή: satimagingcorp.com, 2022

#### 4.2.2 Προεπεξεργασίες και μεθοδολογικά βήματα

Η μεθοδολογία της παρούσας μελέτης, αρχικά, περιελάμβανε την απόκτηση των δορυφορικών εικόνων στις οποίες αρχικά πραγματοποιήθηκε αναλυτική φωτοερμηνεία χρησιμοποιώντας τον συνδυασμό των καναλιών Red-Green-Blue (RGB), το ορατό φάσμα, δηλαδή, και το ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green (RGB) στο λογισμικό QGIS, και ακολούθως εισήχθησαν στο λογισμικό Ecognition για την περαιτέρω κατάτμηση και εκτέλεση ταξινόμησεων. Στη συνέχεια, εφαρμόστηκε αντικειμενοστρεφής ανάλυση εικόνας (Object - Based Image Analysis) η οποία περιλαμβάνει την πολυεπίπεδη κατάτμηση της εικόνας, επιλογή χαρακτηριστικών και θέσπιση κανόνων ασαφούς λογικής, ταξινόμηση εικόνας και αξιολόγηση ακρίβειας.

Εκτελέστηκε κατάτμηση πολλαπλής ανάλυσης και δοκιμάστηκαν συνδυασμοί των παραμέτρων, όπως η κλίμακα, το σχήμα και η συμπαγότητα για την εύρεση της βέλτιστης επιλογής χρησιμοποιώντας τη μέθοδο δοκιμής και σφάλματος. Στη συνέχεια, προσδιορίστηκαν τα κατάλληλα χαρακτηριστικά τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την ταξινόμηση των κτηρίων με τη μέθοδο των κανόνων ασαφούς λογικής, ταξινόμηση εγγύτερου γείτονα και επιπρόσθετες τεχνικές ταξινόμησης μηχανικής και βαθιάς μάθησης, όπως random forest και συνελκτικών νεωρωνικών δικτύων, αλλά και συνδυασμός αυτών. Τέλος, συγκρίθηκε η αξιολόγηση της ακρίβειάς τους προκειμένου να ληφθεί η πιο ακριβής μέθοδος ταξινόμησης για την ανίχνευση κτηρίων.





Εικόνα 20 Η δορυφορική εικόνα WorldView-2 με ημερομηνία λήψης 23 Απριλίου 2013 στο ορατό φάσμα και σε ψευδεγχρωματικό σύνθετο NIR-Red-Green

Τα λογισμικά εφαρμογής του πειράματος αφήνουν πληθώρα επιλογών για τη δημιουργία είτε ψευδέγχρωμων συνθέτων ή μονοχρωματικών γκριζου τόνου, ανάλογα με τα διαθέσιμα κανάλια τα οποία παρέχονται από τη διαθέσιμη εικόνα. Κάθε συνδυασμός τονίζει και διαφορετικά χαρακτηριστικά, όπως π.χ. η βλάστηση στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green η οποία αναδεικνύεται με το χαρακτηριστικό έντονο κόκκινο χρώμα, αφού η βλάστηση αντανακλάει έντονα στο εγγύς υπέρυθρο στη βάση του κόκκινου.



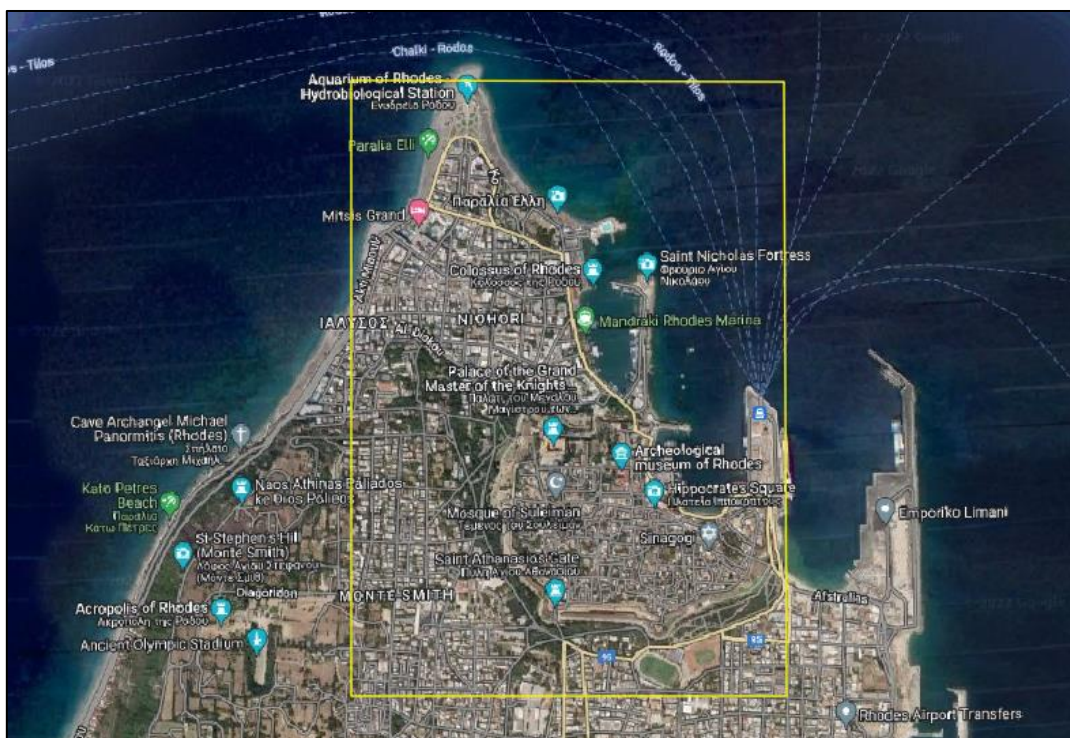
Εικόνα 21 Η δορυφορική εικόνα WorldView-2 με ημερομηνία λήψης 23 Απριλίου 2011 στο ορατό φάσμα και σε ψευδεγχρωματικό σύνθετο NIR-Red-Green

Το κυρίως πείραμα, στο σύνολο του, εκτελέστηκε στην δορυφορική εικόνα WorldView-2, για την περιοχή της Ρόδου, για την εκτέλεση ιεραρχικής ταξινόμησης, την εκπαίδευση του επιβλεπόμενου μοντέλου μηχανικής μάθησης και του μοντέλου νευρωνικού συνελκτικού δικτύου και η εικόνα της περιοχής της Αττικής, για εφαρμογή των δημιουργημένων κανόνων και αλγορίθμων σε άλλη εικόνα, ίδιας χωρικής ανάλυσης, παρόμοιας φασματικής υπογραφής, αλλά διαφορετικού χρόνου λήψης για αξιολόγηση της απόδοσης τους, σε εικόνα διαφορετική από αυτή της εκπαίδευσής τους.

### 4.3 Φωτοερμηνεία της Περιοχής

Η περιοχή που περιλαμβάνεται στην προς μελέτη δορυφορική εικόνα καλύπτει το βόρειο σημείο της νήσου Ρόδου με την πρωτεύουσα του νησιού, τα λιμάνια του, εμπορικό και τουριστικό, και γενικότερα όλα τα κέντρα δραστηριοτήτων των κατοίκων της πρωτεύουσας του νησιού, αλλά και των επισκεπτών. Συνεπώς, γίνεται λόγος για μία πυκνοκατοικημένη περιοχή γεμάτη με οικισμούς και κτήρια, σύγχρονα και ιστορικά, διαφόρων ιστορικών περιόδων. Επομένως, γίνεται κατανοητή η σημασία της εν λόγω περιοχής στο πλαίσιο της εκπόνησης της συγκεκριμένης εργασίας, καθώς αναφερόμαστε σε είδη κτηρίων με διαφορετικές φασματικές υπογραφές και με ιδιαίτερη σημασία στο πλαίσιο της εκτέλεσης της κατάτμησης, καθώς υπάρχει πλήθος διαφορετικών σχημάτων με διαφορετική συμπαγότητα, πεπλεγμένα με βλάστηση, να εισέρχονται μέσω αυτών δρόμοι διαφορετικών διαπλατυνσεων.

Το γεγονός αυτό καθιστά την διαδικασία της πολυεπίπεδης κατάτμησης σύνθετη και εκτελέστηκε μία σειρά από δοκιμές, ώστε να επιτευχθεί το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα κατάτμησης της περιοχής. Το πρώτο βήμα είναι η εξέταση της περιοχής μελέτης, ιδανικά η αυτοψία του χώρου αυτοπροσώπως από τον ερευνητή, στην περίπτωση που δεν είναι δυνατόν αυτό η φωτοερμηνεία των χρήσεων γης ώστε να εξαχθούν οι απαιτούμενες κατηγορίες. Για την ανάγκη αυτή, πέρα από την βιβλιογραφική μελέτη για την πρωτεύουσα της νήσου Ρόδου η οποία παρουσιάστηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο, εξετάστηκαν οι κατηγορίες της περιοχής μελέτης από την πλατφόρμα δορυφορικής απεικόνισης στο διαδίκτυο Google Maps και μέσω των λογισμικών εργασίας Ecognition και QGIS με ψευδέγχρωμα κυρίως σύνθετα για την αναγνώριση τους.



Εικόνα 22: Η Πρωτεύουσα της Νήσου Ρόδου και η Περιοχή Μελέτης στην Δορυφορική Εικόνα εργασίας Πηγή: Google Maps, 2022

Η δορυφορική εικόνα της περιοχής μελέτης καλύπτει την περιοχή της πρωτεύουσας της νήσου Ρόδου στο κίτρινο πλαίσιο, δίνοντας μας μία πιο συγκεκριμένη αντίληψη του νησιού και της πρωτεύουσας του και στη συνέχεια της φωτοερμηνείας της περιοχής. Αρχικά, έγινε μία γενικότερη εμποπεία της περιοχής για να εξαχθούν οι γενικότερες κατηγορίες όπως βλάστηση, κτήρια, άγονη γη – χόμα, δρόμοι, σκιά και υδάτινο στοιχείο. Το περιβάλλον της εικόνας, της παρούσας εργασίας, αποτελεί ένα πολυσύνθετο πυκνοκατοικημένο περιβάλλον με ιδιαίτερες προκλήσεις και γειτνιάζουσες κατηγορίες, φασματικά, οι οποίες καθιστούν το έργο της μελέτης εξαιρετικά πολύπλοκο.

Η περιοχή μελέτης αποτελεί ως επί το πλείστο ένα αστικό περιβάλλον με μεγάλη σύνθεση από κτήρια διαφόρων ιστορικών περιόδων, συμπυκνωμένα, με άτακτη χωροταξική δόμηση, στην οποία παρεμβάλλονται οι χαρακτηριστικές γνωστές καστροπολιτείες της Ρόδου και άναρχη βλάστηση, κυρίως περιαστικού περιβάλλοντος, και όχι δασική. Για την φωτοερμηνεία της εικόνας και την εξέταση της περιοχής μελέτης χρησιμοποιήθηκε το σύνθετο χρωμάτων τα οποία δημιουργούν τα φυσικά χρώματα και το ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green (RGB) για την εξαγωγή των διαφόρων χαρακτηριστικών με τονισμό των ιδιαίτερων στοιχείων στις φασματικές υπογραφής κάθε αντικειμένου.



Εικόνα 23 Ταυτόχρονη παρατήρηση της εικόνας στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green στο λογισμικό *Ecognition*

Η φωτοερμηνεία υποβοηθήθηκε με εφαρμογή εργαλείων τα οποία μας παρέχει το λογισμικό, όπως η ενίσχυση της τυπικής απόκλισης «Standard Deviation» για τον τονισμό των διαφοροποιήσεων μεταξύ κτηρίων και βλάστησης, εδάφους, αλλά και των διαφορετικών ειδών κτηρίων.



Εικόνα 24 Ταυτόχρονες παρατηρήσεις της εικόνας στο ορατό φάσμα και ενίσχυσης της εικόνας με το χαρακτηριστικό της τυπικής απόκλισης στο κανάλι NIR

#### 4.3.1 Η βλάστηση

Η βλάστηση δεν αποτελεί αντικείμενο της παρούσας μελέτης, παρ' όλα αυτά ο εντοπισμός της είναι πάντα απλός και ιδιαίτερα χρήσιμος. Στην προκειμένη περίπτωση η βλάστηση μας ενδιαφέρει να διαχωριστεί από τα κτήρια, ενώ δεν υπάρχουν πολλά είδη βλάστησης, καθώς μιλάμε για αστικό χώρο. Υπάρχει αραιή βλάστηση με συστάδες δέντρων, χωρίς καλλιέργειες, επειδή η περιοχή της δορυφορικής εικόνας ενδιαφέροντος δεν περιέχει καλλιεργημένες εκτάσεις. Επίσης, δεν υπάρχει δασική περιοχή αλλά περιαστική βλάστηση η οποία ακολουθεί συγκεκριμένη διαδρομή.

Η βλάστηση, αναλόγως το είδος και την κατάσταση υγείας της, στο ορατό φάσμα του φυσικού έγχρωμου σύνθετου Red-Green-Blue απεικονίζεται πράσινη, καταλαμβάνει μεγάλες εκτάσεις και κανονικά σχήματα στις καλλιεργημένες περιοχές και ακανόνιστο σχήμα με μικρή έκταση σε αστικές ή

περισσότερες εκτάσεις. Στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green απεικονίζεται με κόκκινους τόνους. Εσωτερικά παρουσιάζει μεγάλη ανομοιογένεια στον τόνο της και έχει τραχιά υφή.

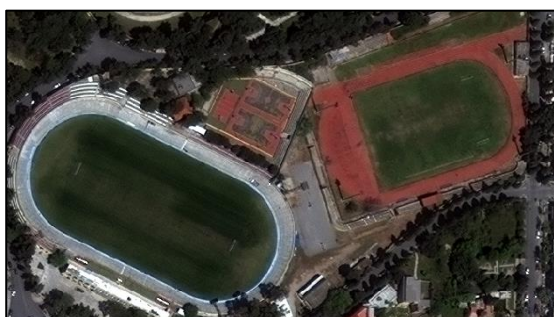
Ο συνηθέστερος τρόπος αναγνώρισης της είναι ο κανονικοποιημένος δείκτης βλάστησης NDVI (Normalised Difference Vegetation Index) =  $(NIR-RED)/(RED+NIR)$ . Η βλάστηση παρουσιάζει υψηλή τιμή ανακλαστικότητας στο εγγύς υπέρυθρο και μικρή τιμή στο κόκκινο. Επομένως, ο δείκτης NIR/RED δίνει υψηλές τιμές ανακλαστικότητας για τη βλάστηση, διότι ενισχύεται η υψηλή ανακλαστικότητα στο εγγύς υπέρυθρο σε αντίθεση με την απορρόφηση στο κόκκινο. Οι τιμές του δείκτη κυμαίνονται από -1 έως 1 με όριο ύπαρξης βλάστησης το 0 και οι συνήθεις τιμές του δείκτη NDVI για τη βλάστηση είναι από την τιμή 0.3 και πάνω.

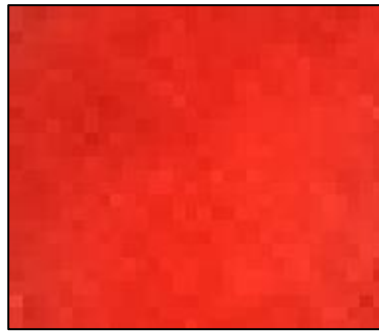
Η φωτοερμηνεία της περιοχής μελέτης έδωσε ως αποτέλεσμα δενδρική βλάστηση σε αστικό περιβάλλον, διάσπαρτη, χωρίς κανονικό σχήμα και περίξ κτηρίων ή γύρω από το κάστρο της Ρόδου, με διαβάθμιση υφής, πυκνότητας και τόνου.



Εικόνα 25 Δείγματα δενδρικής βλάστησης στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green

Το επόμενο δείγμα βλάστησης το οποίο ανιχνεύθηκε είναι η χαρακτηριστική χαμηλή βλάστηση σε πάρκα, εγκαταλελειμμένες ημι-άγονες εκτάσεις μετά την παρέμβαση ανθρωπογενούς δραστηριότητας, χώροι οικιών, κήποι και αθλητικοί χώροι – γήπεδα.





Εικόνα 26 Ανίχνευση χαμηλής βλάστησης και γρασιδιού σε αθλητικές εγκαταστάσεις στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green

#### 4.3.2 Οι κτηριακές υποδομές

Τα κτήρια τα οποία αποτελούν και το αντικείμενο της παρούσας μελέτης καλύπτουν την δορυφορική εικόνα στο μεγαλύτερο μέρος της και παρουσιάζουν μία σύνθετη ποικιλία κτηρίων με διαφορετικές φασματικές υπογραφές, αρκετά ακανόνιστα σχήματα παρότι πρόκειται για κτήρια και με σύνθετη δομή και χωροταξία. Έγιναν εύκολα αναγνωρίσιμα κατά τη διάρκεια της φωτοερμηνείας και παρουσίασαν ποικιλία σχημάτων, αν και τα περισσότερα σχημάτιζαν κανονικό πολύγωνο. Η ύπαρξη στην περιοχή μελέτης ιστορικών κτηρίων, τζαμιών και των κάστρων, όλα σε μικρή απόσταση μεταξύ τους, δημιουργεί αυτή την ιδιαιτερότητα η οποία δεν είναι συνηθισμένη για αστικό κέντρο γενικότερα.

Οι φασματικές υπογραφές των υλικών αυτών έδιναν κάποιες λευκές υφές για οροφές κτηρίων με πλάκες τσιμέντου ή κάποια ελενίτ, ενώ και τα ιστορικά κτήρια όπως τζαμιά είχαν χαρακτηριστικό λευκό χρώμα με στρογγυλό οβάλ σχήμα. Στη συνέχεια εντοπίστηκαν κεραμοσκεπή κτήρια με χαρακτηριστικό κόκκινο χρώμα στο ορατό φάσμα και έναν τόνο του μωβ στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green, σε δοκιμή στο λογισμικό QGIS με τον χάρτη της Google στο εργαλείο Quick Map Services, για μεγαλύτερη λεπτομέρεια στην φωτοερμηνεία. Τον ίδιο μωβ τόνο έδινε και το υλικό του στίβου σε αθλητικές εγκαταστάσεις ο οποίος παρεμβάλλει το γρασίδι, όπως παρουσιάστηκε στην προηγούμενη ενότητα. Το υλικό μόνωσης έδινε σκούρο χρώμα, όπως και το σκουρόχρωμο σκυρόδεμα το οποίο είχε αντίστοιχη υφή.

Η υφή των κτηρίων εκτραχύνεται όταν υπάρχουν στις οροφές των κτηρίων δώματα ή επιπρόσθετες κατασκευές και σκιάσεις. Αυτό το οποίο εντοπίστηκε στα κτήρια και θα χρησιμοποιηθεί κατά τη διάρκεια της δημιουργίας των κανόνων ασαφούς λογικής είναι ότι τα ανοιχτόχρωμα κτήρια, παρουσιάζουν υψηλή ανακλαστικότητα στο μπλε κανάλι και τα κεραμοσκεπή κτήρια στο κόκκινο κανάλι.

Αρχικά, εντοπίστηκαν τα κτήρια από ανοιχτόχρωμο σκυρόδεμα ή πλάκες με έντονο λευκό χρώμα, τα κτήρια με μόνωση ή σκυρόδεμα με σκούρους τόνους και τα κεραμοσκεπή κτήρια, τα οποία παρουσιάζουν υφές του κόκκινου και σε ορισμένα σημεία του καφέ. Τα σχήματά τους ήταν κανονικά πολύγωνα εκτός από ελάχιστες περιπτώσεις όπως αποθήκες ή κλειστά γυμναστήρια.



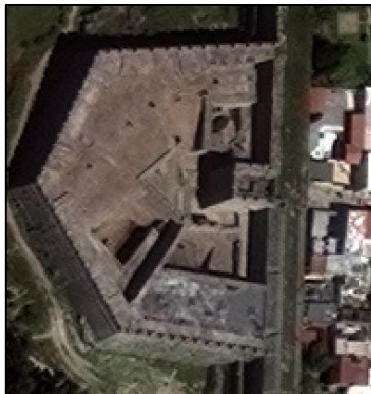


Εικόνα 27 Δείγματα καφέ (επάνω) και κόκκινου (κάτω) κεραμοσκεπούς κτηρίου στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green



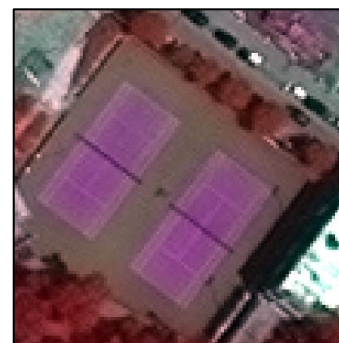
Εικόνα 28 Δείγματα κτηρίων από σκούρο σκυρόδεμα ή με μονωτικό υλικό και από ανοιχτόχρωμο σκυρόδεμα στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green

Επόμενο είδος κτηρίου το οποίο εντοπίστηκε είναι οι φημισμένες καστροπολιτείες για τις οποίες φημίζεται η νήσος Ρόδος και οι οποίες παρουσιάζουν έντονη ανομοιογένεια στα σχήματα, μακρά τείχη και διαφορετικές φασματικές υπογραφές οι οποίες παραπέμπουν σε διαφορετικά υλικά. Τα παραπάνω δυσκόλεψαν την διαδικασία της κατάτμησης και τη δημιουργία των κανόνων ασαφούς λογικής, καθώς δεν μπορούσαν να ανιχνευθούν τα τμήματα των κάστρων αυτόματα με δεδομένα κριτήρια για κτήρια.



Εικόνα 29 Δείγματα τμημάτων κάστρων από τη φωτοερμηνεία της περιοχής μελέτης στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green

Ως τμήματα του αστικού χώρου ανιχνεύθηκαν και έτεροι χώροι αστικής δόμησης, με δεδομένη φασματική υπογραφή, όπως γήπεδα τένις τα οποία δεν συμπεριλαμβάνονται στο αντικείμενο μελέτης.



Εικόνα 30 Ανίχνευση γηπέδων τένις ως αντικείμενα αστικού χώρου στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green

Τελευταίο παράδειγμα της φωτοερμηνείας της περιοχής μελέτης αποτελούν τα ιστορικά κτήρια, όπως τζαμιά, οθωμανικά λουτρά, κ.α. ιδιαίτερης αρχιτεκτονικής τα οποία αποτέλεσαν πρόκληση ως προς τη θέσπιση κανόνων ασαφούς λογικής για την ανίχνευση στους, καθώς δεν ακολουθούν συγκεκριμένο μοτίβο είτε χωροταξικό είτε φασματικό και δεν έχω σαφή όρια διότι οι δρόμοι οι οποίοι περικλείουν τέτοιες δομήσεις είναι ασαφείς και διαφορετικών διαπλατυνσεων. Χαρακτηριστικό και αντιπροσωπευτικό παράδειγμα αποτελούν το τέμενος του Σουλεϊμάν και η μουσουλμανική βιβλιοθήκη του Χαφίζ.



Εικόνα 31 Αντιπροσωπευτικό δείγμα κτηρίων ιδιαίτερης αρχιτεκτονικής, χωροταξίας και φασματικών υπογραφών στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green

#### 4.3.3 Οι άγονες εδαφικές εκτάσεις

Στην περιοχή μελέτης δεν έχουμε μεγάλες άγονες εδαφικές εκτάσεις εκτός από ορισμένες οι οποίες ήταν αποτέλεσμα ανθρωπογενούς δραστηριότητας και εντοπίζονται με διαφορετικούς τόνους, από το ανοιχτό καφέ χρώμα ή σκούρο γκρι, θέτοντας την πρόκληση να τις ξεχωρίσουμε από τις σκούρες επιφάνειες σκυροδέματος. Εντοπίζονται και με κανονικό και με ακανόνιστο σχήμα, ενώ παρουσιάζουν σχετικά μέσες τιμές ανακλαστικότητας στο μπλε κανάλι. Μπορεί να εντοπιστεί μία ελαφριά βλάστηση επάνω τους ή υγρασία, αντανακλώντας το αντίστοιχο χρώμα αναγνώρισης στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green, ενώ εφόσον στην περιοχή μελέτης δεν εντοπίζονται χέρσες γεωργικές εκτάσεις οι άγονες εκτάσεις έχουν λεπτή υφή.



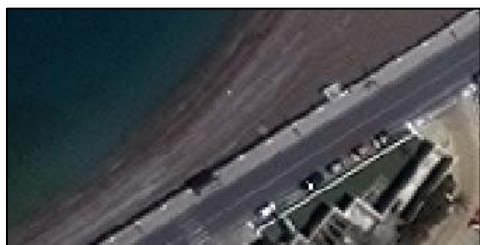
Εικόνα 32 Παραδείγματα άγονης γης στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green



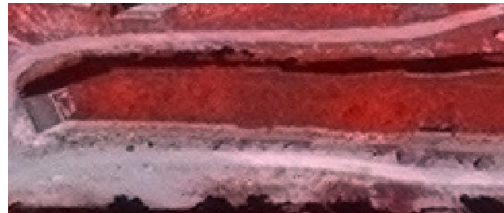
## 4.3.4 Το οδικό δίκτυο

Στην περιοχή μελέτης εντοπίζονται διαφορετικά είδη του οδικού δικτύου του αστικού κέντρου της νήσου Ρόδου. Αναγνωρίστηκαν από το μεγάλο μήκος και το μακρόστενο σχήμα, με έντονες και ομαλές καμπυλώσεις, ενώ εντοπίζονται χαρακτηριστικά τα οχήματα εντός αυτών. Το οδικό δίκτυο περιλαμβάνει το αστικό οδικό δίκτυο το οποίο παρεμβάλλεται από τα κτήρια, τον περιφερειακό παραλιακό δρόμο και χωματόδρομους κυρίως εντός του κάστρου της πόλης.

Ο διαχωρισμός των δρόμων, πέρα από την χρήση και τη συχνότητα κυκλοφορίας, στις παραπάνω κατηγορίες πραγματοποιήθηκε ανάλογα με το πλάτος, το μήκος και το υλικό του οδοστρώματος. Το χρώμα των οδοστρωμάτων είναι σκούρο ή ανοιχτό γκρι, έχουν μεγαλύτερο πλάτος και μήκος και βρίσκεται εντός του αστικού ιστού. Οι ελάχιστοι χωματόδρομοι της περιοχής έχουν χρώμα καφέ και διαφορετική ομοιογένεια, μικρότερο πλάτος και μήκος και βρίσκονται εκτός του κυρίως αστικού ιστού, όπως π.χ. επάνω στο κάστρο. Το κύριο χαρακτηριστικό τους είναι ο γραμμικός χαρακτήρας. Το οδόστρωμα από άσφαλτο και το απλό οδόστρωμα από τσιμέντο παρουσιάζει μικρές τιμές ανακλαστικότητας στο εγγύς υπέρυθρο κανάλι «NIR», ενώ λιγότερο χαμηλότερες οι χωματόδρομοι.



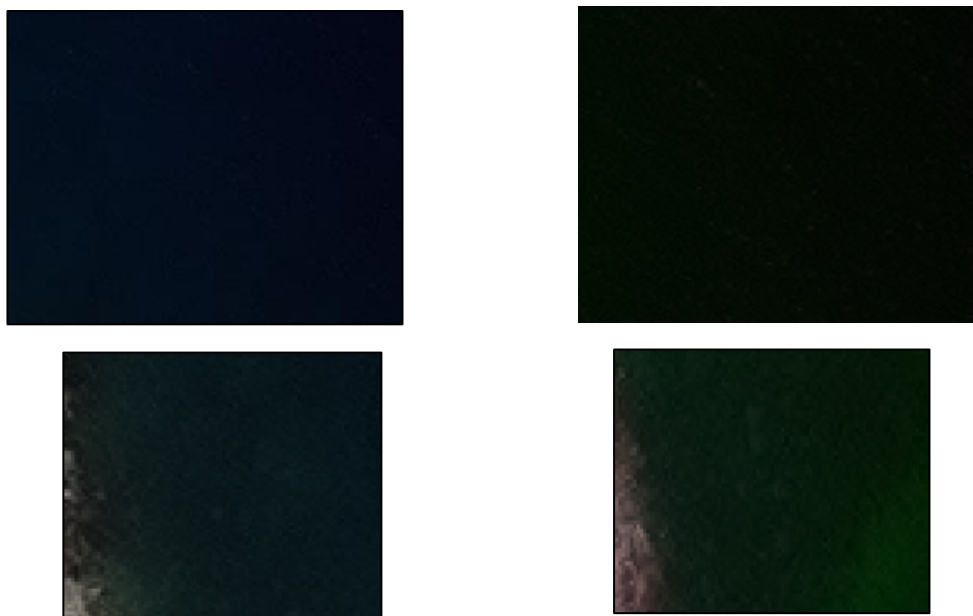
Εικόνα 33 Δείγματα του αστικού οδικού δικτύου της περιοχής μελέτης στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green



Εικόνα 34 Δείγματα χωματόδρομου στην περιοχή μελέτης στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green

## 4.3.5 Τα υδάτινα σώματα

Η εικόνα της περιοχής μελέτης περιλαμβάνει ένα μεγάλο τμήμα του λιμένα της Ρόδου, ένα μεγάλο θαλάσσιο όγκο διαφόρων βαθών τα οποία εκπέμπουν και διαφορετική φασματική υπογραφή, πισίνες σε οικίες ή ξενοδοχειακές εγκαταστάσεις και κολυμβητήρια. Το κύριο χαρακτηριστικό του νερού είναι ότι έχει πολύ χαμηλή ανακλαστικότητα στο εγγύς υπέρυθρο κανάλι «NIR» και υψηλές τιμές ανακλαστικότητας στο μπλε και το πράσινο κανάλι, γι' αυτό εμφανίζεται με μαύρο χρώμα στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green. Οι πισίνες εντοπίζονται μέσα στον αστικό ιστό ή εντός μεμονομένων κτηριακών εγκαταστάσεων, έχουν κανονικό σχήμα κυρίως ορθογώνιο αλλά συναντώνται και με κυκλικό ή οβάλ.



Εικόνα 35 Παράδειγμα υδάτινων σωμάτων στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green

Ενδιαφέρον αποτελούν ορισμένες πισίνες ή κολυμβητήρια τα οποία εμφανίζουν μία ιδιαίτερη φασματική υπογραφή όπως η κολυμβητική εγκατάσταση στην επόμενη εικόνα. Στο χρωματικό σύνθετο Red-Green-Blue, του ορατού φάσματος το νερό του κολυμβητηρίου παρουσιάζει χαρακτηριστικό πράσινο χρώμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green εμφανίζεται με γαλάζιο χρώμα.



Εικόνα 36 Παράδειγμα πισίνας από κολυμβητήριο στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green

#### 4.3.6 Οι σκιάσεις

Οι σκιάσεις στη δορυφορική εικόνα της περιοχής μελέτης παρουσιάζουν μεγάλη συχνότητα εμφάνισης και εμφανίζονται σε μεγάλα μεγέθη και ποικίλα σχήματα, γεγονός το οποίο καθιστά την ύπαρξη τους πρόκληση κατά τη διάρκεια της ταξινόμησης και θα πρέπει να θεωρηθεί μία ξεχωριστή κατηγορία και να αναλυθεί περαιτέρω αναλόγως για τι είδος αντικειμένου αποτελεί σκίαση. Τα κτήρια και οι ανθρωπογενείς κατασκευές με μεγάλο υψόμετρο παρουσιάζουν έντονες σκιάσεις με μαύρο χρώμα και σχετικά μακρόστενο κανονικό σχήμα. Οι σκιάσεις της δασικής βλάστησης ή των συστάδων δέντρων παρουσιάζουν σκιάσεις ακανόνιστων σχημάτων. Οι σκιάσεις έχουν χαμηλές τιμές ανακλαστικότητας στο εγγύς υπέρυθρο κανάλι «NIR».

Οι έντονες σκιάσεις οι οποίες παρουσιάζουν μεγάλη ανακλαστικότητα στο μπλε κανάλι και υψηλή τιμή του κανονικοποιημένου δείκτη NDWI, (βλέπε παρ. 4.6.1.2), συγχέονται με το νερό και ταξινομούνται ως υδατικό στοιχείο και ο διαχωρισμός τους και η σωστή ταξινόμηση εκτελείται με γεωμετρικά κριτήρια και κανόνες ομοιότητας με την συνορεύουσα κατηγορία κ.α.



Εικόνα 37 Παράδειγμα σκιάσεων στην περιοχή μελέτης στο ορατό φάσμα και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο NIR-Red-Green

#### 4.4 Εκτέλεση Αντικειμενοστρεφούς Ανάλυσης Εικόνας

Ο αντικειμενικός σκοπός της παρούσας μελέτης αφορά την αυτόματη εξαγωγή των κτηριακών δομών από δορυφορικές απεικονίσεις πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης με τη χρήση υπολογιστικών μεθόδων οι οποίες θα δοκιμαστούν στο λογισμικό Trimble Ecognition έκδοση 9.0.1. Η πρώτη μέθοδος, όπως προαναφέρθηκε, αφορά την αντικειμενοστρεφή ανάλυση εικόνας με εκτελέσεις διαδοχικών πολυεπίπεδων κατατμήσεων για να προσεγγιστεί ο βέλτιστος διαχωρισμός των αντικειμένων της εικόνας ως προς την πραγματική τους φύση. Η αναζήτηση των βέλτιστων παραμέτρων έπειτα από διαδοχικές δοκιμές θα οδηγήσει στην κατάτμηση της εικόνας σε, όσο το δυνατόν, πιο αληθοφανή αντικείμενα. Ο σκοπός σε αυτό το βήμα είναι να προετοιμαστεί σε ένα ικανοποιητικό επίπεδο, η εικόνα, για την εκτέλεση της ταξινόμησης και τη διάκριση των σχημάτων και περιγραμμάτων των κτηρίων. Εκτέλεση κατάτμησης πολλαπλής ανάλυσης

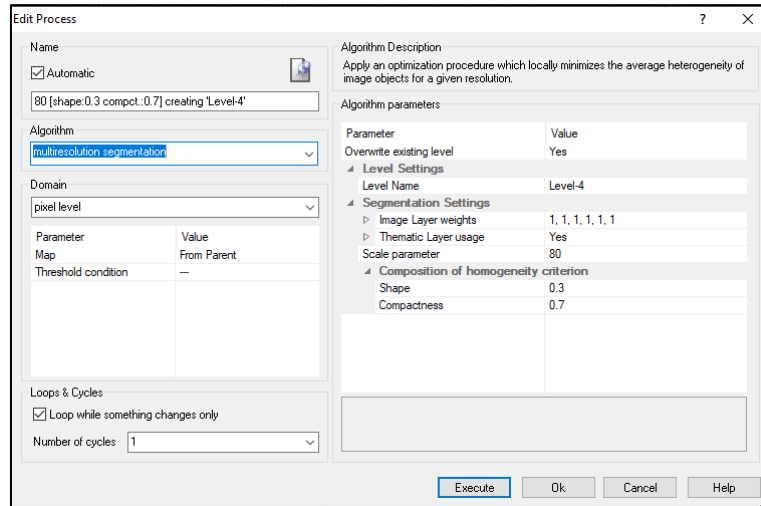
##### 4.4.1 Εκτέλεση κατάτμησης πολλαπλής ανάλυσης

Έπειτα από την εκτέλεση της φωτοερμηνείας της περιοχής μελέτης, εξετάστηκε λεπτομερώς η ύπαρξη των υφιστάμενων κατηγοριών χρήσεων γης, με έντονες διαφορετικές φασματικές υπογραφές μεταξύ τους, σε μερικές περιπτώσεις, ενώ σε άλλες περιπτώσεις γεινιάζουσες. Η εξέταση της παρεχόμενης δορυφορικής εικόνας της περιοχής μελέτης σε βάθος, διευκολύνεται και από τη δημιουργία ψευδέγχρωμων σύνθετων, τα οποία τονίζουν διαφορετικές κατηγορίες, από τα παρεχόμενα κανάλια του δορυφόρου World View -2.

Η κατάτμηση της εικόνας σε αντικείμενα, αρχικά, θα εκτελεστεί σε ένα επίπεδο με επιλογή παραμέτρου την μεγάλη κλίμακα για την ανάδειξη των κυρίων και ανώτερων μητρικών κατηγοριών. Δημιουργήθηκαν μεγάλα αντικείμενα, ώστε να καλυφθούν οι γενικότερες κατηγορίες χρήσεων γης και εδαφοκάλυψης, ώστε στη συνέχεια, τελικώς, να εξαχθούν τα σχήματα των κτηρίων μέσα από αυτές τις μητρικές κατηγορίες. Σε αυτό το βήμα, κύριος αντικειμενικός σκοπός, είναι να επιτευχθεί, όσο το δυνατόν, ένας βαθμός ομοιογένειας, ώστε κάθε αντικείμενο να μην περιέχει διαφορετικές θεματικές κατηγορίες.

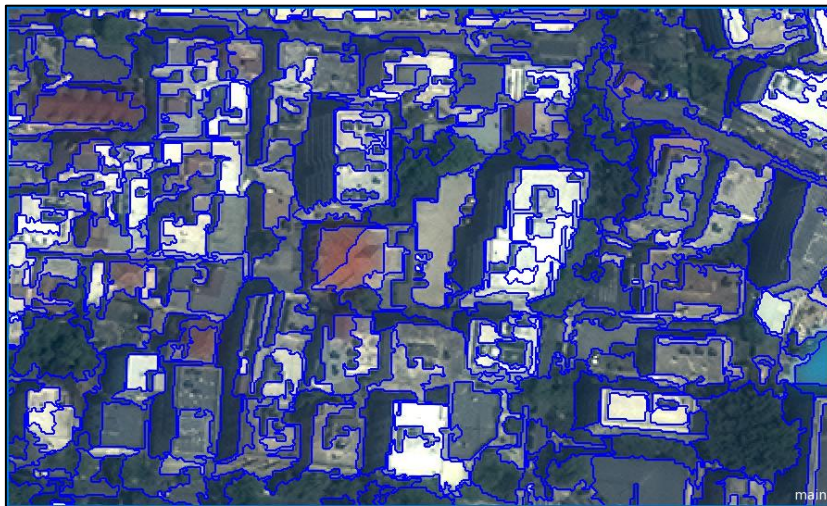
Ένας αρχικός στόχος είναι ο διαχωρισμός των συστάδων δένδρων και της βλάστησης, γενικότερα, από τις κτηριακές οντότητες και γενικότερα τις αδιαπέρατες επιφάνειες. Η περιοχή μελέτης αφορά μία μεγάλη πυκνοκατοικημένη περιοχή με διαφορετικά είδη κτηρίων με ποικιλία φασματικών υπογραφών. Θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί όλη η διαθέσιμη φασματική πληροφορία, η οποία παρέχεται από την δορυφορική εικόνα και είναι η χωρική διακριτική ικανότητα 0.5 μ. σε κάθε κανάλι, Blue, Green, Red και NIR, οπότε θα επιλεγεί μία παράμετρος κλίμακας από το εύρος 50-100, η οποία είναι και μία μεσαία κλίμακα.

Η μέθοδος της πολυεπίπεδης κατάτμησης πολλαπλής ανάλυσης (Multiresolution segmentation) απαιτεί τη διαδοχική εκτέλεση πολλών δοκιμών με σκοπό την εύρεση του καλύτερου συνδυασμού παραμέτρων για τη βέλτιστη εκτέλεση της κατάτμησης, δυνατότητα την οποία μας παρέχει το λογισμικό. Οι δοκιμές σε αυτή την περίπτωση, κατά κανόνα, αφορούν μεγάλες κλίμακες (scale parameter) για την ανάδειξη των μεγάλων αντικειμένων των γενικών μητρικών κατηγοριών χρήσεων γης της εικόνας. Η παράμετρος του σχήματος (shape) θα πρέπει να μοιράζεται ισόποσα, σχετικά, με την παράμετρο του χρώματος (color), της φασματικής πληροφορίας, δηλαδή, ή να δίνεται μία επικράτηση στη φασματική πληροφορία, ώστε να έχουμε ανάδειξη αντικειμένων με γεωμετρική και φασματική ομοιογένεια, γεγονός το οποίο βοήθησε να αποφευχθεί κάθε αντικείμενο να μην περιέχει διαφορετικές θεματικές κατηγορίες. Η παράμετρος του συμπαγούς του σχήματος (compactness) έλαβε μεγαλύτερη βαρύτητα από το κριτήριο του λείου (smoothness) της οριογραμμής, διότι επιθυμούμε συμπαγή σχήματα, διακριτά μεταξύ τους. Η επιλογή των παραμέτρων για κάθε δοκιμή γίνεται στην καρτέλα Edit Process του παραθύρου Process Tree.



Εικόνα 38 Η καρτέλα *Edit Process* με την επιλογή των παραμέτρων της κατάτμησης πολλαπλής εικόνας για το επίπεδο εξαγωγής μεγάλων αντικειμένων

Μετά το πέρας των διαδοχικών δοκιμών επιλέχθηκε ο καλύτερος συνδυασμός παραμέτρων, ώστε να μην εμφανίζονται περιττά αντικείμενα στο εσωτερικό των περιγραμμάτων των αντικειμένων τα οποία περιγράφουν τα κτήρια, είτε με τμήματα που βλάστησης, είτε σκίασης, είτε οδικού δικτύου. Τα κτήρια, τα οποία αποτελούν αντικείμενο της παρούσης μελέτης αποτελούν συμπαγείς κατασκευές, με ως επί το πλείστο, κανονικά σχήματα, σε αντίθεση με τη βλάστηση που είναι ακανόνιστου σχήματος, επομένως τα εξαγόμενα αντικείμενα κατάτμησης αναδείχθηκαν με τα κριτήρια της συμπαγότητας και του σχήματος. Η βαρύτητα η οποία δόθηκε στο κριτήριο του σχήματος ήταν η καλύτερη δυνατή ώστε να επιδράσει σε σημαντικό βαθμό και το κριτήριο της φασματικής υπογραφής για την ανάδειξη της διαφορετικότητας των αντικειμένων.



Εικόνα 39 Το αποτέλεσμα της βέλτιστης κατάτμησης για τα μεγάλα αντικείμενα με παράμετρο κλίμακας 80, κριτήριο σχήματος 0.3 και συμπαγούς του σχήματος 0.8.

Σε αυτό το επίπεδο ολοκληρώθηκε η κατάτμηση πολλαπλής ανάλυσης στο επίπεδο για τα μεγάλα αντικείμενα των μητρικών κατηγοριών χρήσεων γης της εικόνας στην οποία αναδείχθηκαν σχηματικά μεγάλες εκτάσεις εδαφικής κάλυψης, κτηριακές δομές, συστάδες δένδρων, με κύριο χαρακτηριστικό την ομοιογένεια από τις οποίες ξεχώρισαν, σε επόμενο βήμα, τα κτήρια. Στο επόμενο επίπεδο της πολυεπίπεδης κατάτμησης πολλαπλής ανάλυσης θα αναδειχθούν τα κτήρια ως οντότητες και αντικείμενα. Το επίπεδο αυτό δημιουργήθηκε με επιμέλεια και την εκτέλεση πολλαπλών διαδοχικών δοκιμών για την ανάδειξη του βέλτιστου συνδυασμού παραμέτρων, διότι σε αυτό στο όλες οι ταξινομήσεις, ειδικά η διαδικασία ανίχνευσης των κτηρίων.

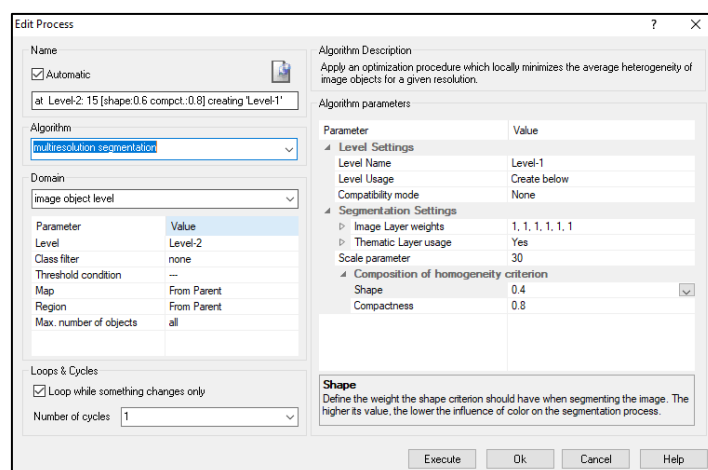
Αντικειμενικός σκοπός, σε αυτό το επίπεδο κατάτμησης με τα μικρά αντικείμενα, είναι η εξαγωγή των κτηρίων με το βέλτιστο περίγραμμά τους, ως συμπαγή αντικείμενα και με το καλύτερο δυνατό κανονικό σχήμα. Πραγματοποιήθηκαν, και σε αυτό το επίπεδο, διαδοχικές δοκιμές για την εύρεση του βέλτιστου συνδυασμού παραμέτρων με τις οποίες θα αναδειχθούν λεπτομερώς τα κτήρια και τα περιγράμματα τους.

Εκτελέστηκε ο αλγόριθμος πολλαπλής κατάτμησης «Multiresolution Segmentation» με αρχικό επίπεδο εφαρμογής σε επίπεδο εικονοστοιχείου (pixel level), αναζητώντας τις βέλτιστες παραμέτρους για τον επιδιωκόμενο σκοπό. Η πρώτη δοκιμή, πραγματοποιήθηκε διατηρώντας τη βαρύτητα στα φασματικά χαρακτηριστικά στο επίπεδο τιμής 0.7 (color 0.7 και shape 0.3), ενώ έγινε δοκιμή προσαρμογής για ίσο κριτήριο συμπαγούς του σχήματος και λείου της οριογραμμής (compactness 0.5). Η κλίμακα δοκιμής μειώθηκε στο 50, η οποία, όμως δεν αποδείχτηκε ικανοποιητική, καθώς εξήχθησαν ακανόνιστα σχήματα και τα αποτελέσματα δεν περιγράφουν επαρκώς τα περιγράμματα των κτηρίων, δεδομένου ότι η περιοχή μελέτης περιλαμβάνει πυκνοκατοικημένους οικισμούς και υπάρχει σύγχυση με τα γειτονικά αντικείμενα.

Οι περαιτέρω δοκιμές κατάτμησης για το επίπεδο των μικρών αντικειμένων, ώστε να προκύψει το ιδανικό επίπεδο κατάτμησης των αντικειμένων, πάνω στο οποίο θα εφαρμοστεί η τελική ταξινόμηση για την εξαγωγή των κτηρίων, οδήγησαν στη μείωση της κλίμακας στο 30, καθώς αναζητούμε ομοιογενή σχήματα. Τα παρεχόμενα δεδομένα, επειδή διαθέτουν υψηλή ανάλυση, παρέχουν πολλές λεπτομέρειες τις οποίες οφείλαμε να τις αναπαραστήσουμε, επομένως θα διατηρηθεί η βαρύτητα της φασματικής υπογραφής σε μεγαλύτερο επίπεδο από τη βαρύτητα της παραμέτρου του σχήματος, το τελευταίο, όμως, θα αυξηθεί από 0.3 σε 0.4, για να επιτευχθεί η ζητούμενη διατήρηση των σχημάτων.

Η μεγαλύτερη πρόκληση της παρούσας μελέτης, η οποία μας έθεσε δυσκολίες και στην επίτευξη της καλύτερης δυνατής ταξινόμησης ήταν η συνένωση τμημάτων των κτηρίων με κομμάτια του δρόμου με τα οποία γεινιάζουν, με κίνδυνο να απολεσθεί, πληροφορία από τα αντικείμενα των κτηρίων. Τα κτήρια, επειδή αποτελούν συμπαγείς κατασκευές για να αναπαρασταθούν ικανοποιητικά, διατηρήθηκε ο μεγάλος βαθμός στο κριτήριο του συμπαγούς των αντικειμένων. Ο μικρός βαθμός του κριτηρίου του λείου της οριογραμμής, compactness 0.8 και smoothness 0.2, διαφοροποιεί τα κτήρια από κατηγορίες όπως οι δρόμοι, εφόσον το οδικό δίκτυο παρουσιάζει λεία όρια και δεν αποτελεί αντικείμενο αυτής της μελέτης.

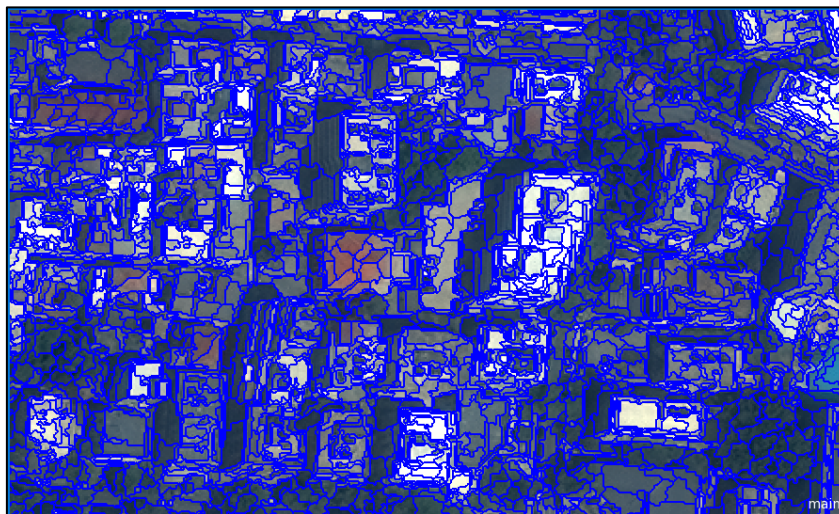
Η απαλοιφή των σχημάτων – αντικειμένων εσωτερικά των ομογενών κατηγοριών δεν μας ενοχλεί, τονίζεται ωστόσο με την υπερκέρση της βαρύτητας της τιμής της φασματικής υπογραφής έναντι του σχήματος, color 0.6 και shape 0.4, δίνοντας μας χρήσιμα συμπεράσματα για την ύπαρξη διαφορετικών υλικών μόνωσης στο ίδιο κτήριο, ύπαρξη υγρασίας, ανίχνευση ζημιών κτλ. Στα αποτελέσματα που παρατίθενται, είναι εμφανής η βελτίωση της κατάτμησης.



Εικόνα 40 Η καρτέλα Edit Process με την επιλογή των παραμέτρων της κατάτμησης πολλαπλής εικόνας για το επίπεδο εξαγωγής μικρών αντικειμένων

Εκτελέστηκε ο αλγόριθμος πολλαπλής κατάτμησης «Multiresolution Segmentation» σε επίπεδο αντικειμένων (image object level), με αρχικό επίπεδο εφαρμογής το προηγούμενο επίπεδο με τα μεγάλα αντικείμενα, με την επιλογή «Create Below» με τις νέες προσαρμοσμένες βέλτιστες επιλογές παραμέτρων.

Το βέλτιστο αποτέλεσμα το έδωσε η κατάτμηση με παράμετρο κλίμακας 30, κριτήριο σχήματος 0.4 και κριτήριο συμπαγούς του σχήματος 0.8 και έπειτα από οπτικό έλεγχο τα κτήρια απεικονίζονται ικανοποιητικά ως συμπαγή αντικείμενα διαφοροποιημένα από γειτονικά αντικείμενα ή μικρά σχήματα ανομοιογενών αντικειμένων με διαφορετικά χαρακτηριστικά, με τα οποία δεν έπρεπε να ενωθούν, όπως οι δρόμοι και ακανόνιστα σχήματα όπως η βλάστηση, τα οποία εντοπίστηκαν στην περιοχή μελέτης. Σε αυτό το επίπεδο κατάτμησης θα γίνει η τελική ταξινόμηση και ο αυτόματος εντοπισμός των κτηρίων με αυτόματες διαδικασίες ταξινόμησης.



Εικόνα 41 Το αποτέλεσμα της βέλτιστης κατάτμησης για τα μικρά αντικείμενα με παράμετρο κλίμακας 30, κριτήριο σχήματος 0.4 και συμπαγούς του σχήματος 0.8.

Για τη μετάβαση από τις μητρικές στις θυγατρικές κατηγορίες και ανάποδα και την εποπτική αξιολόγηση των ταξινομήσεων των κατηγοριών, οι οποίες θα εκτελούνται στα ενδιάμεσα επίπεδα δημιουργήθηκαν δύο επιπλέον επίπεδα κατατμήσεων. Στην πολυεπίπεδη κατάτμηση πολλαπλής ανάλυσης, στην παρούσα μελέτη, εφαρμόστηκε η πορεία από τα μεγάλα προς τα μικρά αντικείμενα, με τη σύνδεση των επιπέδων χρησιμοποιώντας κανόνες ασαφούς λογικής.

Εκτελέστηκε ο αλγόριθμος κατάτμησης «copy image object level», ο οποίος αντιγράφει τα αντικείμενα από το ένα επίπεδο στο άλλο, με την επιλογή «Create Below» στο παράθυρο Edit Process, και αυτά τα αντικείμενα θα δημιουργούνται με τη λογική από «επάνω» προς τα κάτω, ως υπο-αντικείμενα σε σχέση με το πρώτο επίπεδο δημιουργίας, με τελικό επίπεδο το επίπεδο των μικρών αντικειμένων στο οποίο θα εφαρμοστεί και η τελική ταξινόμηση.

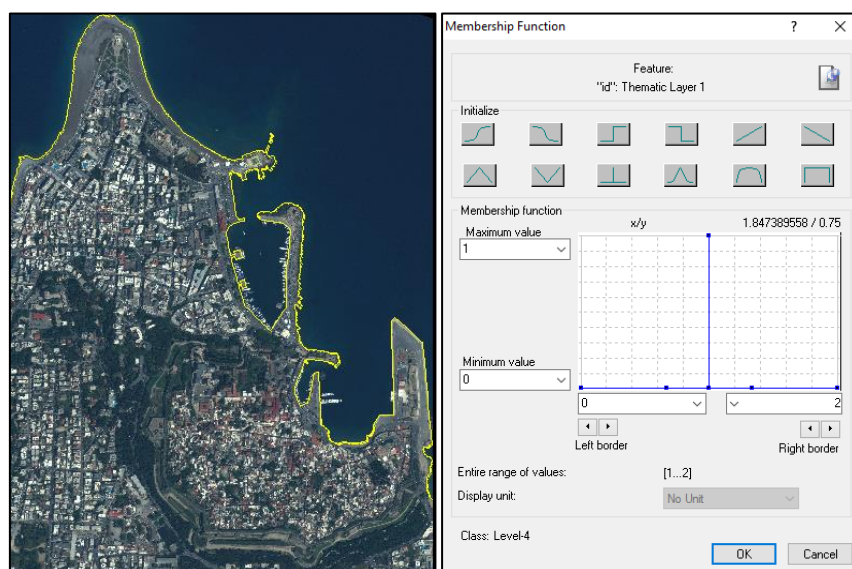
#### 4.5 Αντικειμενοστρεφής ταξινόμηση Εγγύτερου Γείτονα

Με τη διαδικασία της ταξινόμησης τα αντικείμενα τα οποία προκύπτουν από την πολυεπίπεδη κατάτμηση πολλαπλής ανάλυσης ταξινομούνται σε κατηγορίες, με τελικό αποτέλεσμα τη δημιουργία θεματικού εννοιολογικού χάρτη για την εικόνα της περιοχής μελέτης. Επιδιωκόμενοι στόχοι είναι η, όσο το δυνατόν, καλύτερη ακρίβεια της παραγόμενης ταξινόμησης, για αυτό δόθηκε μεγάλη επιμέλεια στον καθορισμό των παραμέτρων της κάθε κατηγορίας (Class Description) και στη δημιουργία των κανόνων ασαφούς λογικής (fuzzy logic) και στη συμμετοχή κάθε κανόνα και των παραμέτρων τους στην κάθε κατηγορία (membership function).

Στην ενότητα αυτή εκτελέστηκε και ο αλγόριθμος ταξινόμησης εγγύτερου γείτονα ο οποίος εξάγει αρκετά χονδροειδή σφάλματα αλλά μας δίνει μία γενικότερη αντίληψη των θεματικών κατηγοριών της περιοχής και των φασματικών υπογραφών τους και πως αυτές συγχέονται μεταξύ τους, με εγγενή φασματικά χαρακτηριστικά, σε ένα απαιτητικό περιβάλλον με επικαλυπτόμενες κατηγορίες χρήσεων γης, όπως το αστικό κέντρο της πρωτεύουσας της νήσου Ρόδου.

Στο πλαίσιο του πειράματος το οποίο αφορά την αυτόματη εξαγωγή κτηρίων με συνδυασμό των διαθέσιμων αλγορίθμων και εργαλείων του υπόψη λογισμικού, η εφαρμογή και εκτέλεση τους θα γίνει στο ηπειρωτικό κομμάτι του νησιού στη διαθέσιμη δορυφορική εικόνα, οπότε μεταφορτώθηκε διανυσματικό αρχείο με τη ψηφιοποιημένη ακτογραμμή, στο παράθυρο «Modify Project – Insert Thematic Layer» και θεσπίστηκε ο πρώτος κανόνας ασαφούς λογικής ο οποίος θα εφαρμόζεται ιεραρχικά από μία εικονική μητρική κατηγορία «Level -1» σε όλες τις κλάσεις μετέπειτα και θα εξαιρεί από τις ταξινομήσεις, ότι είναι εκτός αιγιαλού και αποτελεί ανοιχτή θάλασσα και δεν αποτελεί μέρος της μελέτης.

Στο διανυσματικό αρχείο της ακτογραμμής στις συνοδευτικές πληροφορίες (metadata) του πίνακα ιδιοτήτων (attribute table) σε πεδίο με ονομασία «id» έχει διαχωριστεί ότι αφορά το αντικείμενο μελέτης με τιμή 1 και ότι είναι εκτός αυτής με τιμή 2. Επομένως, επιλέχτηκε η κατάλληλη συνάρτηση συμμετοχής (membership function). και δόθηκε το αντίστοιχο κατώφλι τιμών, στο χαρακτηριστικό το οποίο αφορά τη διανυσματική οντότητα της ακτογραμμής (feature).



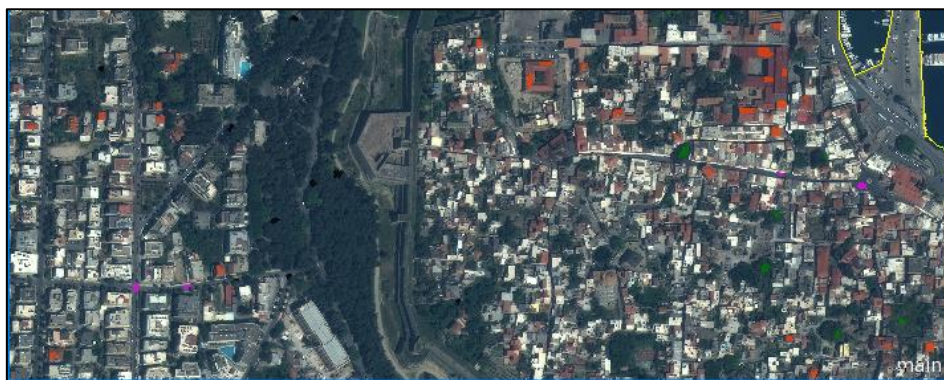
Εικόνα 42 Η φόρτωση του διανυσματικού αρχείου της ακτογραμμής και ο κανόνας ο οποίος θα εφαρμόζει τις ταξινομήσεις εντός αυτής και θα αποκλείει το θαλάσσιο χώρο

Η εκτελεσθείσα συνάρτηση, της μητρικής κατηγορίας «Level-1» θα ταξινομεί τα αντικείμενα της κατάτμησης στις θεματικές κατηγορίες, μόνο όσα από αυτά έχουν δοσμένο «id» ίσο με 1, από την εισαγωγή του διανυσματικού αρχείου και θα αποκλείει τις υπόλοιπες τιμές.



Στο πλαίσιο του πειράματος της παρούσας μελέτης στόχος είναι η αυτόματη εξαγωγή των κτηρίων και η αξιολόγηση των διαθέσιμων μεθόδων μεμονωμένα αλλά και συνδυαστικά για το καλύτερο δυνατό παρεχόμενο αποτέλεσμα. Η πρώτη μέθοδος η οποία θα εφαρμοστεί στο περιβάλλον του λογισμικού με την έκδοση 9.0.1 είναι η ταξινόμηση εγγύτερου γείτονα (Nearest Neighbor). Αποτελεί την πρώτη δοκιμή συμβατικής ταξινόμησης η οποία θα δώσει ένα γενική ιδέα για τους παράγοντες οι οποίοι θα χρειαστεί να μελετηθούν για να επιτευχθεί η καλύτερη ταξινόμηση για τον επιδιωκόμενο σκοπό και τις δυσκολίες και προκλήσεις για την ρεαλιστικότερη απόδοση των θεματικών κατηγοριών. Η ταξινόμηση αυτή θα εκτελεστεί καθαρά με φασματικά κριτήρια για να αξιολογηθεί το αποτέλεσμα το οποίο θα προκύψει και σε επόμενο πείραμα θα χρησιμοποιηθούν και γεωμετρικοί κανόνες με εφαρμογή ασαφούς λογικής. Τα φασματικά κριτήρια τα οποία χρησιμοποιήθηκαν είναι οι μέσες τιμές (mean) των καναλιών «Blue», «Green», «Red» και «NIR».

Για αυτή τη μέθοδο ταξινόμησης θα χρησιμοποιηθούν δείγματα (samples) εκπαίδευσης του αλγορίθμου, τα οποία αποτελούν αντικείμενα τα οποία προέκυψαν από το τελευταίο επίπεδο της κατάτμησης πολλαπλής ανάλυσης, με παράμετρο κλίμακας 30, κριτήριο σχήματος 0.4 και κριτήριο συμπαγούς του σχήματος 0.8, η οποία κρίθηκε η βέλτιστη στην απόδοση των κτηρίων και επάνω σε αυτή θα γίνουν όλες οι ταξινομήσεις. Για την εκτέλεση της ταξινόμησης των αντικειμένων της εικόνας λήφθηκαν δείγματα, τα οποία θα βασίζονται στις φασματικές υπογραφές των αντικειμένων. Για όλες τις θεματικές κατηγορίες ελήφθησαν ως δείγματα, περίπου το 2% των αντικειμένων της κατάτμησης.



Εικόνα 43 Επιλογή δειγμάτων εκπαίδευσης για τις θεματικές κατηγορίες

Στην καρτέλα Class Hierarchy πραγματοποιήθηκε αναπαράσταση των θεματικών κατηγοριών οι οποίες επιλέχθηκαν προς ταξινόμηση και συγχρόνως ορίστηκε το λογικό πλαίσιο με βάση το οποίο υλοποιήθηκαν οι διαδικασίες κληροδότησης των χαρακτηριστικών από ορισμένες γενικότερες κατηγορίες σε πιο ειδικές. Οι θεματικές κατηγορίες οι οποίες επιλέχθηκαν ως επιθυμητές και τελικές για την παραγωγή του θεματικού χάρτη, για την ταξινόμηση της εικόνας της περιοχής μελέτης, είναι οι εξής, «bright concrete building», «tiled building» και «dark concrete building», «shaded impervious», «Vegetation», «Shaded vegetation», «Rest impervious not building» και «Pools».

Δόθηκε ιδιαίτερη προσοχή η ταξινόμηση να πραγματοποιηθεί στο ίδιο επίπεδο που έχουν ορισθεί τα δείγματα, και, στη συνέχεια, εκτελέστηκε ο αλγόριθμος του εγγύτερου γείτονα (nearest neighbor), εφάμιλλος του αλγορίθμου της ελάχιστης απόστασης ο οποίος ταξινομεί με βάση τα εικονοστοιχεία.

Με την επιλογή «Edit Standard Nearest Neighbor Feature Space» επιλέγονται όλες οι ιδιότητες της εικόνας και κατ' επέκταση των δειγμάτων που λήφθηκαν, βάσει των οποίων εκτελέστηκε η ταξινόμηση. Στην προκειμένη περίπτωση χρησιμοποιήθηκαν οι μέσες τιμές των φασματικών καναλιών της εικόνας. Στην συνέχεια, εκτελείται η επιλογή «Apply Standard Nearest Neighbor to Classes», όπου επιλέχθηκαν οι θεματικές κατηγορίες από τις οποίες ελήφθησαν τα δείγματα και πάνω στις οποίες θα εκτελεστεί η αντικειμενοστρεφής ταξινόμηση.

Επιλέχθηκαν οι αντίστοιχες παράμετροι της ταξινόμησης, αλγόριθμος «Hierarchical classification», έγινε η επιλογή του επιπέδου επάνω στο οποίο θα εκτελεστεί η ταξινόμηση και ποιες κατηγορίες από τις οποίες δημιουργήθηκαν και ελήφθησαν δείγματα θα χρησιμοποιηθούν στην ταξινόμηση.



Εικόνα 44 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης εγγύτερου γείτονα μόνο με φασματικά κριτήρια

Η ταξινόμηση εγγύτερου γείτονα η οποία βασίζεται ξεκάθαρα σε φασματικά κριτήρια και χρησιμοποιεί για να εκπαιδεύσει τον αλγόριθμο μόνο τις μέσες τιμές (mean) των τεσσάρων καναλιών τα οποία έχουμε διαθέσιμα, δεν προσφέρει ικανοποιητικό αποτέλεσμα, μετά από οπτικό έλεγχο, καθώς υπάρχει σύγχυση κατηγοριών, όπως τα συγγενή αντικείμενα της ασφάλτου του οδοστρώματος με κτήρια αντίστοιχης μόνωσης στις οροφές ή από σκούρο σκυρόδεμα. Αποτελεί, όμως, την πρώτη δοκιμή του πειράματος η οποία εξάγει χρήσιμα συμπεράσματα για τη φασματική συμπεριφορά των αντικειμένων. Στη συνέχεια θα εξεταστούν κανόνες ασαφούς λογικής γεωμετρικών κριτηρίων και εμβάθυνση στα φασματικά κριτήρια.

#### 4.5.1 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων

Επιπρόσθετα από τον οπτικό έλεγχο για κάθε πείραμα εκτελέστηκε αξιολόγηση των αποτελεσμάτων με επιπρόσθετους μεθόδους αξιολόγησης της ακρίβειας. Αρχικά, το λογισμικό δίνει τη δυνατότητα να εξαχθεί ο πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix), έπειτα από τη λήψη δεδομένων ελέγχου, πάλι ως δείγματα (samples) από τα αντικείμενα, τα οποία σε αριθμό είναι περίπου τα μισά από τα δείγματα εκπαίδευσης. Τα δείγματα ελέγχου μεταφορτώθηκαν στο λογισμικό με τη μορφή TTA Mask, ως αρχείο TIFF.

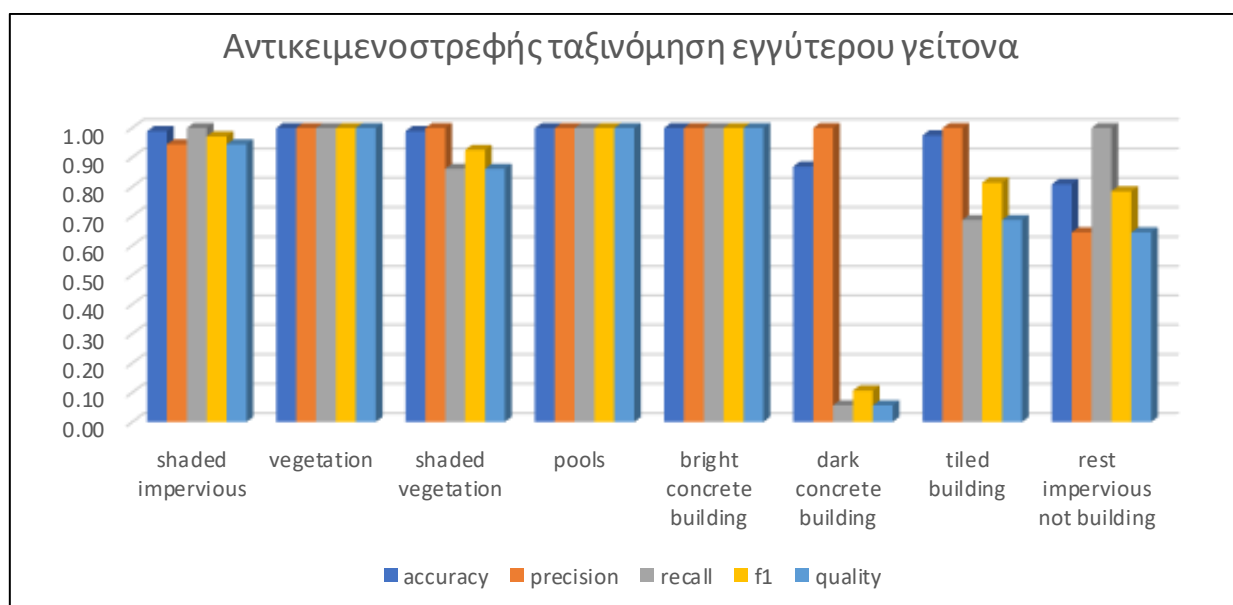
User \ Referenc...	shaded impervious	vegetation	shaded vegetation	pools	bright concrete ...	dark concrete b...	tiled building	rest impervious n...	Sum
<b>Confusion Matrix</b>									
shaded impervious	4707	0	277	0	0	0	0	0	4984
vegetation	0	3840	0	0	0	0	0	0	3840
shaded vegetation	0	0	1721	0	0	0	0	0	1721
pools	0	0	0	647	0	0	0	0	647
bright concrete bui...	0	0	0	0	1657	0	0	0	1657
dark concrete buil...	0	0	0	0	0	203	0	0	203
tiled building	0	0	0	0	0	0	1426	0	1426
rest impervious not...	0	0	0	0	0	3390	650	7345	11385
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	4707	3840	1998	647	1657	3593	2076	7345	
<b>Accuracy</b>									
Producer	1	1	0.8613614	1	1	0.05649874756	0.6868979	1	
User	0.9444222	1	1	1	1	1	1	0.6451471	
Hellden	0.9714168	1	0.9255176	1	1	0.107	0.8143918	0.7843033	
Short	0.9444222	1	0.8613614	1	1	0.05649874756	0.6868979	0.6451471	
KIA Per Class	1	1	0.8514783	1	1	0.04903457164	0.6686271	1	
<b>Totals</b>									
Overall Accuracy	0.833								
KIA	0.792								

Εικόνα 45 Ο πίνακας σύγχυσης για την αξιολόγηση της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης εγγύτερου γείτονα

Πρόβλημα αποτελεί η σύγκριση των δομικών κατηγοριών, των οποίων την απεικόνιση χρειαζόμαστε με ακρίβεια, με την κατηγορία η οποία αφορά γενικευμένα αδιαπέρατα αντικείμενα εκτός κτηρίων, το οποίο θα λυθεί με τις επόμενες μεθόδους ταξινόμησης. Όπως παρατηρούμε το μεγαλύτερο πρόβλημα εστιάζεται στην κατηγορία «dark concrete building».

	<i>TN</i>	<i>FN</i>	<i>FP</i>	<i>TP</i>	<i>Overall accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1</i>	<i>quality</i>
<b>shaded impervious</b>	20879	0	277	4707	0.99	0.94	1.00	0.97	0.94
<b>vegetation</b>	22023	0	0	3840	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>shaded vegetation</b>	23865	277	0	1721	0.99	1.00	0.86	0.93	0.86
<b>pools</b>	25216	0	0	647	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>bright concrete building</b>	24206	0	0	1657	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>dark concrete building</b>	22270	3390	0	203	0.87	1.00	0.06	0.11	0.06
<b>tiled building</b>	23787	650	0	1426	0.97	1.00	0.69	0.81	0.69
<b>rest impervious not building</b>	9771	0	4040	7345	0.81	0.65	1.00	0.78	0.65

Πίνακας 2 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο εγγύτερου γείτονα



Γράφημα 1 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης εγγύτερου γείτονα kNN, ανά θεματική κατηγορία

#### 4.6 Αντικειμενοστρεφής Ιεραρχική ταξινόμηση με Κανόνες Ασαφούς Λογικής

Η ιεραρχική ταξινόμηση είναι μία μέθοδος ταξινόμησης με βάση τη γνώση (knowledge – based classification) με την επιλογή συγκεκριμένων χαρακτηριστικών τα οποία προκύπτουν από τη βιβλιογραφία και τη φωτοερμηνευτική μελέτη, ενώ ο καθορισμός των ορίων του ασαφούς διαστήματος εκτελείται με βάση την πείρα στο γνωστικό αντικείμενο και πειραματικές δοκιμές. Η ιεραρχική ταξινόμηση αξιοποιεί κανόνες ασαφούς λογικής, οι οποίοι βασίζονται σε συγκεκριμένες ιδιότητες και χαρακτηριστικά των κατηγοριών, ενώ ακολουθεί μία συγκεκριμένη κατεύθυνση κληροδότησης μεταξύ κατηγοριών του ίδιου αλλά και διαφορετικών επιπέδων. Ο αλγόριθμος ακολουθεί ιεραρχική δομή

εκτέλεσης, που σημαίνει ότι μετά την εκτέλεση της πρώτης ταξινόμησης όλα τα χαρακτηριστικά και οι ιδιότητες των κατηγοριών κληροδοτούνται στις θυγατρικές κατηγορίες των επόμενων επιπέδων με ιεραρχική διεύθυνση, ώστε να μην εκτελούνται οι ταξινομήσεις των νέων επιπέδων από μηδενική βάση.

Ο επιδιωκόμενος στόχος είναι να επιτύχουμε μία καλή λεπτομέρεια στην ταξινόμηση με τη χρήση κανόνων ασαφούς λογικής στη βάση της σωστής εννοιολογικής κατάταξης κάθε αντικειμένου στη σωστή θεματική κατηγορία.

Στη συγκεκριμένη περίπτωση, εφαρμόστηκε μια ιεραρχική ταξινόμηση ως μια πλήρως αυτοματοποιημένη προσέγγιση βασισμένη σε κανόνες ασαφούς λογικής στο λογισμικό eCognition με τη χρήση ενός αριθμού χαρακτηριστικών για να περιγράψουν τις θεματικές κατηγορίες οι οποίες επιλέχθηκαν για να εξυπηρετήσουν το στόχο της μελέτης. Η ιεραρχική ταξινόμηση δομήθηκε σε τέσσερα επίπεδα κατάτμησης. Σε πρώτο επίπεδο, εκτελέστηκε η ταξινόμηση στο επίπεδο με τα μεγάλα αντικείμενα (Level-1) για την εξαγωγή των γενικών θεματικών κατηγοριών της περιοχής μελέτης, δηλαδή το γενικότερο οικιστικό περιβάλλον. Από το ανώτερο επίπεδο προς τα χαμηλότερα επίπεδα εκτελέστηκαν ταξινομήσεις με κανόνες με σκοπό τον περαιτέρω διαχωρισμό των γενικών θεματικών κατηγοριών σε θυγατρικές. Η ταξινόμηση ακολουθεί την κατεύθυνση της κατάτμησης η οποία ήταν από πάνω προς τα κάτω. Τα επίπεδα με τα μεγάλα αντικείμενα τα οποία δημιουργήθηκαν στο πρώτο, στη συνέχεια, θα οδηγήσουν στη δημιουργία εννοιολογικών ομάδων ίδιων θεματικών χρήσεων με λεπτομερείς θεματικές κατηγορίες, στα επόμενα επίπεδα, με τελικό σκοπό την εξαγωγή των κτηρίων.

#### 4.6.1 Ταξινόμηση 1<sup>ου</sup> επιπέδου

Στο πρώτο επίπεδο ταξινόμησης, δημιουργήθηκαν τέσσερις μεγάλες γενικευμένες κατηγορίες, τα πιθανώς αδιαπέρατα υλικά (Impervious like), η πιθανώς βλάστηση (Vegetation like), το πιθανώς οδικό δίκτυο (road like) και το υδάτινο στοιχείο (water), στη βάση της λογικής να απομονωθούν τα στοιχεία της βλάστησης, του οδικού δικτύου και του νερού, σε πρώτο επίπεδο, ώστε να παραχθεί μία γενική κατηγορία χρήσης γης αδιαπέρατων υλικών, μέσα στην οποία θα υφίστανται υλικά, από τα οποία θα προκύψουν τα κτήρια. Πρόβλημα αποτελούν οι σκιάσεις, είτε των κτηρίων είτε της βλάστησης, και στο επόμενο επίπεδο ταξινόμησης, ανάλογα τη φασματική τους υπογραφή, θα διαχωριστούν σε κατηγορία χρήσης γης.

##### 4.6.1.1 Κατηγορία πιθανώς βλάστηση – Vegetation like

Η περιγραφή της βλάστησης πραγματοποιείται από τον Κανονικοποιημένο Δείκτη Βλάστησης NDVI με τη χρήση μιας απλής ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής S με θετική κλίση. Ο δείκτης NDVI ορίζεται ως:

$$NDVI = (\text{Εγγύς Υπέρυθρο} - \text{Κόκκινο}) / (\text{Εγγύς Υπέρυθρο} + \text{Κόκκινο})$$

Στην κατηγορία αυτή ταξινομήθηκαν όλα τα αντικείμενα τα οποία έχουν και το παραμικρό είδος βλάστησης στο εσωτερικό τους. Ο κανόνας ασαφούς λογικής, τον οποίο θεσπίσαμε, θα πραγματοποιεί τη διχοτόμηση του διαστήματος ασαφούς λογικής σχετικά με τι εκλαμβάνεται ως βλάστηση και τι όχι από το δείκτη NDVI, ώστε να επιλεχθούν και αντικείμενα τα οποία είναι οριακά βλάστηση ή δεν είναι βλάστηση και αφαιρέθηκαν σε επόμενο βήμα με κάποιο κανόνα ή χρησιμοποιώντας τα φασματικά δεδομένα. Η εφαρμογή του δείκτη NDVI στο τμήμα της εικόνας μας δίνει την πληροφορία για την ύπαρξη βλάστησης ή στοιχείων βλάστησης. Σε αυτό το σημείο εξετάζουμε τα όρια και επαναλαμβάνουμε δοκιμές για να βρούμε το ιδανικό διάστημα στο οποίο ανταποκρίνεται σωστά στο τι είναι βλάστηση και τι όχι.

Το λογισμικό μας δίνει τη δυνατότητα να χρησιμοποιήσουμε πληθώρα από εργαλεία και δείκτες από την καρτέλα «Feature View» ή να θεσπίσουμε δικούς μας με την επιλογή «Feature View – Object Features – Customized – New Arithmetic Feature», όπως δημιουργήθηκε ο δείκτης NDVI.

Το καλύτερο διάστημα στο οποίο, ο δείκτης, ταξινομεί ορθότερα τη βλάστηση, αλλά πάντα με ένα ποσοστό σφάλματος, ήταν το διάστημα ασάφειας από 0.30 έως 0.34, στο οποίο εξάγεται και κάποια οροφή, η οποία ενδέχεται να έχει κάποιο είδος βλάστησης ή να είναι υγρή και κεραμικές σκεπές μαζί με τη σκίαση τους. Ο δείκτης NDVI με το διάστημα ασάφειας από 0.30 έως 0.34, με τη σιγμοειδή συνάρτηση θετικής κλίσης εφαρμόζεται στην κατηγορία «Vegetation like».

#### 4.6.1.2 Κατηγορία νερό – Water

Η περιγραφή των υδατικών σωμάτων πραγματοποιείται από τον Κανονικοποιημένο Δείκτη Νερού NDWI με τη χρήση, ομοίως, μιας απλής ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής S με θετική κλίση. Λόγω της έλλειψης του μέσου υπέρυθρου καναλιού (Short wave Infrared – SWIR) από τα κανάλια της δορυφορικής εικόνας, χρησιμοποιήθηκε ο δείκτης NDWI του McFeeters, αντικαθιστώντας το με το πράσινο κανάλι (Green). Ο συγκεκριμένος δείκτης NDWI ορίζεται ως:

$$NDWI = (\text{Πράσινο} - \text{Εγγύς Υπέρυθρο}) / (\text{Εγγύς Υπέρυθρο} + \text{Πράσινο})$$

Δημιουργήθηκε, ομοίως, ο δείκτης NDWI με το εργαλείο «Feature View – Object Features – Customized – New Arithmetic Feature». Η εφαρμογή του δείκτη NDWI στο τμήμα της εικόνας μας δίνει την πληροφορία για την ύπαρξη νερού ή υδατικών σωμάτων. Σε αυτό το σημείο εξετάζουμε τα όρια και επαναλαμβάνουμε δοκιμές για να βρούμε το ιδανικό διάστημα στο οποίο ανταποκρίνεται σωστά στο τι είναι βλάστηση και τι όχι.

Όπως μπορούμε να δούμε κατά την αναζήτηση του ορθού διαστήματος ανίχνευσης του νερού με το δείκτη NDWI, πολλά αντικείμενα σκίασης ταξινομούνται ως νερό, ενώ, π.χ., ορθά η βλάστηση δεν έχει υψηλή τιμή στο δείκτη NDWI, αντίθετα κάποια παράκτια τμήματα αν δοκιμάσουμε κάτω όριο το 0.3 δεν αναγνωρίζονται ως νερό, επομένως επιλέγεται το διάστημα 0.25 έως 1 για την ανίχνευση νερού. Ο αντικειμενικός σκοπός, σε αυτή την περίπτωση είναι να εξαχθούν οι πισίνες και οι κολυμβητικές εγκαταστάσεις ως μέρη των κτηριακών εγκαταστάσεων εν γένει, π.χ. ξενοδοχειακές μονάδες, αθλητικές εγκαταστάσεις κτλ.

Ο δείκτης NDWI με το διάστημα ασάφειας από 0.14 έως 0.18, με τη σιγμοειδή συνάρτηση θετικής κλίσης εφαρμόζεται στην κατηγορία «Water».

Το νερό αντανάκλα μεγάλο μέρος της ακτινοβολίας στο μπλε κανάλι, επομένως με σκοπό την ενίσχυση των χαρακτηριστικών του νερού με τιμές του μπλε, για να τονιστεί η αντίθεση από το γειτονικό περιβάλλον, χρησιμοποιήθηκε το εργαλείο «Mean diff. to scene Layer Blue». Το διάστημα ασάφειας για ορίστηκε από 160 έως 164 και συνάρτηση συμμετοχής S με θετική κλίση. Με τον τρόπο αυτό ανιχνεύονται τα υδάτινα αντικείμενα λόγω της διαφορετικής μέσης τιμής ανάκλασης στο μπλε κανάλι του νερού και των γειτονικών στοιχείων. Για την κατηγορία «Νερό» θα πρέπει να ισχύουν και οι δύο οι κανόνες και η επιλογή έγινε με την εντολή and(min) στο παράθυρο «Class description».

#### 4.6.1.3 Κατηγορία πιθανώς δρόμοι – road like

Η κατηγορία του οδικού δικτύου αποτελεί μία σημαντική κατηγορία η οποία από μόνη της αποτελεί αντικείμενο ανεξάρτητης μελέτης και παρουσιάζει δυσκολίες και προκλήσεις. Ειδικά στο απαιτητικό και σύνθετο περιβάλλον της περιοχής μελέτης αποτέλεσε πρόκληση να δημιουργήσουμε με μεγάλη ακρίβεια τη θεματική κατηγορία χρήσης γης η οποία εξάγει το οδικό δίκτυο. Η εφαρμογή κανόνων οι οποίοι ανταποκρίνονται στα γεωμετρικά και φασματικά κριτήρια του οδικού δικτύου έδωσε το αποτέλεσμα τι μπορεί να είναι πιθανώς δρόμοι και εφαρμόστηκε σε αυτό το επίπεδο για να διευκολύνει μετέπειτα τη διαδικασία της τελικής ταξινόμησης, όταν επιχειρηθεί να εξαχθούν τα κτήρια τα οποία παρουσιάζουν όμοια συμπεριφορά με το υλικό της ασφάλτου και θα υπάρχει σύγχυση.

Αποδείχτηκε αναγκαία η δημιουργία σύνθετων κανόνων οι οποίοι αλληλοσυμπληρώνονται και αναδεικνύουν τα διαφορετικά χαρακτηριστικά του οδικού δικτύου, ενώ παράλληλα το διαχωρίζουν από το υπόλοιπο περιβάλλον το οποίο μπορεί να παρουσιάζει συγγενείς ιδιότητες.

Ο δείκτης Asymmetry αναδεικνύει τα αντικείμενα εκείνα τα οποία εκείνα τα οποία δεν παρουσιάζουν κανονικό σχήμα ή είναι εξαιρετικά καμπύλο. Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές και

εξέταση διαφορετικών κατωφλίων του δείκτη επί της εικόνας, από 0.81 έως 0.85, με τη σιγμοειδή συνάρτηση θετικής κλίσης.

Ένα ακόμη χαρακτηριστικό το οποίο βοηθάει στην εξαγωγή του οδικού δικτύου είναι ο Δείκτης Καμένης περιοχής «Burn Area Index» (BAI) όπου μας δείχνει την καμένη έκταση (Martin 1998), αλλά έπειτα από δοκιμές αποδείχτηκε ότι εφαρμόζεται επιτυχώς και στην περίπτωση μας και ο οποίος είναι

$$BAI = 1/(0,1-Red)^2+(0,06-NIR)^2$$

Ο δείκτης δημιουργήθηκε με το εργαλείο «Feature View – Object Features – Customized – New Arithmetic Feature» και επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές και εξέταση διαφορετικών κατωφλίων του δείκτη επί της εικόνας, από -0.02 έως -0.018, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης.

Το χαρακτηριστικό «Border Index» περιγράφει πόσο ακανόνιστο, με αιχμές είναι ένα αντικείμενο εικόνας και όσο πιο οδοντωτό είναι ένα αντικείμενο, τόσο υψηλότερος είναι ο δείκτης αυτός. Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 2.8 έως 3.2, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης.

Το χαρακτηριστικό «Contrast to neighbor pixels NIR» περιγράφει τη μέση διαφορά σε σύγκριση με έναν περιβάλλοντα όγκο ενός δεδομένου μεγέθους, στην περίπτωση μας επιλέχθηκε το εγγύς υπέρυθρο κανάλι NIR. Αυτό το χαρακτηριστικό χρησιμοποιείται για την εύρεση περιγραμμάτων και διαβαθμίσεων και επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 25 έως 29, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης.

Επόμενο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε είναι η πυκνότητα «Density» και περιγράφει την κατανομή στο χώρο των pixel ενός αντικειμένου εικόνας. Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 1.7 έως 1.74, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης.

Ένα ακόμη χαρακτηριστικό για την ανάδειξη των αντικειμένων τα οποία απαρτίζουν το οδικό δίκτυο είναι το «length/width», το οποίο εκφράζει την αναλογία μήκους προς πλάτος ενός αντικειμένου εικόνας. Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 1.7 έως 2.1, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

Το χαρακτηριστικό «Mean difference to neighbor (abs) NIR» εκφράζει τη διαφορά μεταξύ ενός αντικειμένου της εικόνας και των γειτονικών του αντικειμένων, όσον αφορά τις μέσες τιμές της έντασης του επιλεγμένου καναλιού. Στην περίπτωση μας τη διαφορά του οδοστρώματος με τα γειτονικά αντικείμενα αναδεικνύει το εγγύς υπέρυθρο κανάλι NIR. Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 50 έως 54, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

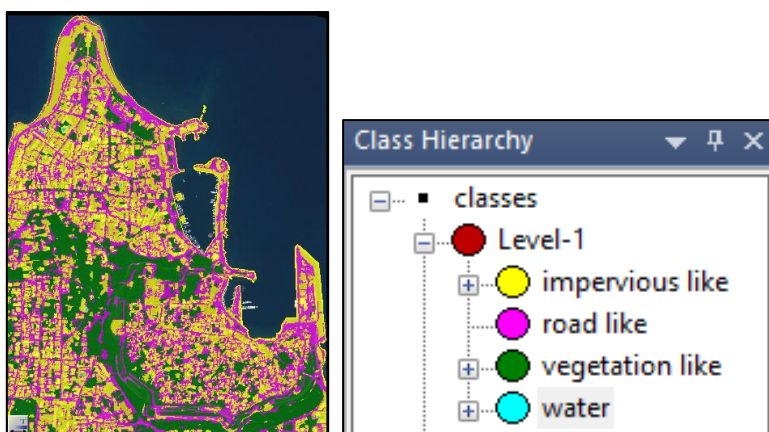
Το επόμενο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε είναι το «Mean difference to scene Blue» και αφορά τις μεταβλητές ενός αντικειμένου οι οποίες είναι τοπικές μεταβλητές, και τι αντίθεση παρουσιάζουν σχετικά με τις μεταβλητές σκηνής, οι οποίες αποθηκεύουν τιμές για κάθε ξεχωριστό αντικείμενο εικόνας, για ένα επιλεγμένο κανάλι. Στην περίπτωση μας τη διαφορά του οδοστρώματος με τα γειτονικά αντικείμενα αναδεικνύει το μπλε κανάλι Blue. Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 118 έως 122, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης.

Ένα ακόμη χαρακτηριστικό το οποίο αναδεικνύει το οδόστρωμα είναι το χαρακτηριστικό «Ratio Green», το οποίο δημιουργείται στην επιλογή «Feature View – Layer Values – Pixel Based – Ratio – Create new “Ratio”» και υπολογίζει το κλάσμα το οποίο είναι η τιμή της μέσης ανακλαστικότητας ενός αντικειμένου στο πράσινο κανάλι προς το άθροισμα των τιμών ανακλαστικότητας όλων των αντικειμένων της εικόνας σε αυτό, όταν η τιμή του βάρους της φωτεινότητας στο πράσινο κανάλι είναι ένα και η τιμή του βάρους της φωτεινότητας του αντικειμένου στο πράσινο είναι διαφορετική του μηδενός. Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 0.19 έως 0.26, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

Τελευταίο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε για να αναδείξει το οδόστρωμα είναι το «Shape Index» περιγράφει την ομαλότητα του περιγράμματος ενός αντικειμένου εικόνας. Όσο πιο ομαλό είναι το όριο ενός αντικειμένου εικόνας τόσο χαμηλότερος είναι ο δείκτης αυτός. Υπολογίζεται από το χαρακτηριστικό μήκους του αντικειμένου εικόνας διαιρούμενο με τέσσερις φορές την τετραγωνική ρίζα του εμβαδόν του. Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 2.3 έως 2.7, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης. Επιλέχτηκαν να ισχύουν όλοι οι κανόνες και η επιλογή έγινε με την εντολή and(min) στο παράθυρο «Class description».

#### 4.6.1.4 Κατηγορία πιθανώς αδιαπέρατα υλικά – Impervious like

Εφόσον τα αντικείμενα της βλάστησης, του οδικού δικτύου και του νερού έχουν περιγραφεί επαρκώς τα υπόλοιπα αντικείμενα περιεγράφηκαν από την αντιστροφή των υπόλοιπων κατηγοριών (Invert Expression), στο παράθυρο «Class description». Εκτελέστηκε ο αλγόριθμος της ιεραρχικής ταξινόμησης «Hierarchical Classification» με παραμέτρους εφαρμογής στο 1ο επίπεδο (Level - 1) και θεματικές κατηγορίες τις «Impervious like», «Vegetation like», «Road like» και «Water». Παρατίθενται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης για τις θεματικές κατηγορίες, μαζί με την ιεραρχία των κλάσεων (Class Hierarchy).



Εικόνα 46 Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης του Level-1 και η ιεραρχία κλάσεων η οποία χρησιμοποιήθηκε

Παρατηρείται το έντονο πρόβλημα της σύγχυσης της ταξινόμησης, καθώς ορισμένα αντικείμενα αδιαπέρατων υλικών, λόγω κριτηρίων τα οποία ικανοποιούνται, ταξινομούνται ως πιθανοί δρόμοι. Στην παρούσα φάση αυτό δεν αποτελεί από πρόβλημα καθώς θα διαχωριστούν εκ νέου σε επόμενο επίπεδο και στην τελική ταξινόμηση ο στόχος θα είναι να διαχωριστούν τα κτήρια από οτιδήποτε άλλο αποτελεί αδιαπέρατη ύλη και δεν είναι κτήριο, καθώς δεν αποτελεί αντικείμενο στην παρούσα μελέτη.

#### 4.6.2 Ταξινόμηση ενδιάμεσων επιπέδων

Στο επόμενο επίπεδο επιχειρήθηκε η διαίρεση των μητρικών κατηγοριών σε επιμέρους θυγατρικές κατηγορίες για την ανάδειξη επιμέρους θεματικών κατηγοριών χρήσεων γης με διαφορετικά χαρακτηριστικά. Η εκτέλεση της ταξινόμησης έγκειται αφενός στη σύνδεση με το ανώτερο επίπεδο μέσω της κληρονομικότητας (Inheritance), από κοινού και στην καρτέλα «Groups» και στην καρτέλα «Inheritance» του παραθύρου «Class Hierarchy», με σκοπό να κληρονομήσουν τα χαρακτηριστικά των μητρικών τους κατηγοριών μεταξύ των κλάσεων, ώστε να διατηρούνται οι ιδιότητες των μητρικών κατηγοριών και να μεταβιβάζονται στις νέες και αφετέρου στη θέσπιση νέων κανόνων ασαφούς λογικής οι οποίοι ανταποκρίνονται στις θυγατρικές κατηγορίες.

##### 4.6.2.1 Ταξινόμηση 2<sup>ου</sup> επιπέδου

Η πρόκληση σε αυτό το επίπεδο έγκειται στην ανίχνευση των σκιάσεων (shade), οι οποίες αποτελούν ένα σημαντικό πρόβλημα για το αποτέλεσμα της ταξινόμησης, και θα πρέπει να αποτελέσουν μία ξεχωριστή κατηγορία, ωστόσο με την θέσπιση κανόνων για το νερό στο ανώτερο

επίπεδο, δεν υπήρξαν αντικείμενα σκιάσεων τα οποία να ταξινομήθηκαν ως νερό ή να έμειναν αταξινόμητα (no classification).

Οι κατηγορίες οι οποίες προκύπτουν είναι η κατηγορία βλάστηση, «vegetation», και η σκιασμένη βλάστηση «shaded vegetation», καθώς όπως διαπιστώθηκε υπήρχαν και πολλά τμήματα σκιασμένης βλάστησης, ως θυγατρικές κατηγορίες της κατηγορίας πιθανόν βλάστηση «vegetation like».

Ομοίως, δημιουργήθηκαν δύο θυγατρικές κατηγορίες της κατηγορίας πιθανόν αδιαπέρατα υλικά «impervious like» με κληροδότηση των χαρακτηριστικών της μητρικής κατηγορίας, η κατηγορία αδιαπέρατα «impervious» και η κατηγορία σκιασμένα αδιαπέρατα «shaded impervious».

Οι δύο μητρικές κατηγορίες «vegetation like» και «impervious like» δεν θα συμμετέχουν στην ταξινόμηση των νέων κατηγοριών σε αυτό το επίπεδο κατάμησης, παρά μόνο θα χρησιμοποιηθούν για την κληροδότηση των χαρακτηριστικών τους, γι' αυτό επιλέγεται η επιλογή «Abstract» στο παράθυρο «Class Description».

#### 4.6.2.1.1 Κατηγορία σκιασμένα αδιαπέρατα-Shaded impervious

Η ανίχνευση της σκιάσης για οποιαδήποτε αδιαπέρατη επιφάνεια εκτελέστηκε, με το χαρακτηριστικό «Ratio Blue», το οποίο δημιουργείται στην επιλογή «Feature View – Layer Values – Pixel Based – Ratio – Create new “Ratio”» και υπολογίζει το κλάσμα το οποίο είναι η τιμή της μέσης ανακλαστικότητας ενός αντικειμένου στο μπλε κανάλι προς το άθροισμα των τιμών ανακλαστικότητας όλων των αντικειμένων της εικόνας στο μπλε κανάλι, όταν η τιμή του βάρους της φωτεινότητας στο μπλε κανάλι είναι ένα και η τιμή του βάρους της φωτεινότητας του αντικειμένου στο μπλε είναι διαφορετική του μηδενός. Εκτελέστηκαν πολλαπλές δοκιμές κατωφλίωσης για να βρεθεί το επιθυμητό διάστημα ασαφούς λογικής το οποίο αναδεικνύει τις σκιάσεις των στερεών αδιαπέρατων επιφανειών. Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας από 0.22 έως 0.26, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

#### 4.6.2.1.2 Κατηγορία αδιαπέρατα -Impervious

Η κατηγορία αδιαπέρατα υλικά θα προκύψει από τη μητρική κατηγορία πιθανώς αδιαπέρατα με κληρονομικότητα των κανόνων με τους οποίους θεσπίστηκε η μητρική κατηγορία και θα διαχωριστούν από τις σκιάσεις με απλή αντιστροφή της συνάρτησης «Shaded impervious», την οποία φέρνουμε στην καρτέλα «Class description» της κατηγορίας αδιαπέρατα υλικά, μέσω του εργαλείου «Similarity to classes».

#### 4.6.2.1.3 Κατηγορία σκιασμένη βλάστηση – Shaded vegetation

Έπειτα από οπτική αξιολόγηση με μελέτη του αποτελέσματος της εφαρμογής του δείκτη «Ratio Blue» επί της εικόνας για την περιγραφή των σκιασμένων περιοχών με βλάστηση με σκιάσεις περιμετρικά ή επάνω σε βλάστηση, οι τιμές κυμαίνονται γύρω από το 0.25, οπότε χρησιμοποιήθηκε για το «Ratio Blue» συνάρτηση μορφής S με θετική κλίση και διάστημα ασάφειας 0.17 έως 0.21.

#### 4.6.2.1.4 Κατηγορία βλάστηση – Vegetation

Ομοίως, με την κατηγορία αδιαπέρατα υλικά, η βλάστηση θα προκύψει από τη μητρική κατηγορία πιθανώς βλάστηση με κληρονομικότητα των κανόνων με τους οποίους θεσπίστηκε η μητρική κατηγορία και θα διαχωριστούν από τις σκιάσεις με απλή αντιστροφή της συνάρτησης «Shaded vegetation», την οποία φέρνουμε στην καρτέλα «Class description» της κατηγορίας βλάστηση, μέσω του εργαλείου «Similarity to classes».

#### 4.6.2.1.5 Κατηγορία πισίνες – Pools

Σε αυτή την κατηγορία θα πρέπει να διαχωριστούν οι πισίνες, οι οποίες αποτελούν ανθρωπογενείς κατασκευές και ενδεχομένως να χρειαστούν στον τελικό στόχο της εξαγωγής των κτηρίων, επομένως η περιγραφή τους προσεγγίστηκε με γεωμετρικά κριτήρια, ώστε να ταξινομηθούν οι πισίνες και όχι κάποιο υδάτινο σώμα φυσικής προέλευσης, όπως λίμνη ή κάποια συγκέντρωση υδάτων.

Χρησιμοποιήθηκε το χαρακτηριστικό «Area», το οποίο υπολογίζει το εμβαδόν ενός αντικειμένου σε εικονοστοιχεία, για να διαχωριστούν οι πισίνες από τα υπόλοιπα υδάτινα σώματα με συνάρτηση



συμμετοχής (membership function) τη συνάρτηση μορφής  $S$  με αρνητική κλίση και διάστημα ασάφειας 1000 έως 1004.

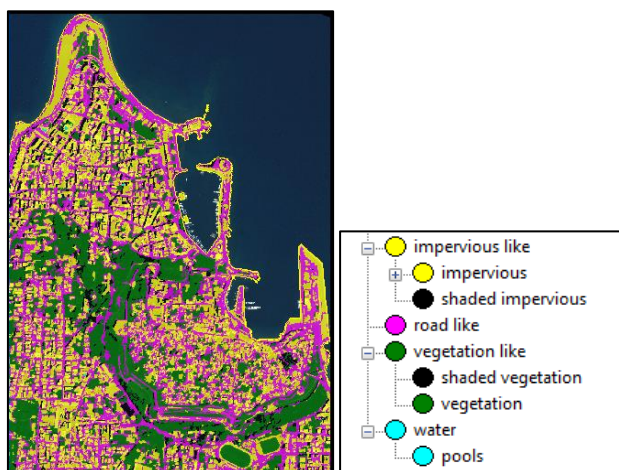
Επόμενο χαρακτηριστικό για την εξαγωγή των πισίνων χρησιμοποιήθηκε το χαρακτηριστικό «Asymmetry» με συνάρτηση μορφής  $S$  με αρνητική κλίση και διάστημα ασάφειας 0.8 έως 0.84.

Τελευταίο χαρακτηριστικό για τις πισίνες χρησιμοποιήθηκε το χαρακτηριστικό «Shape index» και επιλέχθηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 2 έως 2.4, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης. Επιλέχθηκαν να ισχύουν όλοι οι κανόνες και η επιλογή έγινε με την εντολή and(min) στο παράθυρο «Class description».

#### 4.6.2.1.6 Κατηγορία πιθανώς δρόμοι – Road like

Αυτή η γενική κατηγορία παραμένει ως έχει και σε αυτό το επίπεδο κατάτμησης και μεταφέρεται αυτούσια, για να διατηρηθεί η γενική ιδέα της εξαγωγής των αντικειμένων τα οποία θα περιγραφούν ως δρόμοι, απαλλαγμένα από τις σκιάσεις.

Εκτελείται ο αλγόριθμος «Hierarchical Classification» με εφαρμογή σε αυτό το 2<sup>ο</sup> επίπεδο της πολυεπίπεδης κατάτμησης και επιλέγοντας τις κατηγορίες «vegetation», «shaded vegetation», «impervious», «shaded impervious», «pools» και «road like».



Εικόνα 47 Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης του Level-2 και η ιεραρχία κλάσεων η οποία χρησιμοποιήθηκε

Η ταξινόμηση του ανωτέρου επιπέδου μεταφέρεται στο επόμενο επίπεδο, χωρίς αυτό να συμμετέχει αλλά μόνο διαμέσου της κληροδότησης των χαρακτηριστικών των κλάσεων της στις θυγατρικές του δεύτερου επιπέδου για να προκύψουν οι θεματικές κατηγορίες του.

Η δημιουργία του νέου επιπέδου πραγματοποιείται με τον αλγόριθμο «Copy image object level», για να διατηρηθεί η ίδια κατάτμηση και στο νέο επίπεδο, και η ταξινόμηση η οποία θα εκτελεστεί σε αυτό να ταξινομήσει σε επιμέρους θυγατρικές κατηγορίες τις μητρικές, με τη θέσπιση των αντίστοιχων κανόνων, ενώ κάθε φορά, το προηγούμενο επίπεδο λειτουργεί ως επίπεδο αναφοράς και ελέγχου των αλλαγών. Σκοπός είναι η ταξινόμηση των αντικειμένων τα οποία ταξινομήθηκαν ως αδιαπέρατα «impervious», απαλλαγμένα από τις σκιάσεις, να εξειδικευτούν περισσότερο, για να προκύψουν τα κτήρια. Σε αυτό το σημείο θα επιχειρηθεί και η ανίχνευση των υλικών από τα οποία αποτελούνται οι στέγες των κτηρίων, δηλαδή υλικά γαιών, οικοδομικά υλικά, υλικά μονώσεως, κεραμοσκεπή κ.α.

Η πόλη της Ρόδου περιλαμβάνει ένα ποικίλο σύνολο οικοδομημάτων διαφορετικών ιστορικών περιόδων, υλικών, άρα και φασματικών υπογραφών και σχημάτων. Η προσέγγιση του προσδιορισμού των κτηρίων και, γενικώς, των αδιαπέρατων υλικών και μάλιστα σε τόσο κοντινή απόσταση, καθώς επίσης και η χωροταξία του αστικού κέντρου της Ρόδου αφορά πυκνοκατοικημένους οικισμούς με μεγάλη συγκέντρωση κτηρίων, μέσω της πολυεπίπεδης κατάτμησης και των κανόνων ασαφούς λογικής αποτελεί μία σημαντική πρόκληση.

Επιχειρήθηκε, ο καθορισμός των κανόνων εκείνων οι οποίοι θα εξάγουν αυτόματα στο τελικό στάδιο μόνο το οικιστικό περιβάλλον και θα μπορούν να εφαρμοστούν σε κάθε σημείο της δορυφορικής εικόνας της περιοχής μελέτης, αλλά και σε κάθε δορυφορική εικόνα με την απαιτούμενη αξιολόγηση της ταξινόμησης στο τέλος.

#### 4.6.2.2 Ταξινόμηση 3<sup>ου</sup> επιπέδου

Δημιουργήθηκαν οι τρεις νέες θεματικές κατηγορίες με μητρική την κατηγορία του ανωτέρου επιπέδου κατάτμησης αδιαπέρατα υλικά «impervious» από την οποία θα κληροδοτηθούν τα χαρακτηριστικά της, ενώ για τις υπόλοιπες κατηγορίες θα γίνει η μεταφορά των ταξινομήσεων όπως και στο προηγούμενο βήμα. Έχοντας ως βάση την φωτοερμηνεία η οποία εκτελέστηκε στην δορυφορική εικόνα της περιοχής μελέτης οι θυγατρικές κατηγορίες, για τις οποίες θεσπίστηκαν νέοι κανόνες, είναι το ανοιχτόχρωμο σκυρόδεμα «bright concrete», το σκούρο σκυρόδεμα «dark concrete» τα υλικά πιθανώς κεραμικά – γαιών «ceramic soil like», οι οποίες αποτελούν και τρεις βασικές κατηγορίες αστικής δόμησης.

##### 4.6.2.2.1 Κατηγορία ανοιχτόχρωμο σκυρόδεμα – bright concrete

Για την ανάδειξη της κατηγορίας αυτής, θεσπίστηκαν κανόνες στη βάση της ασαφούς λογικής, για τρία χαρακτηριστικά τα οποία τονίζουν αυτή την κατηγορία. Το πρώτο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε είναι το «Mean difference to scene Blue» και αφορά τις μεταβλητές ενός αντικείμενου οι οποίες είναι τοπικές μεταβλητές, και τι αντίθεση παρουσιάζουν σχετικά με τις μεταβλητές σκηνής, οι οποίες αποθηκεύουν τιμές για κάθε ξεχωριστό αντικείμενο εικόνας, για ένα επιλεγμένο κανάλι. Στην περίπτωση μας τη διαφορά του οδοστρώματος με τα γειτονικά αντικείμενα αναδεικνύει το μπλε κανάλι Blue. Επιλέχθηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 230 έως 234, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

Δεύτερο χαρακτηριστικό χρησιμοποιήθηκε η τιμή στο μπλε κανάλι, με οπτική αξιολόγηση της κλιμάκωσης των τιμών, αναλόγως των υλικών. Οι τιμές οι οποίες αναδεικνύουν τα χαρακτηριστικά των υλικών αυτής της κατηγορίας είναι στο διάστημα 300 έως 800, επομένως επιλέχθηκε ως κανόνας συνάρτηση μορφής S θετικής κλίσης με διαστήματα ασάφειας 390 έως 394.

Τρίτο χαρακτηριστικό αποτελεί ο δείκτης «ratio red», αντί για τις πρωτογενείς τιμές του κόκκινου καναλιού, καθώς διαπιστώθηκε ότι αναδεικνύει τα υλικά από ανοιχτό τσιμέντο, εκτός από την υψηλή ανακλαστικότητα στο μπλε κανάλι, από τα υπόλοιπα αδιαπέρατα. Οι τιμές του δείκτη οι οποίες αναδεικνύουν τα υλικά για την κατηγορία αυτή, εκφράζονται με συνάρτηση μορφής S θετικής κλίσης με διάστημα ασάφειας 0.23 έως 0.27. Επιλέχθηκαν να ισχύουν όλοι οι κανόνες και η επιλογή έγινε με την εντολή and(min) στο παράθυρο «Class description».

##### 4.6.2.2.2 Κατηγορία σκούρο σκυρόδεμα – dark concrete

Η κατηγορία των κτηρίων από σκουρόχρωμα υλικά σκυροδέματος αποτελεί συγγενή κατηγορία των ανοιχτόχρωμων υλικών, αλλά αναδεικνύεται από διαφορετικά χαρακτηριστικά με διαφορετικούς κανόνες ασαφούς λογικής. Το μπλε κανάλι συμμετέχει και εδώ, αλλά με διαφορετική κατωφλίωση, συγκεκριμένα επιλέχθηκε ως κανόνας συνάρτηση μορφής S θετικής κλίσης με διαστήματα ασάφειας 220 έως 224.

Επόμενο χαρακτηριστικό αποτελεί ο δείκτης «ratio blue», ο οποίος έχει αναφερθεί πως λειτουργεί θεωρητικά για κάθε μέση τιμή καναλιού, και διαπιστώθηκε ότι αναδεικνύει τα υλικά από σκουρόχρωμο τσιμέντο. Οι τιμές του δείκτη οι οποίες αναδεικνύουν τα υλικά για την κατηγορία αυτή, εκφράζονται με συνάρτηση μορφής S θετικής κλίσης με διάστημα ασάφειας 0.14 έως 0.18.

Τέλος, συνδυαστικά με τους παραπάνω δείκτες λειτουργεί και ο δείκτης «ratio NIR». Οι τιμές του δείκτη οι οποίες αναδεικνύουν τα υλικά για την κατηγορία αυτή, εκφράζονται με συνάρτηση μορφής S αρνητικής κλίσης με διάστημα ασάφειας 0.36 έως 0.4. Επιλέχθηκαν να ισχύουν όλοι οι κανόνες και η επιλογή έγινε με την εντολή and(min) στο παράθυρο «Class description».

#### 4.6.2.2.3 Κατηγορία πιθανώς κεραμικά – γαίες *ceramic soil like*

Η κατηγορία αυτή περιέχει ένα ευρύ φάσμα υλικών και χρησιμοποιήθηκε για να διαχωριστούν από αυτή τα κτήρια με κεραμοσκεπή, τα οποία έχουν ανιχνευθεί με φωτοερμηνεία στην περιοχή μελέτης. Ο πρώτος δείκτης ο οποίος χρησιμοποιήθηκε και αναδεικνύει τα αντικείμενα για αυτή την κατηγορία είναι ο δείκτης «ratio green». Οι τιμές του δείκτη οι οποίες αναδεικνύουν τα υλικά για την κατηγορία αυτή, εκφράζονται με συνάρτηση μορφής S αρνητικής κλίσης με διάστημα ασάφειας 0.22 έως 0.26.

Επόμενο χαρακτηριστικό αποτελεί ο δείκτης «ratio red» ο οποίος αναδεικνύει τα κεραμικά, πλίνθινα και χωμάτινα υλικά. Επιλέχθηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές και εξέταση διαφορετικών καταφυγίων του δείκτη επί της εικόνας, από 0.21 έως 0.25, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

Τελευταίο χαρακτηριστικό για αυτή την κατηγορία αποτελεί ο δείκτης «Soil/tile index», ο οποίος δημιουργήθηκε με το εργαλείο «Feature View – Object Features – Customized – New Arithmetic Feature» και αποτελεί πηλίκιο των μέσων τιμών των καναλιών «Red» προς «Green», με σκοπό την ενίσχυση των χαρακτηριστικών με τιμές του κόκκινου στον αριθμητή πολύ μεγαλύτερες από του παρονομαστή του κλάσματος ο οποίος θα έχει πολύ χαμηλές τιμές διότι τα υλικά αυτά παρουσιάζουν χαμηλή ανακλαστικότητα στο πράσινο. Επιλέχθηκε ένα διάστημα ασάφειας, από 0.98 έως 1.2, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης. Επιλέχθηκαν να ισχύουν όλοι οι κανόνες και η επιλογή έγινε με την εντολή and(min) στο παράθυρο «Class description».

#### 4.6.2.2.4 Κατηγορία πιθανώς δρόμοι – Road like

Αυτή η γενική κατηγορία παραμένει, και σε αυτό το επίπεδο, ως έχει και μεταφέρεται αυτούσια, για να διατηρηθεί η γενική ιδέα της εξαγωγής των αντικειμένων τα οποία θα περιγραφούν ως δρόμοι, απαλλαγμένα από τις σκιάσεις.

Εκτελέστηκε ο αλγόριθμος «Hierarchical Classification» με εφαρμογή στο δεύτερο ενδιάμεσο επίπεδο της πολυεπίπεδης κατάτμησης και επιλέγοντας τις επιθυμητές κατηγορίες, επομένως τα αντικείμενα αυτής ταξινομούνται με τους κανόνες που δημιουργήθηκαν για τις θυγατρικές κατηγορίες και για τις μητρικές κατηγορίες των προηγούμενων επιπέδων με κληροδότηση των χαρακτηριστικών τους.



Εικόνα 48 Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης του Level-3 και η ιεραρχία κλάσεων η οποία χρησιμοποιήθηκε

#### 4.6.3 Ταξινόμηση 4<sup>ου</sup> επιπέδου

Σε αυτό το επίπεδο κατάτμησης η ταξινόμηση η οποία θα εκτελεστεί θα οδηγήσει στον τελικό διαχωρισμό των κτηριακών οντοτήτων και τη δημιουργία κατάλληλου θεματικού χάρτη.

##### 4.6.3.1 Κατηγορία κτήρια ανοιχτόχρωμου σκυροδέματος – *bright concrete building*

Για την ανάδειξη της κατηγορίας αυτής, χρησιμοποιήθηκαν τέσσερα χαρακτηριστικά για τα οποία θεσπίστηκαν κανόνες ασαφούς λογικής με συναρτήσεις συμμετοχής. Το πρώτο χαρακτηριστικό το

οποίο χρησιμοποιήθηκε είναι το «Border index», το οποίο αναλύθηκε θεωρητικά για θεματική κατηγορία σε ανώτερο επίπεδο κατάτμησης και εκφράζει την κανονικότητα του περιγράμματος ενός σχήματος. Επιλέχθηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 1.7 έως 2.1, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης.

Δεύτερο χαρακτηριστικό χρησιμοποιήθηκε η φωτεινότητα «brightness» με οπτική αξιολόγηση της κλιμάκωσης των τιμών στα υλικά από ανοιχτόχρωμο σκυρόδεμα και κατ'επέκταση στα κτήρια. Επιλέχθηκε ως κανόνας συνάρτηση μορφής S θετικής κλίσης με διαστήματα ασάφειας 510 έως 514, για την ανάδειξη των αντικειμένων της κατηγορίας αυτής.

Τρίτο χαρακτηριστικό αποτελεί η πυκνότητα «Density» και περιγράφει την κατανομή στο χώρο των pixels ενός αντικειμένου εικόνας. Επιλέχθηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 1.01 έως 1.11, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

Τελευταίο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε για να αναδείξει τα ανοιχτόχρωμα κτήρια είναι το «Shape Index» το οποίο περιγράφει την ομαλότητα του περιγράμματος ενός αντικειμένου εικόνας. Όσο πιο ομαλό είναι το όριο ενός αντικειμένου εικόνας τόσο χαμηλότερος είναι ο δείκτης αυτός. Επιλέχθηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 2.1 έως 2.5, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης. Επιλέχθηκαν να ισχύουν όλοι οι κανόνες και η επιλογή έγινε με την εντολή and(min) στο παράθυρο «Class description».

#### 4.6.3.2 Κατηγορία κτήρια σκούρου σκυροδέματος – dark concrete building

Για την εξαγωγή και περιγραφή των κτηρίων από σκούρο σκυρόδεμα χρησιμοποιήθηκαν πέντε χαρακτηριστικά. Το πρώτο αποτελεί το «Asymmetry», το οποίο περιγράφει το σχετικό μήκος ενός αντικειμένου της εικόνας, σε σύγκριση με ένα κανονικό πολύγωνο. Μια έλλειψη προσεγγίζεται γύρω από ένα δεδομένο αντικείμενο της εικόνας και εκφράζεται με τον λόγο των μηκών του δευτερεύοντος και του κύριου άξονά της. Επιλέχθηκε ένα διάστημα ασάφειας, από 0.69 έως 0.73, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης.

Επόμενο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε είναι το «Border index» το οποίο εκφράζει την κανονικότητα του περιγράμματος ενός σχήματος. Επιλέχθηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 1.7 έως 2.1, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης.

Τρίτο χαρακτηριστικό είναι το «Existence of super objects dark concrete», με το οποίο μέσω των σχέσεων ενός αντικειμένου μίας εικόνας με τα υπεραντικείμενα, τα οποία απαρτίζονται από τα μικρότερα αντικείμενα, έτσι ώστε να περιγράφουν ένα αντικείμενο από τις σχέσεις του με άλλη εικόνα. Η σύνδεση αυτή γίνεται από την ιεραρχία αντικειμένων εικόνας και επιλέγεται το βήμα προς ανώτερο επίπεδο ή κατώτερο επίπεδο κατάτμησης για να γίνει η περιγραφή της θεματικής κατηγορίας. Επιλέχθηκε η σιγμοειδής συνάρτηση S, θετικής κλίσης, με τιμές 0 και 1, οι οποίες εκφράζουν τη λογική είναι/ δεν είναι, για να μεταφερθεί στο δικό μας επίπεδο η επιθυμητή θεματική κατηγορία, ήτοι η κατηγορία «σκουρόχρωμο τσιμέντο» από το ανώτερο επίπεδο.

Τέταρτο χαρακτηριστικό χρησιμοποιήθηκε το «Mean difference to neighbor (abs) Blue» το οποίο εκφράζει τη διαφορά μεταξύ ενός αντικειμένου της εικόνας και των γειτονικών του αντικειμένων, όσον αφορά τις μέσες τιμές της έντασης του επιλεγμένου καναλιού. Στην περίπτωση μας τη διαφορά των κτηρίων σκουρόχρωμου σκυροδέματος με τα γειτονικά αντικείμενα αναδεικνύει το μπλε κανάλι Blue. Επιλέχθηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 12 έως 16, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

Τελευταίο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε για να αναδείξει τα σκουρόχρωμα κτήρια είναι το «Shape Index» και σε αυτή την περίπτωση, καθώς αναζητήσαμε κανονικότητα σχήματος στα κτήρια. Επιλέχθηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 2.1 έως 2.5, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης. Επιλέχθηκαν να ισχύουν όλοι οι κανόνες και η επιλογή έγινε με την εντολή and(min) στο παράθυρο «Class description».

#### 4.6.3.3 Κατηγορία κτήρια με κεραμοσκεπή – tiled building

Σε αυτή την κατηγορία επιχειρήθηκε ο διαχωρισμός των κεραμοσκεπών κτηρίων τα οποία εντοπίστηκαν στην περιοχή μελέτης από τα αντικείμενα της μητρικής κατηγορίας τα οποία είναι συγγενή με τη φύση των υλικών αυτών αλλά δεν είναι κτήρια. Πρώτο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε είναι το «Border index». Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 1.7 έως 2.1, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης.

Δεύτερο χαρακτηριστικό αποτελεί η πυκνότητα «Density» η οποία περιγράφει την κατανομή στο χώρο των pixels ενός αντικειμένου εικόνας. Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 1.3 έως 1.7, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

Επόμενο χαρακτηριστικό αποτελεί ο δείκτης «ratio red» ο οποίος αναδεικνύει τα κεραμικά, πλίνθινα και χωμάτινα υλικά. Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές και εξέταση διαφορετικών καταφυγίων του δείκτη επί της εικόνας, από 0.21 έως 0.25, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

Τελευταίο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε για να αναδείξει τα κεραμοσκεπή κτήρια είναι το «Shape Index». Επιλέχτηκε ένα διάστημα ασάφειας, μετά από δοκιμές, από 2.1 έως 2.5, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης. Επιλέχτηκαν να ισχύουν όλοι οι κανόνες και η επιλογή έγινε με την εντολή and(min) στο παράθυρο «Class description».

#### 4.6.3.4 Κατηγορία υπόλοιπα αδιαπέρατα όχι κτήρια – rest impervious not building

Η κατηγορία αυτή θα περιλαμβάνει όλα τα υπόλοιπα αντικείμενα από την μητρική κατηγορία των αδιαπέρατων υλικών τα οποία δεν αποτελούν κτήρια και δεν αποτελούν αντικείμενο αυτής της μελέτης, θα ταξινομηθούν, δε, σε μία γενικότερη κατηγορία. Αυτά θα προκύψουν από αντιστροφή των τριών κατηγοριών (Invert Expression), «bright concrete building», «tiled building» και «dark concrete building» στο παράθυρο «Class description».

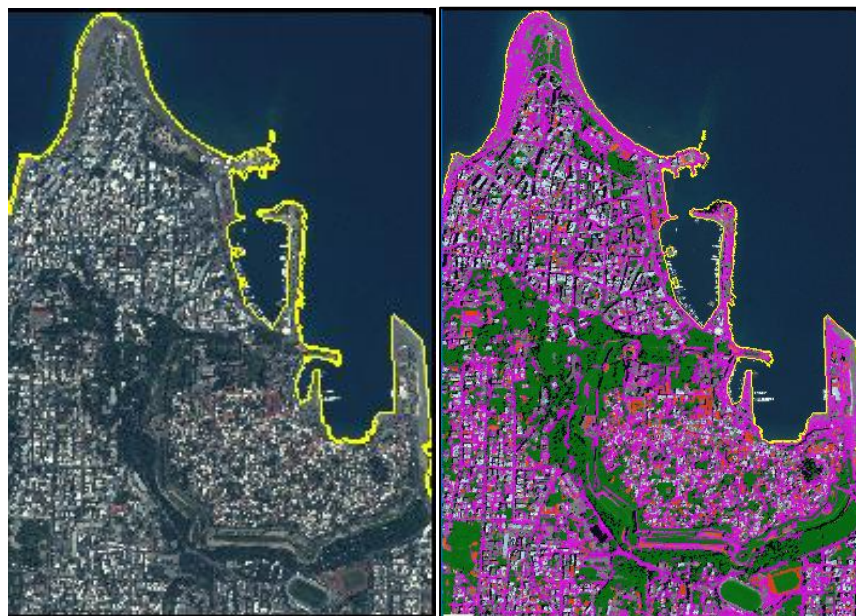
Εκτός και από την αντιστροφή των τριών κατηγοριών χρησιμοποιήθηκε και το χαρακτηριστικό «Existence of super objects road like», για τη σύνδεση των αντικειμένων της θεματικής κατηγορίας του οδικού δικτύου από το ανώτερο επίπεδο με την κατηγορία στο τελευταίο επίπεδο. Επιλέχτηκε η σιγμοειδής συνάρτηση S, θετικής κλίσης, με τιμές 0 και 1, οι οποίες εκφράζουν τη λογική είναι/ δεν είναι, για να μεταφερθεί στο δικό μας επίπεδο η επιθυμητή θεματική κατηγορία, ήτοι η κατηγορία «πιθανώς δρόμοι» από το ανώτερο επίπεδο. Επιλέχτηκαν να ισχύουν οι κανόνες, με τη λογική αρκεί να ισχύει και ένας, και η επιλογή έγινε με την εντολή or(max) στο παράθυρο «Class description».

Εκτελέστηκε ο αλγόριθμος της ιεραρχικής ταξινόμησης «Hierarchical Classification» με παραμέτρους εφαρμογής στο 4ο επίπεδο (Level - 4) και θεματικές κατηγορίες τις «bright concrete building», «tiled building» και «dark concrete building», «shaded impervious», «Vegetation», «Shaded vegetation», «Rest impervious not building» και «Pools». Παρατίθενται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης για τις θεματικές κατηγορίες, μαζί με την ιεραρχία των κλάσεων (Class Hierarchy).



Εικόνα 49 Το αποτέλεσμα της τελικής ταξινόμησης του Level-4 και η ιεραρχία κλάσεων η οποία χρησιμοποιήθηκε



























Η θέσπιση των κανόνων για αυτό το επίπεδο είχε τη λογική να ξεχωρίσει σχηματικά τα κτήρια, τα οποία αποτελούν ως επί το πλείστο κανονικά σχήματα με ομαλά περιγράμματα, οπότε οι κανόνες και τα διαστήματα ασαφούς λογικής ήταν σε αυτή την κατεύθυνση, από τα υπόλοιπα αντικείμενα της μητρικής κατηγορίας αδιαπέρατα, όπως για αυτή, έτσι και για τις υπόλοιπες κατηγορίες των ανωτέρω επιπέδων πραγματοποιήθηκε κληροδότηση των χαρακτηριστικών τους.














Εικόνα 50 Ο τελικός θεματικός χάρτης αυτόματης εξαγωγής κτηρίων που προκύπτει από την ταξινόμηση με OBIA

Το σύνολο των κανόνων οι οποίοι εκτελέστηκαν και τα αντίστοιχα διαστήματα ασαφούς λογικής για την υλοποίησή τους με τις συναρτήσεις συμμετοχής, επί των θεματικών κατηγοριών ενδιαφέροντος, παρουσιάζονται στον ακόλουθο πίνακα:

Κατηγορίες	Χαρακτηριστικό	Συνάρτηση Συμμετοχής	Αριστερό Όριο	Δεξιό όριο
Vegetation like	NDVI		0.30	0.34
Water	NDWI		0.14	0.18

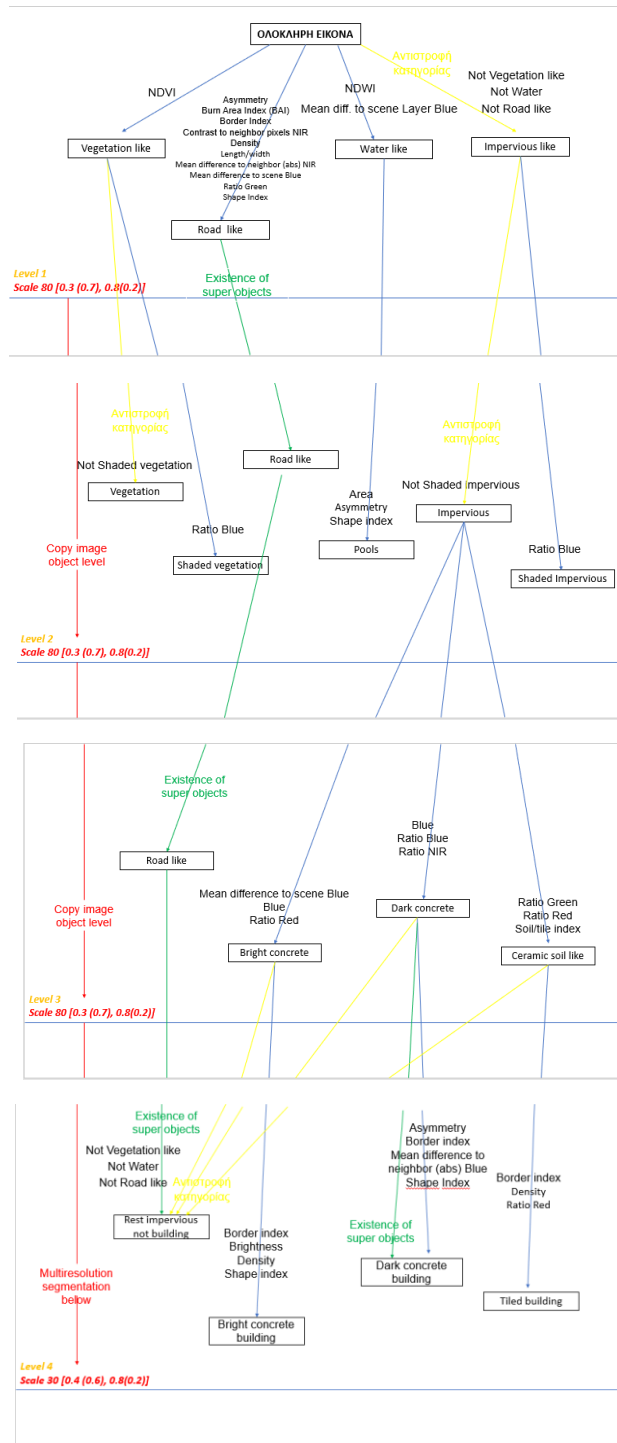
<b>Water</b>	Mean diff. to scene Layer Blue		160	164
<b>Road like</b>	Asymmetry		0.81	0.85
<b>Road like</b>	Burn Area Index (BAI)		-0.02	-0.018
<b>Road like</b>	Border Index		2.8	3.2
<b>Road like</b>	Contrast to neighbor pixels NIR		25	29
<b>Road like</b>	Density		1.7	1.74
<b>Road like</b>	Length/width		1.7	2.1
<b>Road like</b>	Mean difference to neighbor (abs) NIR		50	54
<b>Road like</b>	Mean difference to scene Blue		118	122
<b>Road like</b>	<i>Ratio Green</i>		0.19	0.26
<b>Road like</b>	Shape Index		2.3	2.7
<b>Impervious like</b>	Not Vegetation like Not Water Not Road like			
<b>Shaded impervious</b>	Ratio Blue		0.22	0.26
<b>Impervious</b>	Not Shaded impervious			
<b>Shaded vegetation</b>	Ratio Blue		0.17	0.21
<b>Vegetation</b>	Not Shaded vegetation			
<b>Pools</b>	Area		1000	1004
<b>Pools</b>	Asymmetry		0.8	0.84
<b>Pools</b>	Shape index		2	2.4
<b>Bright Concrete</b>	Mean difference to scene Blue		230	234
<b>Bright Concrete</b>	Blue		390	394
<b>Bright Concrete</b>	Ratio Red		0.23	0.27
<b>Dark Concrete</b>	Blue		220	224
<b>Dark Concrete</b>	Ratio Blue		0.14	0.18
<b>Dark Concrete</b>	Ratio NIR		0.36	0.4
<b>Ceramic soil like</b>	Ratio Green		0.22	0.26
<b>Ceramic soil like</b>	Ratio Red		0.21	0.25
<b>Ceramic soil like</b>	Soil/tile index		0.98	1.2
<b>Bright concrete building</b>	Border index		1.7	2.1
<b>Bright concrete building</b>	Brightness		510	514

<b>Bright concrete building</b>	Density		1.01	1.11
<b>Bright concrete building</b>	Shape index		2.1	2.5
<b>Dark concrete building</b>	Asymmetry		0.69	0.73
<b>Dark concrete building</b>	Border index		1.7	2.1
<b>Dark concrete building</b>	Existence of super objects dark concrete		0	1
<b>Dark concrete building</b>	Mean difference to neighbor (abs) Blue		12	16
<b>Dark concrete building</b>	Shape Index		2.1	2.5
<b>Tiled building</b>	Border index		1.7	2.1
<b>Tiled building</b>	Density		1.3	1.7
<b>Tiled building</b>	Ratio Red		0.21	0.25
<b>Rest impervious not building</b>	Not bright concrete building Not tiled building Not dark concrete building			
<b>Rest impervious not building</b>	Existence of super objects road like		0	1

Πίνακας 3 Οι κανόνες, οι συναρτήσεις συμμετοχής και τα αντίστοιχα διαστήματα ασαφούς λογικής των θεματικών κατηγοριών της ταξινόμησης με OBIA

Όπως αναφέρθηκε όλα τα χαρακτηριστικά και οι περιγραφές των κατηγοριών κληροδοτούνται στις θυγατρικές κατηγορίες από τη μητρική κατηγορία, ώστε να μην ξεκινάει η διαδικασία κάθε ταξινόμησης από μηδενική βάση, με μία συγκεκριμένη διαδικασία μεταφοράς των χαρακτηριστικών από το ανώτερο προς τα κατώτερα επίπεδα. Η αναλυτική απεικόνιση του αλγορίθμου της ταξινόμησης η οποία εκτελέστηκε με τη διαδικασία αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης εικόνας παρουσιάζεται στο ακόλουθο διάγραμμα:





Εικόνα 51 Συνοπτικό διάγραμμα ροής της αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης

## 4.6.4 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων

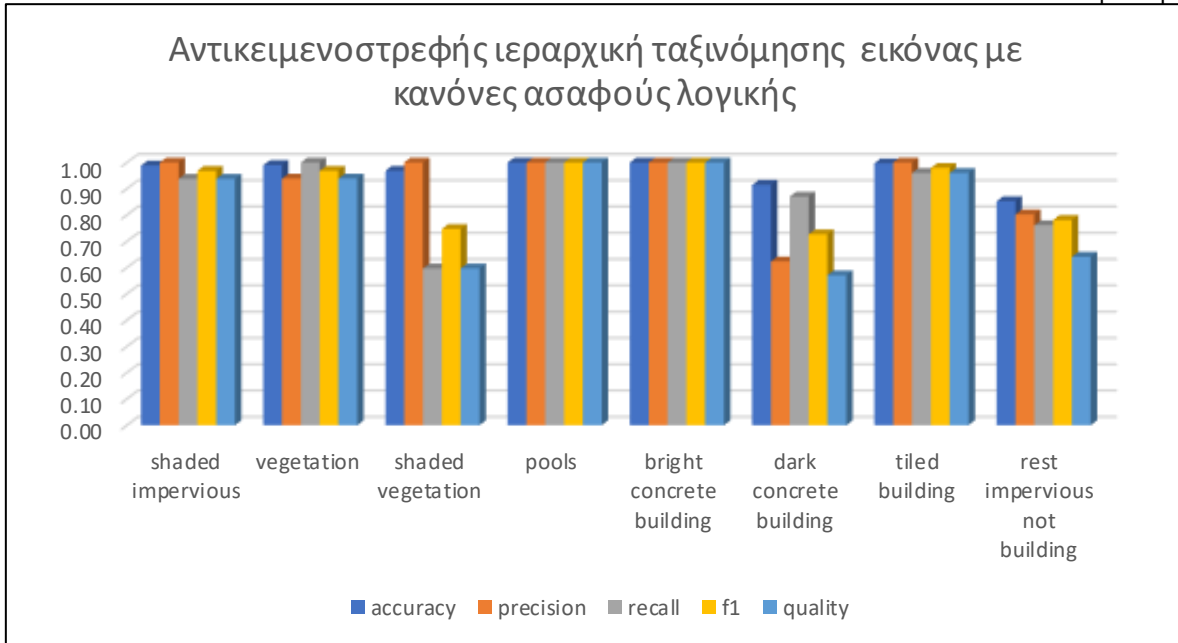
Η εισαγωγή γεωμετρικών κριτηρίων και η εμβάθυνση των φασματικών κριτηρίων με πολλαπλούς κανόνες και δοκιμές στα διαστήματα ασαφούς λογικής των συναρτήσεων συμμετοχής (membership function) παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα και ξεδιαλύνουν τις συγγενείς κατηγορίες. Ωστόσο, παρατηρούνται περαιτέρω σφάλματα τα οποία ξεδιαλύνονται με τις δυνατότητες τις οποίες μας παρέχουν τα σύγχρονα υπολογιστικά συστήματα μέσω της εφαρμογής μεθόδων μηχανικής μάθησης σε συνδυασμό με το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης.

User \ Referenc...	shaded impervious	vegetation	shaded vegetation	pools	bright concrete ...	dark concrete b...	tiled building	rest impervious not b...	Sum
<b>Confusion Matrix</b>									
shaded impervious	4414	0	0	0	0	0	0	0	4414
vegetation	0	3840	251	0	0	0	0	0	4091
shaded vegetation	0	0	1192	0	0	0	0	0	1192
pools	0	0	0	598	0	0	0	0	598
bright concrete bui...	0	0	0	0	1633	0	0	0	1633
dark concrete buil...	0	0	0	0	0	2869	0	1732	4601
tiled building	0	0	0	0	0	0	1993	0	1993
rest impervious not...	293	0	555	0	0	428	83	5518	6877
unclassified	0	0	0	49	24	296	0	95	464
Sum	4707	3840	1998	647	1657	3593	2076	7345	
<b>Accuracy</b>									
Producer	0.9377523	1	0.5965966	0.9242658	0.9855160	0.7984971	0.96	0.7512594	
User	1	0.9386458	1	1	1	0.6235601	1	0.8023848	
Hitden	0.9678763	0.9683520	0.7473354	0.9606426	0.9927052	0.7002685	0.9796019	0.776	
Short	0.9377523	0.9386458	0.5965966	0.9242658	0.9855160	0.5387793	0.96	0.634	
KIA Per Class	0.925	1	0.5771058	0.9224733	0.9845398	0.7548928	0.9566811	0.6611620	
<b>Totals</b>									
Overall Accuracy	0.8528400								
KIA	0.8228810								

Εικόνα 52 Ο πίνακας σύγχυσης για την αξιολόγηση της αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης εικόνας με κανόνες ασαφούς λογικής

	<i>TN</i>	<i>FN</i>	<i>FP</i>	<i>TP</i>	<i>Overall accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1</i>	<i>quality</i>
<b>shaded impervious</b>	21156	293	0	4414	0.99	1.00	0.94	0.97	0.94
<b>vegetation</b>	21308	0	251	3840	0.99	0.94	1.00	0.97	0.94
<b>shaded vegetation</b>	23401	806	0	1192	0.97	1.00	0.60	0.75	0.60
<b>pools</b>	24801	0	0	598	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>bright concrete building</b>	24157	0	0	1633	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>dark concrete building</b>	20370	428	1732	2869	0.91	0.62	0.87	0.73	0.57
<b>tiled building</b>	23323	83	0	1993	1.00	1.00	0.96	0.98	0.96
<b>rest impervious not building</b>	12376	1732	1359	5518	0.85	0.80	0.76	0.78	0.64

Πίνακας 4 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης εικόνας με κανόνες ασαφούς λογικής



Γράφημα 2 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης εικόνας με κανόνες ασαφούς λογικής, ανά θεματική κατηγορία

#### 4.7 Αντικειμενοστρεφής Ταξινόμηση με Αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης

Χρησιμοποιήθηκε ένας συνδυασμός φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών σε συνδυασμό, δηλαδή τα διαθέσιμα φασματικά κανάλια και τα χαρακτηριστικά τα οποία προκύπτουν από αυτές όπως η τιμή της φωτεινότητας (brightness), τιμές «Ratio» των φασματικών καναλιών, μέγιστες διαφορές με το υπόλοιπο περιβάλλον της δορυφορικής εικόνας κ.α. Ως γεωμετρικά χαρακτηριστικά χρησιμοποιήθηκαν, π.χ. λόγος μήκους/πλάτους (length/width), η ασυμμετρία (asymmetry) και το μέγεθος του αντικειμένου (area). Ωστόσο, προαναφέρθηκε ότι το πεδίο των πειραματικών δοκιμών είναι μία απαιτητική περιοχή και εξαντλήθηκαν όλα τα διαθέσιμα παρεχόμενα εργαλεία του υπολογιστικού συστήματος για να επιτευχθεί όσο το δυνατόν μέγιστη ακρίβεια ταξινόμησης.

Αρχικά, τηρώντας σταθερά τις παραμέτρους της κατάτμησης πολλαπλής ανάλυσης (Multiresolution segmentation) για το τελευταίο επίπεδο ταξινόμησης εκτελέστηκαν όλοι οι διαθέσιμοι αλγόριθμοι εμποπτευόμενης ταξινόμησης, οι Bayes, K Nearest Neighbors (KNN), Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF) και Decision Tree (DT), μόνο με χρήση της φασματικής πληροφορίας των αντικειμένων. Ακολούθως, εκείνη που έδωσε το καλύτερο αποτέλεσμα (Random Forest) βελτιώθηκε με χρήση επιπλέον χαρακτηριστικών των αντικειμένων, πέραν της φασματικής πληροφορίας.

##### 4.7.1 Ο αλγόριθμος Bayes

Για την εκτέλεση αυτού του αλγορίθμου επιλέχθηκε ο αλγόριθμος «Classifier» στην επιφάνεια εργασίας του λογισμικού, το επίπεδο κατάτμησης, στην περίπτωση μας το «Level-1», επιλέχθηκε το σετ με τα δείγματα εκπαίδευσης (samples), όπως το έχουμε διαθέσιμο από τη δοκιμή με τον αλγόριθμο k NN του λογισμικού, ώστε να εκπαιδευθεί ο αλγόριθμος και χρησιμοποιήθηκαν μόνο οι μέσες τιμές των φασματικών καναλιών ως χαρακτηριστικά για την εφαρμογή του εκπαιδευμένου αλγορίθμου και στην υπόλοιπη εικόνα. Ο αλγόριθμος ταξινομεί τα αντικείμενα βλέποντας την παρουσία ή απουσία ενός συγκεκριμένου χαρακτηριστικού μιας κλάσης και τι συσχετίζει με την παρουσία ή την απουσία ενός άλλου χαρακτηριστικού για να αποδώσει κάθε αντικείμενο σε μία κλάση. Εκτελέστηκε μία φορά και προέκυψε ο θεματικός χάρτης, ενώ υπολογίστηκε και ο πίνακας σύγχυσης (Confusion matrix).



User \ Referenc...	shaded impervious	vegetation	shaded vegetation	pool	bright concrete...	dark concrete b...	iled building	rest impervious n...	Sum
<b>Confusion Matrix</b>									
shaded impervious	4161	0	65	0	0	0	0	0	4226
vegetation	0	3840	0	0	0	0	0	0	3840
shaded vegetation	0	0	1933	0	0	0	0	0	1933
pool	0	0	0	647	0	0	0	0	647
bright concrete bui...	0	0	0	0	1657	0	0	0	1657
dark concrete bui...	299	0	0	0	0	3228	0	5612	9139
iled building	0	0	0	0	0	0	2076	0	2076
rest impervious not...	247	0	0	0	0	365	0	1733	2345
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	4707	3840	1998	647	1657	3593	2076	7345	
<b>Accuracy</b>									
Producer	0.884	1	0.9674675	1	1	0.8994136	1	0.236	
User	0.9846190	1	1	1	1	0.3532115	1	0.739	
Hidden	0.5316019	1	0.9834648	1	1	0.507	1	0.3576883	
Short	0.872	1	0.9674675	1	1	0.3396465	1	0.2177957	
KJA Per Class	0.8613467	1	0.9648396	1	1	0.843	1	0.1597580	
<b>Totals</b>									
Overall Accuracy	0.7452732								
KJA	0.7025709								

Εικόνα 53 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Bayes και ο πίνακας σύγχυσης

#### 4.7.2 Ο αλγόριθμος k NN

Το λογισμικό παρέχει τη δυνατότητα να εκτελεστεί ο αλγόριθμος του εγγύτερου γείτονα και ως εργαλείο μηχανικής μάθησης, εκτός από εντολή ταξινόμησης η οποία εκτελέστηκε σε προηγούμενο βήμα με τη χρήση των δειγμάτων εκπαίδευσης και τη χρήση της μέσης τιμής των καναλιών της εικόνας μπλε (Blue), πράσινο (Green), κόκκινο (Red) και εγγύς υπέρυθρο (NIR). Η εκπαίδευση του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης θα γίνει με τη χρήση των ίδιων αντικειμένων εκπαίδευσης και τη χρήση των φασματικών καναλιών, στο επίπεδο κατάτμησης «Level-1» με πολλαπλές δοκιμές για να βρούμε τον καλύτερο συνδυασμό των παραμέτρων οι οποίες παρέχονται. Άλλοι συνδυασμοί, εκτός από τις επιλογές που παρέχει το λογισμικό αρχικά, δεν διαφοροποιούν το αποτέλεσμα

Επιλέγεται  $k = 1$ , ώστε το αντικείμενο να εκχωρείται στην κλάση του πλησιέστερου γείτονά του. Παρόλο που οι μεγαλύτερες τιμές του  $k$  μειώνουν το επίδραση του θορύβου στην ταξινόμηση, όμως τα όρια της κλάσης είναι λιγότερο ευδιάκριτα, οπότε επιλέγουμε την αρχική επιλογή διότι μας ενδιαφέρουν τα όρια των κτηρίων, ως αντικείμενα της μελέτης, με των υπόλοιπων αντικειμένων να είναι ευδιάκριτα. Εκτελέστηκε η ταξινόμηση και η αξιολόγηση της ταξινόμησης με βάσει τα δεδομένα ελέγχου τα οποία φορτώθηκαν στο λογισμικό ως TT Mask και υπολογίστηκε ο πίνακας σύγχυσης.



User \ Referenc...	shaded impervious	vegetation	shaded vegetation	pool	bright concrete...	dark concrete b...	iled building	rest impervious n...	Sum
<b>Confusion Matrix</b>									
shaded impervious	4414	0	65	0	0	0	0	0	4479
vegetation	0	3840	0	0	0	0	0	0	3840
shaded vegetation	151	0	1933	0	0	0	0	0	2084
pool	0	0	0	647	0	0	0	0	647
bright concrete bui...	0	0	0	0	1657	0	0	0	1657
dark concrete bui...	142	0	0	0	0	1969	0	1743	3454
iled building	0	0	0	0	0	0	2076	0	2076
rest impervious not...	0	0	0	0	0	2024	0	5802	7826
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	4707	3840	1998	647	1657	3593	2076	7345	
<b>Accuracy</b>									
Producer	0.9377523	1	0.9674675	1	1	0.4366924	1	0.7630967	
User	0.9856878	1	0.9275432	1	1	0.4542959	1	0.7305022	
Hidden	0.961	1	0.947	1	1	0.4452969	1	0.7403062	
Short	0.925	1	0.9594881	1	1	0.2864194	1	0.598	
KJA Per Class	0.9247141	1	0.9646163	1	1	0.3499958	1	0.6834643	
<b>Totals</b>									
Overall Accuracy	0.8405957								
KJA	0.807								

Εικόνα 54 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης kNN και ο πίνακας σύγχυσης

#### 4.7.3 Ο αλγόριθμος SVM

Το μοντέλο SVM ως μια αναπαράσταση των δειγμάτων εκπαίδευσης ως σημεία στο χώρο, χαρτογραφημένα έτσι ώστε τα δείγματα αυτά, των διαφορετικών θεματικών κατηγοριών, να χωρίζονται από ένα σαφές κενό το οποίο είναι όσο το δυνατόν ευρύτερο. Στη συνέχεια χαρτογραφούνται τα νέα αντικείμενα στον ίδιο χώρο και προβλέπεται ότι ανήκουν σε μια κατηγορία με βάση ποια πλευρά του κενού πέφτουν.

Αυτό εκφράζεται με την επιλογή στο λογισμικό ως επιλογές διαφορετικών πυρήνων οι οποίοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν και αυτές είναι η γραμμική (linear) και ακτινική συνάρτηση βάσης - Radial Basis Function (RBF). Η RBF είναι η πιο δημοφιλής επιλογή τύπων πυρήνα οι οποίοι χρησιμοποιούνται από αυτόν τον ταξινομητή. Στην εκπαίδευση την οποία εκτελέσαμε επιλέχθηκε η γραμμική, ενώ επιπροσθέτως ο αλγόριθμος περιλαμβάνει την ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης σφάλματος με το C ως σταθερά χωρητικότητας, στην οποία δόθηκε η τιμή 2. Μαζί με το θεματικό χάρτη υπολογίστηκε και ο πίνακας σύγχυσης για αξιολόγηση της ταξινόμησης του αλγόριθμου αυτού.



Εικόνα 55 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης SVM και ο πίνακας σύγχυσης

#### 4.7.4 Ο αλγόριθμος Decision tree

Για την εκτέλεση του αλγορίθμου ο χρήστης καλείται να επιλέξει μία σειρά από παραμέτρους οι οποίες θα κατευθύνουν το πρόγραμμα για την ταξινόμηση της εικόνας. Δόθηκαν ως χαρακτηριστικά εκπαίδευσης οι μέσες τιμές των καναλιών της εικόνας και δεδομένα εκπαίδευσης τα δείγματα τα οποία αντιστοιχούν σε κάθε κατηγορία. Στην προκειμένη περίπτωση οι αρχικές επιλογές (default) του λογισμικού μας καλύπτουν για τις ανάγκες τις παρούσας μελέτης και λόγω των διαθέσιμων υπολογιστικών δυνατοτήτων.

Οι παράμετροι αυτοί είναι το μέγιστο βάθος δέντρου, δηλαδή το θεωρητικό μέγιστο βάθος που μπορεί να επιτύχει ένα δέντρο αποφάσεων και είναι πάντα ένα λιγότερο από τον αριθμό των δειγμάτων εκπαίδευσης, ο ελάχιστος αριθμός δειγμάτων ανά κόμβο, η χρήση υποκατάστατων, όπου το λογισμικό χρησιμοποιεί υποκατάστατα για δεδομένα τα οποία τυχόν λείπουν. Αν συμβαίνει αυτό, τότε τα υποκατάστατα των δεδομένων που λείπουν για να προχωρήσει η διαδικασία του δέντρου και των κόμβων του αναδημιουργούν τον αλγόριθμο για να μπορεί να λειτουργεί με τα δεδομένα που λείπουν. Επόμενες παράμετροι είναι οι μέγιστες κατηγορίες, δηλαδή σε πόσες συστάδες θα ομαδοποιηθούν οι πιθανές τιμές μιας κατηγορικής μεταβλητής, οι διασταυρούμενες πτυχές επικύρωσης προς εκτέλεση, η χρήση του κανόνα 1 SE και η αφαίρεση ενός δέντρου απόφασης το οποίο έχει υποστεί την τεχνική συμπίεσης δεδομένων, σε αλγόριθμους μηχανικής μάθησης και αναζήτησης, η οποία μειώνει το

μέγεθος των δέντρων αποφάσεων αφαιρώντας τμήματα του δέντρου τα οποία είναι περιττά για την ταξινόμηση.



Use \ Referenc...	shaded impervious	vegetation	shaded vegetation	pools	bright concrete...	dark concrete b...	tiled building	rest impervious n...	Sum
<b>Confusion Matrix</b>									
shaded impervious	3798	0	65	0	0	0	0	0	3863
vegetation	0	3840	0	0	0	0	0	0	3840
shaded vegetation	157	0	1923	0	0	0	0	0	2080
pools	363	0	0	647	0	0	0	0	1010
bright concrete bui...	0	0	0	0	1452	0	0	0	1452
dark concrete bui...	389	0	0	0	0	1528	124	0	2601
tiled building	0	0	0	0	0	0	1969	0	1969
rest impervious rest...	0	0	0	0	205	2065	83	0	4744
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	4707	3840	1988	647	1657	3593	2076	7345	
<b>Accuracy</b>									
Producer	0.998834	1	0.974675	1	0.8762824	0.4352714	0.9002890	0.6458916	
User	0.9821737	1	0.9248804	0.6405941	1	0.3291685	1	0.6694915	
Health	0.8863477	1	0.9456947	0.781	0.934	0.371	0.9475285	0.657	
Short	0.7958927	1	0.897	0.6405941	0.8762824	0.2278217	0.9002890	0.4891730	
KfA Per Class	0.773	1	0.9646074	1	0.869	0.2995520	0.825221	0.512	
<b>Totals</b>									
Overall Accuracy	0.786								
KfA	0.7189066								

Εικόνα 56 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Decision Tree και ο πίνακας σύγχυσης

#### 4.7.5 Ο αλγόριθμος Random Trees

Ο τελευταίος αλγόριθμος ο οποίος εκτελέστηκε είναι η μέθοδος Random Forest, η οποία στο λογισμικό εκτέλεσης, αλλά και εφεξής θα αναφέρεται ως Random Trees, αποτελεί έναν εποπτευόμενο αλγόριθμο μηχανικής μάθησης και κατασκευάζεται από πολλαπλούς αλγόριθμους δέντρων αποφάσεων (decision tree), δηλαδή είναι μια τεχνική η οποία συνδυάζει πολλούς ταξινομητές για να δώσει λύσεις σε πολύπλοκα προβλήματα. Αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό μεμονωμένων δέντρων απόφασης τα οποία λειτουργούν ως σύνολο, όπου κάθε μεμονωμένο δέντρο βγάζει μια πρόβλεψη ανά κλάση, ώστε ο αλγόριθμος καθορίζει το αποτέλεσμα με βάση τις προβλέψεις των δέντρων απόφασης, λαμβάνοντας τον μέσο όρο ή τον μέσο όρο της παραγωγής από τα διάφορα δέντρα. Η αύξηση του αριθμού των δέντρων αυξάνει την ακρίβεια του αποτελέσματος. Αυξάνεται, όμως, η πολυπλοκότητα των υπολογισμών και η ανάγκη για υπολογιστική ισχύς.

Ο αλγόριθμος μας επιτρέπει να ρυθμίσουμε μία σειρά από παραμέτρους, αρχικά, το μέγιστο βάθος δέντρου δηλαδή το θεωρητικό μέγιστο βάθος που μπορεί να επιτύχει ένα δέντρο αποφάσεων και είναι πάντα ένα λιγότερο από τον αριθμό των δειγμάτων εκπαίδευσης, ο ελάχιστος αριθμός δειγμάτων ανά κόμβο, η χρήση υποκατάστατων, όπου το λογισμικό χρησιμοποιεί υποκατάστατα για δεδομένα τα οποία τυχόν λείπουν, όπως περιγράφηκε και για τη μέθοδο Decision trees, οι μέγιστες κατηγορίες, δηλαδή σε πόσες συστάδες θα ομαδοποιηθούν οι πιθανές τιμές μιας κατηγορικής μεταβλητής, οι ενεργές μεταβλητές, δηλαδή, το μέγεθος του τυχαία επιλεγμένου υποσυνόλου χαρακτηριστικών σε κάθε κόμβο δέντρου για την εύρεση της καλύτερης διαίρεσης. Αν χρησιμοποιηθεί η προεπιλεγμένη επιλογή, δηλαδή 0, τότε το μέγεθος θα οριστεί στην τετραγωνική ρίζα του συνολικού αριθμού χαρακτηριστικών.

Συνεχίζοντας, επιλέχτηκε ο μέγιστος αριθμός δέντρων, η ακρίβεια του δάσους, δηλαδή η απαιτούμενη επαρκής ακρίβεια εκπαιδευμένου δάσους σε ποσοστό επί τοις % και ο τύπος κριτηρίων τερματισμού του αλγορίθμου. Ο τύπος των κριτηρίων τερματισμού μάθησης επιτρέπει να αποφασίσει ο χρήστης πώς θα πρέπει να σταματήσει η εκπαίδευση, όταν φτάσει στο μέγιστο αριθμό δέντρων ή επιτευχθεί η οριζόμενη ακρίβεια ή και τα δύο.

Τέλος, επιλέγεται το επίπεδο κατάτμησης στο οποίο θα εφαρμοστεί η ταξινόμηση και αποτελεί το ίδιο με τις προηγούμενες μεθοδολογίες, το τελευταίο επίπεδο με τα μικρά αντικείμενα, εκεί που

εφαρμόζονται όλες οι ταξινομήσεις της μελέτης και τα δείγματα εκπαίδευσης. Στη διαδικασία αυτή επιλέγονται μόνο τα φασματικά κριτήρια, ήτοι οι μέσες τιμές των τεσσάρων καναλιών της δορυφορικής εικόνας.



User \ Referenc...	shaded impervious	vegetation	shaded vegetation	pools	bright concrete...	dark concrete b...	tiled building	rest impervious n...	Sum
<b>Confusion Matrix</b>									
shaded impervious	4161	0	65	0	0	0	0	0	4226
vegetation	0	3840	0	0	0	0	0	0	3840
shaded vegetation	157	0	1933	0	0	0	0	0	2090
pools	0	0	0	568	0	0	0	0	568
bright concrete bui...	0	0	0	0	1657	0	0	0	1657
dark concrete bui...	389	0	0	79	0	2951	83	982	4484
tiled building	0	0	0	0	0	0	1993	0	1993
rest impervious not...	0	0	0	0	0	642	0	6363	7005
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	4707	3840	1938	647	1657	3593	2076	7345	
<b>Accuracy</b>									
Producers	0.884	1	0.9674675	0.8778980	1	0.6213192	0.96	0.8663036	
User	0.9846190	1	0.9248804	1	1	0.6581178	1	0.9082512	
Hidden	0.9316019	1	0.8456947	0.935	1	0.7307169	0.9796019	0.8888293	
Short	0.872	1	0.897	0.8778980	1	0.5756825	0.96	0.7966696	
K/A Per Class	0.9613467	1	0.9646074	0.8751562	1	0.7838430	0.9566811	0.8168407	
<b>Totals</b>									
Overall Accuracy	0.9073193								
K/A	0.8983538								

Εικόνα 57 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees, μόνο με τη χρήση φασματικής υπογραφής και ο πίνακας σύγχυσης

Ο χρήστης μπορεί να επιλέξει πολλούς συνδυασμούς για να επιτευχθεί το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα, επομένως εκτελέστηκε ικανός αριθμός δοκιμών, κυρίως με την μέθοδο Random Trees η οποία δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα και αυτή μας έδωσε την ακριβέστερη ταξινόμηση από όλες τις μεθόδους και, επιπλέον, ο καλύτερος συνδυασμός παραμέτρων έδωσε και την καλύτερη ταξινόμηση μεταξύ των εκτελέσεων με τη μέθοδο Random Trees.

Feature Space	
Source	object based
Type	object features
Features	[ Mean Layer 1, Mean Layer 2, Me...
Classifier	
Type	Random Trees
Depth	0
Min sample count	1
Use surrogates	No
Max categories	8
Active variables	0
Max tree number	100
Forest accuracy	0.001
Termination criteria type	Both

Εικόνα 58 Ο καλύτερος συνδυασμός παραμέτρων με τη μέθοδο Random Trees η οποία δίνει το ακριβέστερο αποτέλεσμα

Στο επόμενο βήμα, επιλέχθηκε το αποτέλεσμα της μεθόδου Random Trees για τις δεδομένες παραμέτρους ως το καλύτερο και επιχειρήθηκε η αύξηση της ακρίβειας της ταξινόμησης, περαιτέρω προσθέτοντας στα χαρακτηριστικά, τα οποία θα χρησιμοποιήσει για να εκπαιδευτεί, εκτός από τις μέσες τιμές των φασματικών καναλιών και τα γεωμετρικά κριτήρια τα οποία είχαμε χρησιμοποιήσει στους κανόνες ασαφούς λογικής στη μέθοδο ταξινόμησης με OBIA.



User \ Referenc...	shaded impervious	vegetation	shaded vegetation	pools	bright concrete ...	dark. concrete b...	tiled building	rest impervious n...	Sum
<b>Confusion Matrix</b>									
shaded impervious	4707	0	277	0	0	0	0	0	4984
vegetation	0	3840	0	0	0	0	0	0	3840
shaded vegetation	0	0	1721	0	0	0	0	0	1721
pools	0	0	0	598	0	0	0	0	598
bright concrete bui...	0	0	0	0	1633	0	0	0	1633
dark. concrete bui...	0	0	0	0	0	2967	0	651	3638
tiled building	0	0	0	0	0	0	2076	0	2076
rest impervious not...	0	0	0	0	0	606	0	6694	7300
unclassified	0	0	0	49	24	0	0	0	73
Sum	4707	3840	1998	647	1657	3593	2076	7345	
<b>Accuracy</b>									
Producer	1	1	0.8613614	0.9242658	0.9855160	0.8313387	1	0.9113683	
User	0.9444222	1	1	1	1	0.821	1	0.917	
Healden	0.9714168	1	0.9255176	0.9606426	0.9927052	0.8261651	1	0.9141687	
Short	0.9444222	1	0.8613614	0.9242658	0.9855160	0.7038172	1	0.842	
KIA Per Class	1	1	0.8514783	0.9224733	0.9845398	0.8037306	1	0.8765134	
<b>Totals</b>									
Overall Accuracy	0.9379649								
KIA	0.9249845								

Εικόνα 59 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees με χρήση γεωμετρικών και φασματικών χαρακτηριστικών και ο πίνακας σύγχυσης

Η προσθήκη των επιπλέον χαρακτηριστικών, στα οποία ανταποκρίνονται οι θεματικές κατηγορίες τις οποίες θέλουμε να εξάγουμε, αυξάνουν σημαντικά την ακρίβεια της ταξινόμησης και υποβοηθούν στις κατηγορίες τις οποίες οι προηγούμενες μέθοδοι δυσκολεύονταν να τις ξεχωρίσουν. Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι οι δείκτες BAI, NDVI, NDWI, Soil tile Index, τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά Area, Border length, Length, Length/Width, Width, Asymmetry, Border Index, Compactness, Density, Roundness, Shape index και τα φασματικά κριτήρια, Brightness, Max. diff, οι μέσες τιμές των καναλιών, οι τυπικές αποκλίσεις των καναλιών, οι δείκτες Ratio των καναλιών, οι δείκτες Contrast to neighbor pixels NIR, Mean Diff. To neighbor (abs) Blue και NIR και Mean diff. to scene Blue.

#### 4.8 Συνδυασμός Ιεραρχικής Ταξινόμησης με Αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης

Η ταξινόμηση με τη μέθοδο «Random forest» χρησιμοποιώντας όλα τα διαθέσιμα χαρακτηριστικά έδωσε το καλύτερο αποτέλεσμα ως προς την ακρίβεια της ταξινόμησης για τη δημιουργία θεματικού χάρτη αυτόματης εξαγωγής των κτηρίων. Η ακρίβεια αυτή βελτιώθηκε περισσότερο με το συνδυασμό αυτής της ταξινόμησης με την ιεραρχική ταξινόμηση με κανόνες ασαφούς λογικής την οποία είχαμε εκτελέσει.

Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης Εικόνα WorldView-2 23 Απριλίου 2013 Ρόδου	Overall Accuracy	Kappa Index of Agreement (KIA)
Bayes	0.745	0.703
kNN	0.804	0.807
Support Vector Machine	0.833	0.792
Decision tree	0.766	0.719
Random Trees, μόνο με τη χρήση φασματικής υπογραφής	0.907	0.888
Random Trees με χρήση γεωμετρικών και φασματικών χαρακτηριστικών	0.938	0.925
Random Trees με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένου με OBIA	0.951	0.941

Πίνακας 5 Συγκριτικό πίνακα με την ακρίβεια (overall accuracy) της κάθε μεθόδου μηχανικής μάθησης



Η αντικειμενοστρεφής ιεραρχική ταξινόμηση «OBIA» εκτελέστηκε σε ανώτερο επίπεδο κατάτμησης και σε κατώτερο επίπεδο (below) το οποίο δημιουργήθηκε με τον αλγόριθμο του λογισμικού, «Cory image object level», εκτελέστηκε η ταξινόμηση με τον αλγόριθμο «Random forest» με όλα τα επιθυμητά χαρακτηριστικά, φασματικά και γεωμετρικά.

Οι δύο ταξινομήσεις συνενώθηκαν όταν μεταφέρθηκε από το επίπεδο της «Random forest», στο επίπεδο της ταξινόμησης «OBIA», όποια κατηγορία δεν είχε ταξινομηθεί επιτυχώς σε αυτή αλλά είχε επιτύχει στην ταξινόμηση «Random forest». Οι κατηγορίες οι οποίες δεν είχαν καλή ακρίβεια στην ταξινόμηση «OBIA» είναι οι κατηγορίες «Dark concrete building», «Shaded vegetation» και «Rest impervious not building». Με θέσπιση κανόνα «Existence of sub objects» για τις τρεις κατηγορίες και τη σιγμοειδή συνάρτηση θετικής κλίσης, με τιμές 0 και 1, εκτελείται ιεραρχική ταξινόμηση στο επίπεδο της ταξινόμησης «OBIA», η οποία ουσιαστικά επανεκτελείται στο ίδιο επίπεδο διατηρώντας όλες τις κατηγορίες ίδιες και ταυτόχρονα αξιοποιώντας και δίνοντας προτεραιότητα στις κατηγορίες από το κατώτερο επίπεδο της «Random forest» τις οποίες αναθέσαμε.



User \ Referenc...	shaded impervious	vegetation	shaded vegetation	pools	bright concrete ...	dark concrete b...	tiled building	rest impervious n...	Sum
<b>Confusion Matrix</b>									
shaded impervious	4707	0	0	0	0	0	0	0	4707
vegetation	0	3840	0	0	0	0	0	0	3840
shaded vegetation	0	0	1998	0	0	0	0	0	1998
pools	0	0	0	647	0	0	0	0	647
bright concrete bui...	0	0	0	0	1657	0	0	0	1657
dark concrete buil...	0	0	0	0	0	2987	0	651	3638
tiled building	0	0	0	0	0	0	2076	0	2076
rest impervious not...	0	0	0	0	0	606	0	6634	7300
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	4707	3840	1998	647	1657	3593	2076	7345	
<b>Accuracy</b>									
Producer	1	1	1	1	1	0.8313387	1	0.9113683	
User	1	1	1	1	1	0.821	1	0.917	
Helden	1	1	1	1	1	0.8261651	1	0.9141687	
Short	1	1	1	1	1	0.7036172	1	0.942	
KJA Per Class	1	1	1	1	1	0.8037306	1	0.9765134	
<b>Totals</b>									
Overall Accuracy	0.9513977								
KJA	0.9413008								

Εικόνα 60 Το αποτέλεσμα της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένου με OBIA και ο πίνακας σύγχυσης

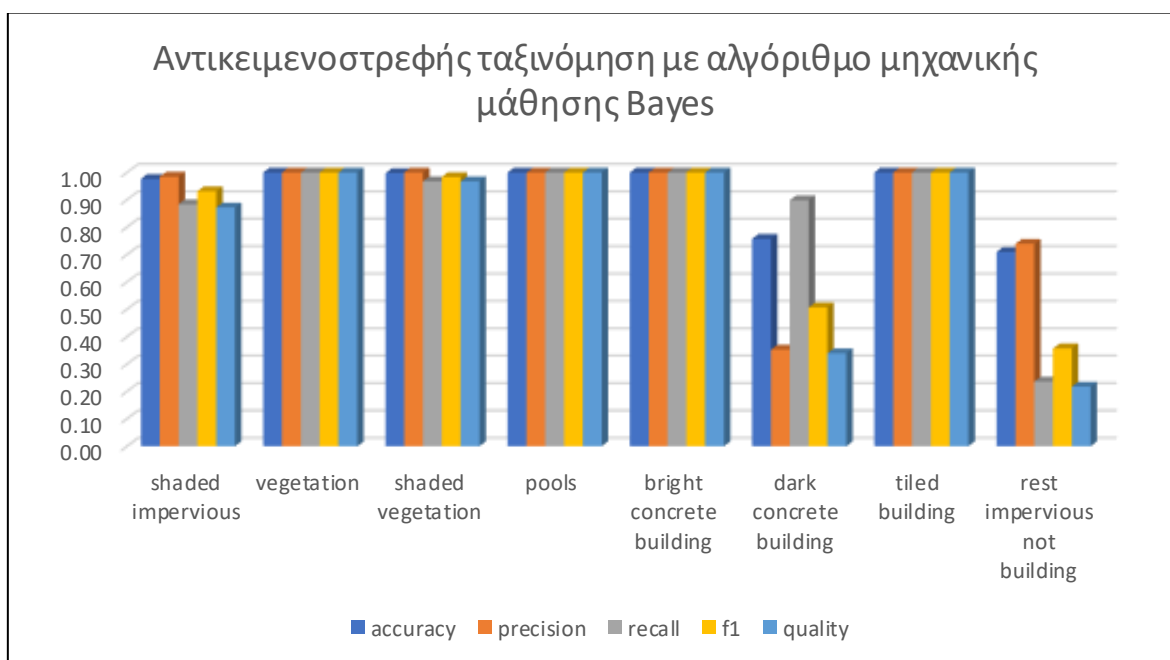
Η ακρίβεια η οποία επιτυγχάνεται είναι ικανοποιητική και είναι η καλύτερη από όλα τα πειράματα τα οποία έχουμε εκτελέσει. Η μηχανική μάθηση και συγκεκριμένα ο αλγόριθμος «Random trees», συνδυαστικά με τους κανόνες ασαφούς λογικής δημιουργούν ένα θεματικό χάρτη ο οποίος έχει αποδώσει με ακρίβεια τις θεματικές κατηγορίες και έχει χαρτογραφήσει ικανοποιητικά τα κτήρια με τα σχήματα και τα περιγράμματα τους.

Ωστόσο, ενώ κάθε μέθοδος μηχανικής μάθησης παρουσιάζει τα δικά της πλεονεκτήματα και αστοχίες ανά κατηγορία, υπολογίστηκαν για κάθε αλγόριθμο οι δείκτες απόδοσης και αξιολόγησης για να εντοπιστούν ποιες από τις κατηγορίες ενδιαφέροντος της μελέτης, ήτοι των κτηρίων ταξινομούνται με ακρίβεια.

4.9 Σύγκριση αποτελεσμάτων

	<i>TN</i>	<i>FN</i>	<i>FP</i>	<i>TP</i>	<i>Overall accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1</i>	<i>quality</i>
<b>shaded impervious</b>	21091	546	65	4161	0.98	0.98	0.88	0.93	0.87
<b>vegetation</b>	22023	0	0	3840	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>shaded vegetation</b>	23865	65	0	1933	1.00	1.00	0.97	0.98	0.97
<b>pools</b>	25216	0	0	647	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>bright concrete building</b>	24206	0	0	1657	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>dark concrete building</b>	16359	365	5911	3228	0.76	0.35	0.90	0.51	0.34
<b>tiled building</b>	23787	0	0	2076	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>rest impervious not building</b>	13446	5612	612	1733	0.71	0.74	0.24	0.36	0.22

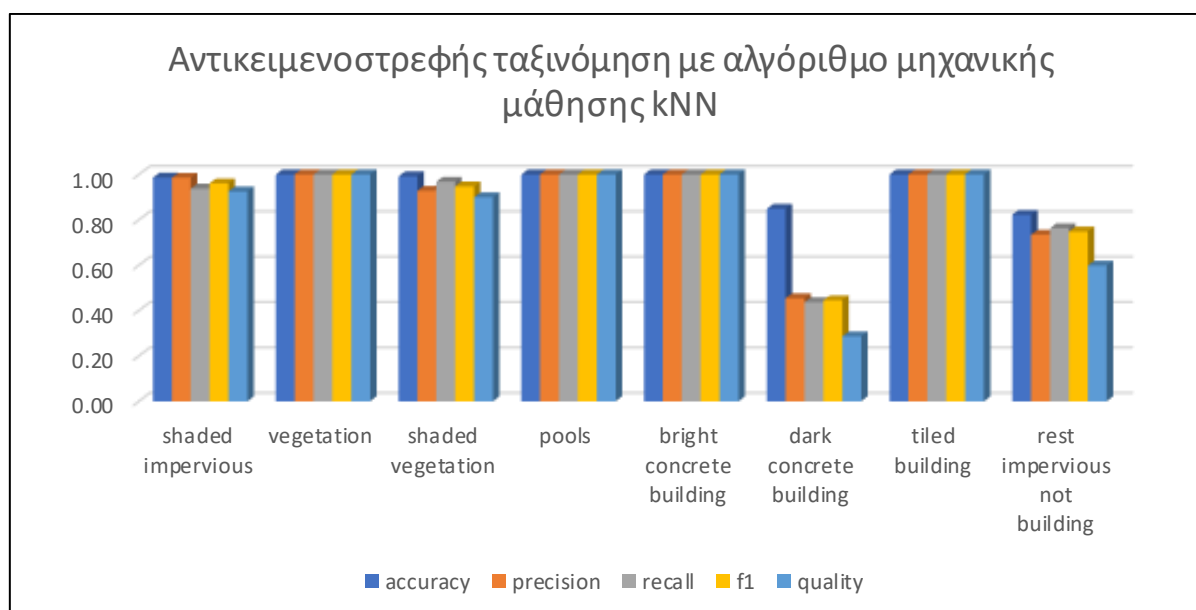
Πίνακας 6 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Bayes



Γράφημα 3 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Bayes, ανά θεματική κατηγορία

	<i>TN</i>	<i>FN</i>	<i>FP</i>	<i>TP</i>	<i>Overall accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1</i>	<i>quality</i>
<b>shaded impervious</b>	21091	293	65	4414	0.99	0.99	0.94	0.96	0.92
<b>vegetation</b>	22023	0	0	3840	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>shaded vegetation</b>	23714	65	151	1933	0.99	0.93	0.97	0.95	0.90
<b>pools</b>	25216	0	0	647	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>bright concrete building</b>	24206	0	0	1657	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>dark concrete building</b>	20385	2024	1885	1569	0.85	0.45	0.44	0.45	0.29
<b>tiled building</b>	23787	0	0	2076	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>rest impervious not building</b>	11787	1743	2024	5602	0.82	0.73	0.76	0.75	0.60

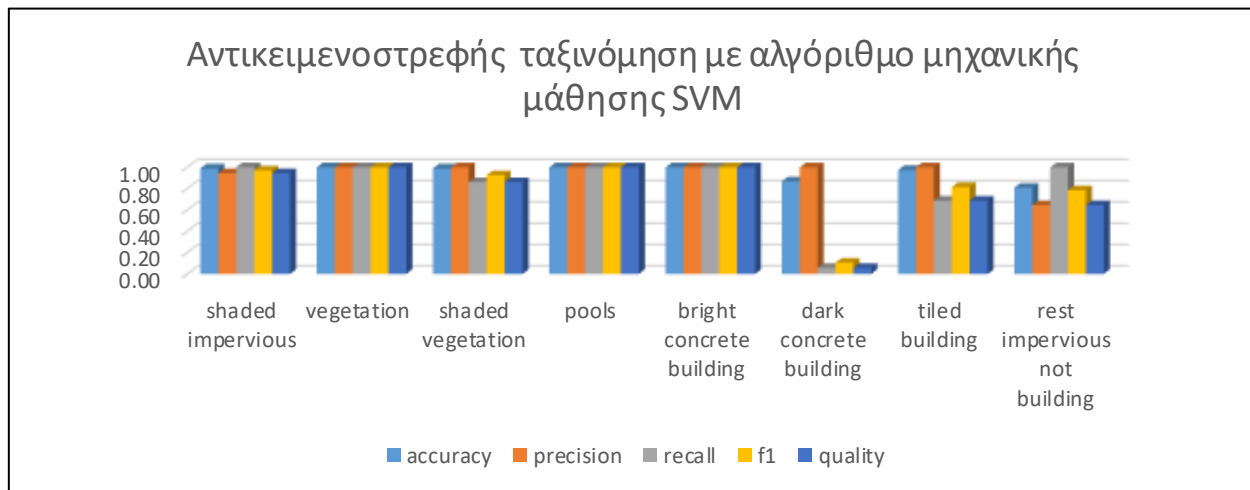
Πίνακας 7 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης kNN



Γράφημα 4 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης kNN, ανά θεματική κατηγορία

	<i>TN</i>	<i>FN</i>	<i>FP</i>	<i>TP</i>	<i>Overall accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1</i>	<i>quality</i>
<b>shaded impervious</b>	20879	0	277	4707	0.99	0.94	1.00	0.97	0.94
<b>vegetation</b>	22023	0	0	3840	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>shaded vegetation</b>	23865	277	0	1721	0.99	1.00	0.86	0.93	0.86
<b>pools</b>	25216	0	0	647	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>bright concrete building</b>	24206	0	0	1657	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>dark concrete building</b>	22270	3390	0	203	0.87	1.00	0.06	0.11	0.06
<b>tiled building</b>	23787	650	0	1426	0.97	1.00	0.69	0.81	0.69
<b>rest impervious not building</b>	9771	0	4040	7345	0.81	0.65	1.00	0.78	0.65

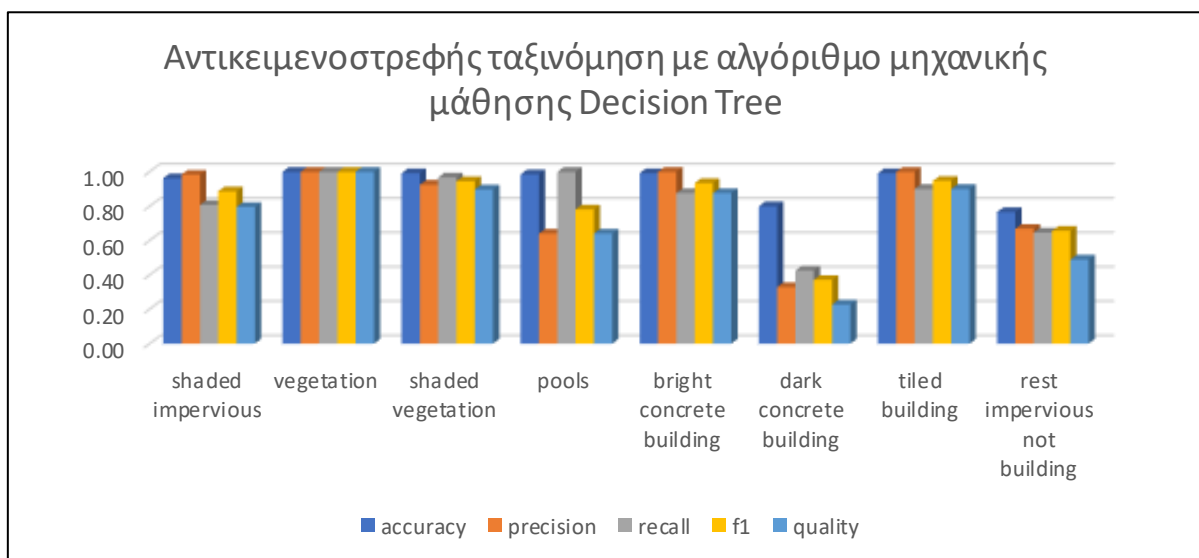
Πίνακας 8 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης SVM



Γράφημα 5 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης SVM, ανά θεματική κατηγορία

	<i>TN</i>	<i>FN</i>	<i>FP</i>	<i>TP</i>	<i>Overall accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1</i>	<i>quality</i>
<b>shaded impervious</b>	21091	909	65	3798	0.96	0.98	0.81	0.89	0.80
<b>vegetation</b>	22023	0	0	3840	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>shaded vegetation</b>	23708	65	157	1933	0.99	0.92	0.97	0.95	0.90
<b>pools</b>	24853	0	363	647	0.99	0.64	1.00	0.78	0.64
<b>bright concrete building</b>	24206	205	0	1452	0.99	1.00	0.88	0.93	0.88
<b>dark concrete building</b>	19156	2065	3114	1528	0.80	0.33	0.43	0.37	0.23
<b>tiled building</b>	23787	207	0	1869	0.99	1.00	0.90	0.95	0.90
<b>rest impervious not building</b>	11458	2601	2353	4744	0.77	0.67	0.65	0.66	0.49

Πίνακας 9 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης *Decision Tree*

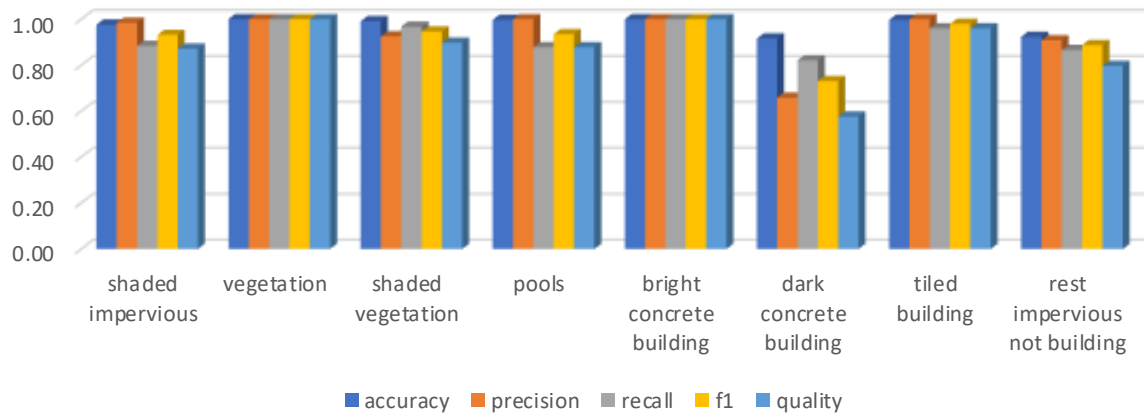


Γράφημα 6 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης *Decision Tree*, ανά θεματική κατηγορία

	<i>TN</i>	<i>FN</i>	<i>FP</i>	<i>TP</i>	<i>Overall accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1</i>	<i>quality</i>
<b>shaded impervious</b>	21091	546	65	4161	0.98	0.98	0.88	0.93	0.87
<b>vegetation</b>	22023	0	0	3840	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>shaded vegetation</b>	23708	65	157	1933	0.99	0.92	0.97	0.95	0.90
<b>pools</b>	25216	79	0	568	1.00	1.00	0.88	0.93	0.88
<b>bright concrete building</b>	24206	0	0	1657	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>dark concrete building</b>	20737	642	1533	2951	0.92	0.66	0.82	0.73	0.58
<b>tiled building</b>	23787	83	0	1993	1.00	1.00	0.96	0.98	0.96
<b>rest impervious not building</b>	13169	982	642	6363	0.92	0.91	0.87	0.89	0.80

Πίνακας 10 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης *Random Trees*, μόνο με τη χρήση φασματικής υπογραφής

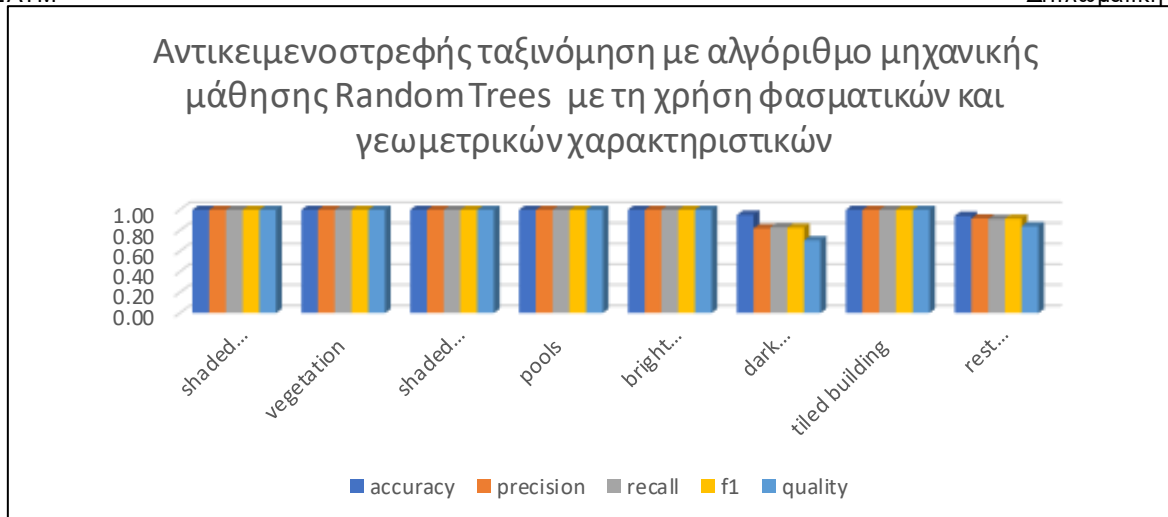
### Αντικειμενοστρεφής ταξινόμηση με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees μόνο με τη χρήση φασματικής υπογραφής



Γράφημα 7 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees μόνο με τη χρήση φασματικής υπογραφής, ανά θεματική κατηγορία

	<i>TN</i>	<i>FN</i>	<i>FP</i>	<i>TP</i>	<i>Overall accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1</i>	<i>quality</i>
<b>shaded impervious</b>	20879	0	277	4707	0.99	0.94	1.00	0.97	0.94
<b>vegetation</b>	21950	0	0	3840	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>shaded vegetation</b>	23792	277	0	1721	0.99	1.00	0.86	0.93	0.86
<b>pools</b>	25192	0	0	598	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>bright concrete building</b>	24157	0	0	1633	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>dark concrete building</b>	21546	606	651	2987	0.95	0.82	0.83	0.83	0.70
<b>tiled building</b>	23714	0	0	2076	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>rest impervious not building</b>	13132	651	606	6694	0.94	0.92	0.91	0.91	0.84

Πίνακας 11 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees, με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών

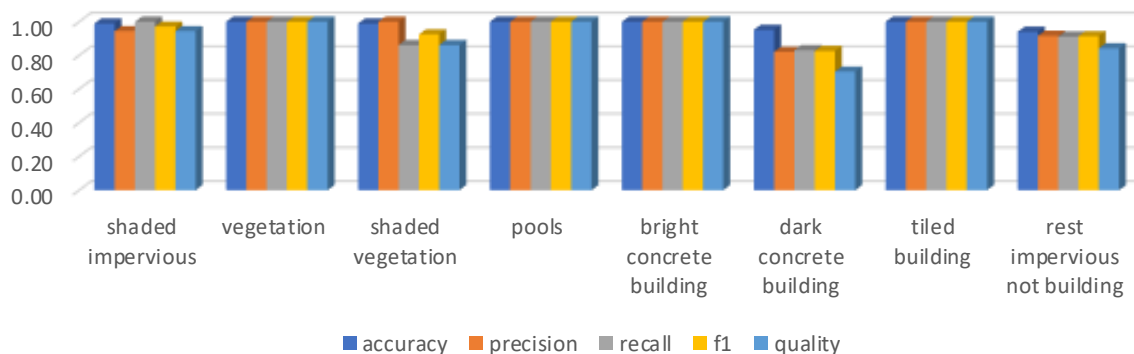


Γράφημα 8 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών, ανά θεματική κατηγορία

	TN	FN	FP	TP	Overall accuracy	precision	recall	f1	quality
<b>shaded impervious</b>	21156	0	0	4707	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>vegetation</b>	22023	0	0	3840	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>shaded vegetation</b>	23865	0	0	1998	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>pools</b>	25216	0	0	647	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>bright concrete building</b>	24206	0	0	1657	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>dark concrete building</b>	21619	606	651	2987	0.95	0.82	0.83	0.83	0.70
<b>tiled building</b>	23787	0	0	2076	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>rest impervious not building</b>	13205	651	606	6694	0.94	0.92	0.91	0.91	0.84

Πίνακας 12 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο random trees με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένο με κανόνες ασαφούς λογικής OBIA

### Αντικειμενοστρεφής ταξινόμηση με αλγόριθμο random trees με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένο με κανόνες ασαφούς λογικής OBIA



Γράφημα 9 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης με αλγόριθμο random trees με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένο με κανόνες ασαφούς λογικής OBIA, ανά θεματική κατηγορία

#### 4.10 Ταξινόμηση με Αλγορίθμους Βαθιάς Μάθησης

Έχοντας πετύχει την καλύτερη δυνατή ταξινόμηση των θεματικών κατηγοριών και την εξαγωγή από αυτών, των κτηρίων με αντικειμενοστρεφή ανάλυση εικόνας και κανόνες ασαφούς λογικής, σε συνδυασμό με αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, αξιοποιούμε στη συνέχεια την έκδοση 10.2.1 του λογισμικού ecognition η οποία δίνει τη δυνατότητα να εκτελεστεί δημιουργία και εκπαίδευση συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (CNN) με το οποίο επιχειρήθηκε να εξαχθούν οι θεματικές κατηγορίες της παρούσας μελέτης και η εφαρμογή του σε ανεξάρτητο υποτομήμα (Subset) της δορυφορικής εικόνας για την εφαρμογή και την αξιολόγηση του.

Η βελτίωση του αποτελέσματος από την ταξινόμηση με CNN εκτελέστηκε με την εφαρμογή της αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης εικόνας με πολυεπίπεδη κατάτμηση και εφαρμογή κανόνων ασαφούς λογικής. Η εξέλιξη των μεθόδων βαθιάς μάθησης και η ευρεία εφαρμογή των συνελκτικών νευρωνικών δικτύων σε συνδυασμό με την μεγιστοποίηση των δυνατοτήτων των υπολογιστικών συστημάτων αυξάνουν την ακρίβεια των αποτελεσμάτων για το χρήστη σε σύγκριση με τις παλαιότερες μεθόδους. Θα εφαρμοστούν λειτουργίες βαθιάς μάθησης οι οποίες περιέχονται στην έκδοση του λογισμικού.

##### 4.10.1 Εισαγωγή

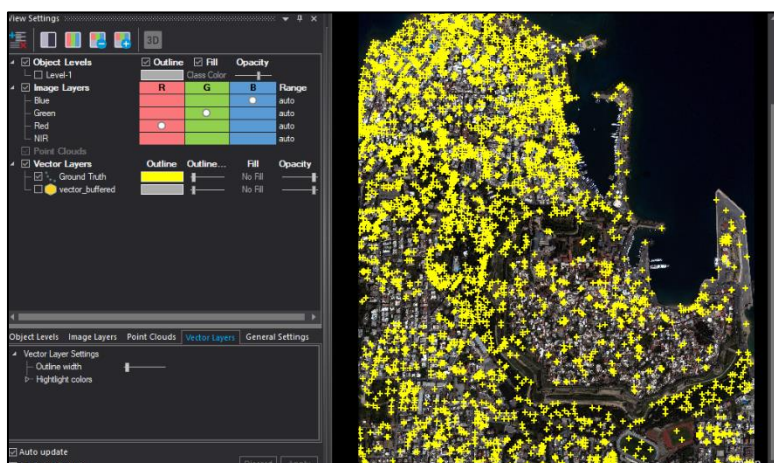
Εκτελέστηκε ταξινόμηση κατηγοριών χρήσεων γης – χρησιμοποιώντας συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα, τα οποία είναι αλγόριθμοι της βαθιάς μάθησης. Στο περιβάλλον του λογισμικού δίνεται η δυνατότητα να δημιουργηθεί μία επιφάνεια εργασίας (Workspace) με πολλαπλά project εργασίας κάθε φορά, τα οποία αποθηκεύονται αναλόγως την επιθυμία του χρήστη και το είδος της εργασίας η οποία εκτελείται. Για το πείραμα της ταξινόμησης χρήσεων γης, από την οποία θα εξαγάγουμε τα κτήρια για την ανάγκη της μελέτης, δημιουργήθηκε ένα σύνολο κανόνων (Rule set) το οποίο δημιουργεί περιοχές δειγμάτων εκπαίδευσης (Sample patches), αναλόγως με τα γεωμετρικά κριτήρια τα οποία ορίζει ο χρήστης, βασισμένες σε διανυσματικό αρχείο shapefile με δεδομένα, π.χ. σημεία (ground truth points), τα οποία αντιστοιχούν στις θεματικές κατηγορίες και θα χρησιμοποιηθούν για να εκπαιδευτεί το νευρωνικό δίκτυο.

Ο χρήστης στη συνέχεια δημιουργεί ένα σύνολο κανόνων για τη δημιουργία, εκπαίδευση του μοντέλου του συνελκτικού νευρωνικού δικτύου, αλλά και την αποθήκευση και τη φόρτωση του σε νέο project εργασίας στο οποίο θα εφαρμοστεί το ήδη εκπαιδευμένο CNN. Το μοντέλο θα βελτιωθεί με ιεραρχικούς κανόνες για την παραγωγή υψηλής ποιότητας ταξινόμησης χρήσεων γης και θα εκτελεστεί αξιολόγηση της ακρίβειας του τελικού αποτελέσματος. Η εκπαίδευση του δικτύου θα γίνει σε άλλη περιοχή της εικόνας της περιοχής μελέτης και σε άλλη η εφαρμογή του μοντέλου.



Το σημαντικότερο στην εκτέλεση του αλγορίθμου βαθιάς μάθησης είναι τα δείγματα (Samples) με τα οποία θα εκπαιδευτεί το μοντέλο και τα οποία έχουν εισαχθεί στο λογισμικό με τη μορφή σημείων (Ground truth points) διανυσματικού αρχείου «Shapefile» και ανταποκρίνονται στις επτά (7) θεματικές κατηγορίες τις ενδιαφέροντος, τις «bright concrete building», «tiled building» και «dark concrete building», «shaded impervious», «Vegetation», «Shaded vegetation», «Rest impervious not building». Για αυτές τις κατηγορίες θα εξαχθούν με το πέρασ της εφαρμογής του μοντέλου χάρτες «θερμότητας» (Heat maps) οι οποίοι περιέχουν την τιμή αντανάκλασης κάθε εικονοστοιχείου για κάθε θεματική κατηγορία σύμφωνα με την εκπαίδευση η οποία εκτελέστηκε.

Δημιουργήθηκε επιφάνεια εργασίας (Work space) και καινούριο project εργασίας, έγινε εισαγωγή της δορυφορικής εικόνας της νήσου Ρόδου και εν συνεχεία φορτώθηκε το διανυσματικό αρχείο με τα σημεία τα οποία ανταποκρίνονται στις θεματικές κατηγορίες. Το αρχείο δημιουργήθηκε με επιμέλεια σε λογισμικό GIS, επί της δορυφορικής εικόνας, και για κάθε κατηγορία επιλέχθηκαν πεντακόσια (500) σημεία σε όλη την έκταση της εικόνας. Δόθηκε προσοχή ώστε να καταλαμβάνουν όλη την έκταση της εικόνας και να ανταποκρίνονται σωστά στις θεματικές κατηγορίες. Από τα σημεία αυτά θα δημιουργηθούν τα δείγματα εκπαίδευσης του μοντέλου (Sample patches) τα οποία θα παίξουν και το νευραλγικότερο ρόλο στην εκπαίδευση και την επιτυχία του μοντέλου.

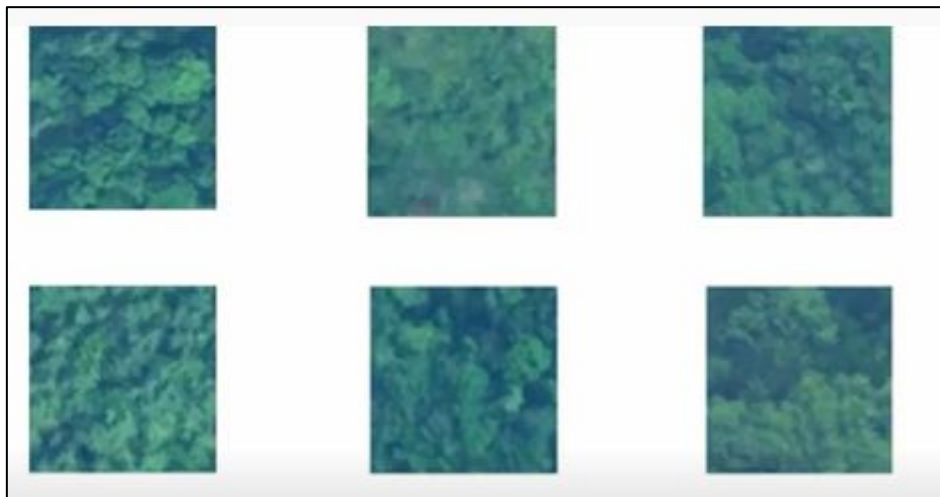


Εικόνα 61 Η επιφάνεια εργασίας της έκδοσης 10.2.1 του λογισμικού, η εισαγωγή της εικόνας και των σημείων «Ground truth»

#### 4.10.2 Δημιουργία δειγμάτων εκπαίδευσης

Σε αυτή τη μέθοδο δεν έχουμε εκτελέσει κάποια διανυσματική κατάτμηση, ούτε έχουμε δημιουργήσει διανυσματικές περιοχές, ώστε να αποτελούν περιοχές εκπαίδευσης. Δείγματα εκπαίδευσης για ένα συνελκτικό δίκτυο θα αποτελέσουν τα κομμάτια εικόνας (Image patch) τα οποία αποτελούν τετράγωνα κομμάτια της εικόνας σε μορφή TIFF, το μέγεθος των οποίων καθορίστηκε μέσα στη διαδικασία.

Ένα δείγμα εκπαίδευσης μπορεί να αποτελείται από πολλαπλά κανάλια της εικόνας, «Layers», όπως τα αντιλαμβάνεται το λογισμικό, τα οποία φτιάχνουν ένα δείγμα εκπαίδευσης ή δείγμα εκπαίδευσης μπορεί να είναι και «layer». Το κανάλι μπορεί να είναι ακέραιος αριθμός με εύρος τιμών από 0 έως 255 ή πραγματικός αριθμός με εύρος τιμών από 0 έως 1.



Εικόνα 62 Παράδειγμα περιοχών δειγμάτων εκπαίδευσης για την εκπαίδευση του μοντέλου

Εκτός από τα υπάρχοντα κανάλια βοηθητικά στην πορεία του πειράματος θα λειτουργήσουν και εργαλεία και δείκτες οι οποίοι θα βοηθήσουν να ξεχωρίσουμε τις θεματικές κατηγορίες. Επιπροσθέτως, η χωρική ανάλυση την οποία θα χρειαστούμε παίζει καθοριστικό ρόλο, καθώς επιθυμούμε να εντοπίσουμε τα κτήρια και να τα διακρίνουμε από συγγενείς κατηγορίες, επομένως η ανάλυση των 0.5 m των καναλιών της εικόνας είναι επαρκής.

Ένα άλλο ζητούμενο είναι το μέγεθος των τετραγώνων εκπαίδευσης, το οποίο εξαρτάται από πόση πληροφορία θέλουμε να περιλαμβάνεται σε αυτό. Επίσης, το τετράγωνο εκπαίδευσης και το μέγεθος του είναι ανεξάρτητο από το στόχο τον οποίο καθορίζει το σημείο «Ground truth» και αφορά τη θεματική κατηγορία με ένα επαρκές μέγεθος είναι  $64 * 64$  pixels. Η εκπαίδευση του CNN απαιτεί χιλιάδες δείγματα εκπαίδευσης, οπότε δημιουργήσαμε και μερικά τεχνητά δείγματα με στροφή των αρχικών.

Στην περίπτωση μας, εφόσον έχουμε ανίχνευση κτηρίων, αυτό λειτουργεί ευεργετικά διότι δεν έχουν όλα τα κτήρια φορά προς την κατεύθυνση Βορράς - Νότος, αλλά είναι δομημένα προς όλες τις κατευθύνσεις του ορίζοντα, επομένως η εκπαίδευση του μοντέλου σε αυτή τη λογική θα βοηθήσει στην αναγνώριση των κτηρίων. Απαιτούνται, συνολικά, για όλες τις κλάσεις τουλάχιστον 50000 δείγματα εκπαίδευσης, επομένως στα πλαίσια του πειράματος εκτελέστηκαν δοκιμές με διαφορετικά σετ δειγμάτων εκπαίδευσης για να διαπιστωθεί η συμπεριφορά του μοντέλου και προκρίθηκαν να χρησιμοποιηθούν τα 500 ανά θεματική κατηγορία, ώστε όταν εκτελεστεί και η στροφή προς 24 σημεία του ορίζοντα ανά  $15^\circ$ , να έχουμε  $24 * 500 * 7$  θεματικές κατηγορίες, άρα 84000 δείγματα ελέγχου, για όλες τις κατηγορίες, ώστε το μοντέλο να δουλέψει αποδοτικά.

Στην επιφάνεια εργασίας του λογισμικού δημιουργήσαμε με επιμέλεια και ορθά δομημένο το σύνολο των κανόνων μας (Rule set), για την άρτια εκτέλεση του και παρουσίαση του. Ένα από τα πρώτα προβλήματα είναι ότι, καθώς έχουμε σημεία, αυτά από μόνα τους δεν δημιουργούν μεγάλη περιοχή η οποία να περιλαμβάνει αρκετά pixels για να τα συνδέσουμε με τις θεματικές κατηγορίες. Επομένως, θα εκτελέσουμε τον αλγόριθμο «vector buffering/shrinking» για να επεκτείνουμε την περιοχή κάθε σημείου και να περιλαμβάνει εικονοστοιχεία της κάθε περιοχής, η επέκταση αυτή θα γίνει με κυκλικό σχήμα (Buffering mode - Round) και επιλογή «Offset distance» ίση με 2.



Εικόνα 63 Τα σημεία «Ground truth» και η ζώνη γύρω από αυτά (Buffer mode – Round) για συμπερίληψη pixels

Δημιουργείται, έτσι, ένα επιπρόσθετο επίπεδο με διανυσματικά στοιχεία επάνω στα οποία εκτελέστηκε η δημιουργία μικρών περιοχών βάσει διανυσμάτων (Vector based segmentation) και στη συνέχεια ταξινόμηση αυτών των περιοχών, επομένως απαιτούνται περισσότερα εικονοστοιχεία. Με τη δημιουργία ομαδοποιήσεων εικονοστοιχείων των θεματικών κατηγοριών ενδιαφέροντος βάσει διανυσμάτων εκτελείται η διαδικασία και δημιουργείται ένα αρχικό επίπεδο αντικειμένων, στο οποίο οι οντότητες δημιουργήθηκαν βάσει της διανυσματικής κυκλικής ζώνης (Vector buffered) και περιλαμβάνουν τα αντίστοιχα εικονοστοιχεία.

Επόμενο βήμα είναι να ανατεθεί σε κάθε ένα από αυτές τις οντότητες η κλάση – θεματική κατηγορία στην οποία αντιστοιχούν. Αυτό γίνεται με τον αλγόριθμο «Assign class by thematic layer», στον οποίο τα αντικείμενα της κατάμησης, άρα και τα εικονοστοιχεία εντός τους, ανατίθενται σε κάποια θεματική κατηγορία, με κριτήριο το οποίο επιλέγει ο χρήστης και στην προκειμένη περίπτωση το διανυσματικό αρχείο με τα σημεία «Ground truth», και ως συνδετικό κλειδί για να πάρει το όνομα της κλάσης βάζουμε είτε το «id» είτε κάποιο άλλο χαρακτηριστικό του διανυσματικού αρχείου, εδώ στην περίπτωση μας βάλαμε τη στήλη «Class», ώστε να πάρει και το όνομα της κλάσης. Στις θεματικές κατηγορίες που δημιουργήσαμε αλλάζουμε και το χρώμα ώστε να είναι εύκολα αναγνωρίσιμες.



Εικόνα 64 Η κατάτμηση σε αντικείμενα βάσει διανύσματος και η ανάθεση των αντικειμένων στις θεματικές κατηγορίες

Επόμενο βήμα είναι η αφαίρεση των αντικειμένων των κλάσεων, πλέον, καθώς δεν μιλάμε για σημεία τα οποία βρίσκονται πολύ κοντά στις άκρες τις εικόνας και συγκεκριμένα σε απόσταση ίση με το μισό μήκος της περιοχής δείγματος εκπαίδευσης το οποίο είναι 64 pixels, δηλαδή 32 pixels. Αυτό γίνεται για να αποκλειστούν τα αντικείμενα εκείνα τα οποία είναι κοντά στα όρια της εικόνας και δεν μπορούν να δημιουργήσουν περιοχή εκπαίδευσης  $64 * 64$ , καθώς δεν θα περιέχει κάποιο δεδομένα μέσα. Αυτό γίνεται με τον αλγόριθμο «Assign class», επιλέγονται όλες οι κατηγορίες του επιπέδου κατάτμησης στο οποίο δουλεύουμε και ανατίθενται σε κατηγορία «Unclassified», με τη χρήση κατωφλίου μικρότερο ή ίσο με 32 pixels του χαρακτηριστικού «Distance to scene border».

Σε αυτό το σημείο αρχίζουμε να εκτελούμε τους αλγόριθμους βαθιάς μάθησης και συνελκτικών δικτύων, αρχικά θα δημιουργήσουμε τις περιοχές δειγμάτων (Sample patches) εκπαίδευσης για κάθε κατηγορία ξεχωριστά, με τον αλγόριθμο «Generate labeled sample patches». Σε αυτόν τον αλγόριθμο επιλέγονται οι σχετικές παράμετροι για τη δημιουργία των περιοχών εκπαίδευσης, αρχικά, ο τύπος τους, ο οποίος είναι είτε «Raw» είτε «TIFF». Η δημιουργία αρχείων «TIFF» θα δεσμεύσει αρκετό χώρο στον υπολογιστή και θα δυσχεραίνει την εκτέλεση του προγράμματος, επομένως επιλέχτηκε η επιλογή «Raw». Ο αριθμός των δειγμάτων επιλέχτηκε να είναι 500, όσα και τα σημεία εκπαίδευσης και το μέγεθος κάθε τετραγώνου εκπαίδευσης  $64 * 64$  pixels, τα κανάλια επιλέχτηκαν ως τα διαθέσιμα της εικόνας, «Blue», «Green», «Red» και «NIR» και η κανονικοποίηση διαμόρφωσης του αλγορίθμου για τα διαθέσιμα επίπεδα (layers) της εικόνας επιλέχτηκε ακέραιος αριθμός με εύρος τιμών από 0 έως 255.

Τέλος, δημιουργήθηκε ο πίνακας στροφών με 24 τιμές από 0 έως 345, ανά  $15^\circ$ , τον οποίο θα χρησιμοποιήσουμε σε έναν επαναλαμβανόμενο αλγόριθμο (loop) για να στρέψουμε κάθε δείγμα εκπαίδευσης στο χάρτη εργασίας, προς κάθε τιμή στροφής ξεχωριστά για κάθε θεματική κατηγορία. Η διαδικασία εκτελείται από το λογισμικό μέχρι να φτάσει στην τελευταία τιμή του πίνακα στροφών και να στρέψει κάθε περιοχή εκπαίδευσης όλων των κατηγοριών, δημιουργώντας τα 84000 δείγματα εκπαίδευσης,  $64 * 64$  pixels, συνολικά, για τις θεματικές κατηγορίες και στο τέλος παράγει κατάλληλο αρχείο.

```

<?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?>
<sample-space>
  <sample-info type="raw" size="64" channels="4" data-type="32 bit float"/>
  <class-mapping>
    <class count="12000" id="0">bright concrete building</class>
    <class count="12000" id="1">dark concrete building</class>
    <class count="12000" id="2">rest impervious not building</class>
    <class count="12000" id="3">shaded impervious</class>
    <class count="12000" id="4">shaded vegetation</class>
    <class count="12000" id="5">tiled building</class>
    <class count="12000" id="6">vegetation</class>
  </class-mapping>
</sample-space>

```

Εικόνα 65 Η αναφορά του λογισμικού για τις περιοχές εκπαίδευσης κάθε κατηγορίας που δημιουργήθηκαν

#### 4.10.3 Δημιουργία και εκπαίδευση CNN

Η δημιουργία ενός μοντέλου συνελκτικού δικτύου απαιτεί από το χρήστη να επιλέξει πολλές παραμέτρους συνδυαστικά, ώστε να εκπαιδευτεί κατά το δυνατόν καλύτερα και να εφαρμοστεί με τη μεγαλύτερη ακρίβεια. Η διαδικασία απαιτεί πειραματικές δοκιμές σε συνάρτηση με την ισχύ του διαθέσιμου υπολογιστικού συστήματος, καθώς οι απαιτήσεις αυξάνονται όσο οι παράμετροι γίνονται πιο σύνθετες. Εκτελείται ο αλγόριθμος «create convolutional neural network» και επιλέγονται οι κατάλληλες παράμετροι, αρχικά, το μέγεθος κάθε περιοχής εκπαίδευσης το οποίο είναι 64 pixels και ο αριθμός των διαθέσιμων καναλιών της εικόνας, δηλαδή 4, και σαν έξοδο επιλέγονται οι θεματικές κατηγορίες.

Επόμενη παράμετρος είναι ο αριθμός των κρυφών επιπέδων (hidden layers), όπου κάθε κρυφό επίπεδο θα συνδυάζει το προηγούμενο επίπεδο με πίνακες Kernel, οι οποίοι δημιουργούν διαφορετικούς χάρτες χαρακτηριστικών, ακολουθούμενοι από προαιρετική μέγιστη συγκέντρωση. Η επιλογή του μέγιστου αριθμού hidden layers αυξάνει κατακόρυφα το χρόνο εκπαίδευσης του μοντέλου και την απαιτούμενη υπολογιστική ισχύ, στα πλαίσια της παρούσας μελέτης δοκιμάστηκαν δύο επιλογές με τρία και με δύο hidden layers, όπου πειραματικά δεν παρουσιάστηκε κάποια διαφορά στα αποτελέσματα.

Επόμενη επιλογή είναι το μέγεθος του πίνακα «Kernel», δηλαδή το μήκος και το πλάτος τα οποία χρησιμοποιούνται για τη συνέλιξη. Για δύο «Hidden layers» επιλέχθηκε μέγεθος «Kernel» 5 και 3, ενώ στο πείραμα για τρία «hidden layers» επιλέχθηκε μέγεθος «Kernel» 7, 5 και 3.

Η επιλογή μέγιστη συγκέντρωση (Max pooling) μειώνει την ανάλυση των χαρτών χαρακτηριστικών, καθώς κάθε πίνακας του σταδίου της διαδικασίας αυτής αντιπροσωπεύει τη μέγιστη απόκριση  $2 * 2$  μονάδων. Αυτό είναι δυνατό μόνο εάν η διάσταση του αρχικού χάρτη χαρακτηριστικών είναι ζυγός αριθμός και με βάση τη διάστασή του, το λογισμικό αλλάζει αυτόματα μεταξύ Ναι ή Όχι. Για να είναι δυνατή η εκτέλεση του πειράματος και η παραγωγή των χαρτών από το διαθέσιμο υπολογιστικό σύστημα, επιλέχθηκε η επιλογή θετικά.

Στη συνέχεια εκτελείται η εκπαίδευση του μοντέλου η οποία χωρίζεται σε δύο μέρη, το ένα είναι η ανάμειξη των τετραγώνων εκπαίδευσης, ώστε να γίνει σωστά η εκπαίδευση και να υπάρχει τυχαιότητα στα δείγματα, με τον αλγόριθμο «shuffle labeled sample patches» και το δεύτερο μέρος το οποίο είναι και το πιο χρονοβόρο και σε αυτό βασίζεται η επιτυχία του μοντέλου είναι καθαυτή η εκπαίδευση του μοντέλου με την επιλογή ορισμένων παραμέτρων.

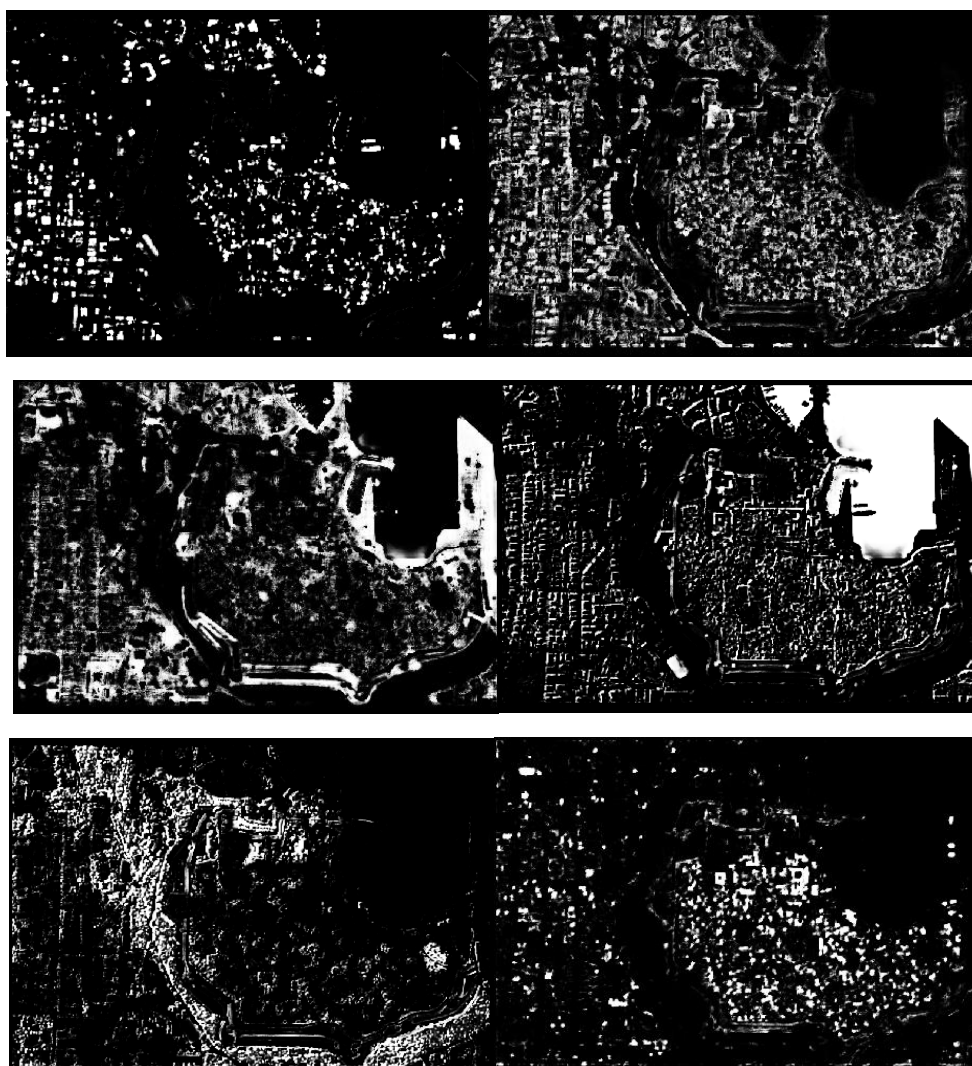
Η σημαντικότερη παράμετρος η οποία καθορίζει το κατά πόσο προσαρμόζονται τα βάρη σε κάθε επανάληψη της στατιστικής βελτιστοποίησης, είναι ο δείκτης εκμάθησης (learning rate), κατά πόσο εκπαιδεύεται το μοντέλο, δηλαδή εάν το ποσοστό εκμάθησής σας είναι πολύ μικρό, η διαδικασία εκμάθησης δεν είναι μόνο αργή, αλλά μπορεί να κολλήσει στα τοπικά ελάχιστα και να καταλήξει με μη βέλτιστα βάρη. Αν το ποσοστό εκμάθησης είναι πολύ μεγάλο, το μοντέλο μπορεί να βελτιωθεί γρήγορα αρχικά, αλλά μπορεί να μην φτάσει στο πλήρες ελάχιστο.

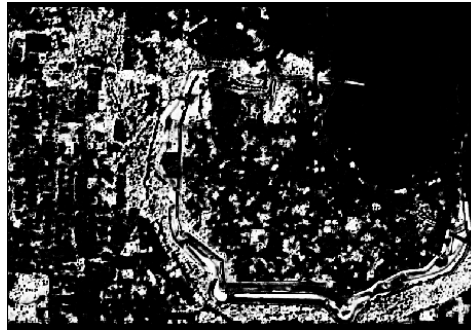
Επόμενες επιλογές είναι να καθορίσει ο χρήστης τον αριθμό των βημάτων εκπαίδευσης (train steps) και το μέγεθος παρτίδας (batch size), δηλαδή, τον αριθμό των δειγμάτων που χρησιμοποιούνται σε κάθε βήμα εκπαίδευσης. Οι επιλογές αφέθηκαν στην αρχική προεπιλογή την οποία δίνει το λογισμικό, έπειτα από πειραματικές δοκιμές, διαπιστώθηκε ότι για την εκτέλεση της παρούσας εργασίας ήταν ιδανικοί οι προεπιλεγμένοι παράμετροι.

#### 4.10.4 Εφαρμογή CNN συνδυαστικά με ΟΒΙΑ

Μετά την εκπαίδευση του μοντέλου και την αποθήκευση του, δημιουργήθηκε νέο «project» εργασίας στο οποίο φορτώθηκε το εκπαιδευμένο μοντέλο και εισήχθη εκ νέου η δορυφορική εικόνα της περιοχής μελέτης, αποκόπηκε ένα τμήμα αυτής στο οποίο θα γίνει εφαρμογή του μοντέλου, θα προκύψει νέος θεματικός χάρτης και θα αξιολογηθεί η ακρίβεια της ταξινόμησης.

Το λογισμικό παρέχει τη δυνατότητα να επιλέξουμε από δύο νευρωνικά δίκτυα, το TensorFlow και το eCognition Model, το νευρωνικό δίκτυο το οποίο χρησιμοποιήθηκε είναι το μοντέλο eCognition Model. Μετά την εφαρμογή του μοντέλου στο τμήμα το οποίο επιλέχτηκε να εκτελεστεί αυτή, δημιουργήθηκαν οι χάρτες θερμότητας (heat maps) για κάθε θεματική κατηγορία και εμφανίζονται ως επίπεδο (layer) στα χαρακτηριστικά της εικόνας. Οι χάρτες απεικονίζουν με μορφή κλίμακας βεβαιότητας (θερμότητας) την κατηγορία στην οποία ταξινομήσε κάθε εικονοστοιχείο το εκπαιδευμένο μοντέλο με βάση τα δεδομένα τα οποία του δώσαμε.

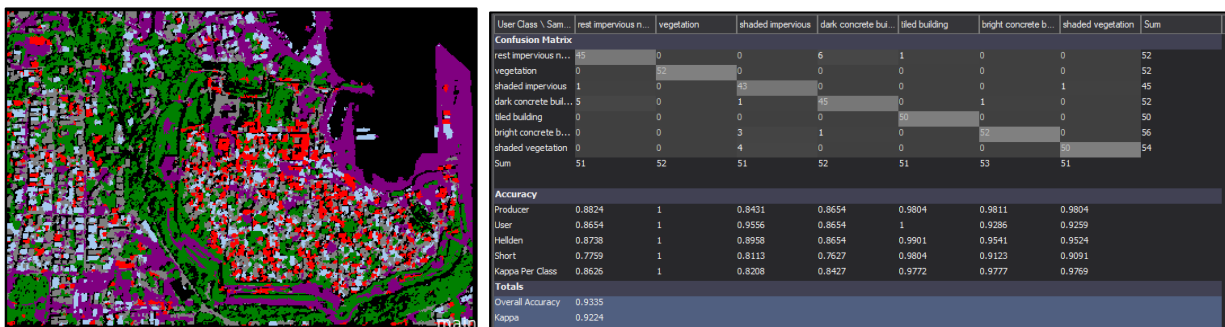




Εικόνα 66 Οι χάρτες θερμότητας (heat maps) για τις επτά θεματικές κατηγορίες τους οποίους παράγει το εκπαιδευμένο CNN

Για να προχωρήσουμε στην ταξινόμηση θα πρέπει το αποτέλεσμα από το CNN, το οποίο βρίσκεται στα χέρια του χρήστη με τη μορφή χαρτών θερμότητας, ως θεματικά επίπεδα (layer) ιδιοτήτων της εικόνας, να μετουσιωθεί σε ταξινόμηση θεματικών κατηγοριών. Σε αυτό το βήμα δημιουργήθηκε ένα επίπεδο κατάτμησης πολλαπλής ανάλυσης στο οποίο εφαρμόστηκε η ταξινόμηση, όπως την είχαμε δημιουργήσει στη μέθοδο με OBIA και η οποία αποδείχτηκε ιδανική για την εξαγωγή των σχημάτων των κτηρίων με παράμετρο κλίμακας 30, κριτήριο σχήματος 0.4 και συμπαγούς του σχήματος 0.8.






Σε κάθε μία από τις επτά θεματικές κατηγορίες, δημιουργήσαμε κανόνα με συνάρτηση συμμετοχής στην οποία χρησιμοποιήσαμε το αντίστοιχο θεματικό επίπεδο «layer» της κάθε κατηγορίας και θεσπίστηκε κανόνας με την συνάρτηση κανονικής ευθείας θετικής κλίσης, με τιμές 0 και 1, για να μεταφερθεί η ιδιότητα από το χάρτη θερμότητας, η οποία προέκυψε από το αποτέλεσμα του συνελκτικού νευρωνικού δικτύου στο αντικείμενο της κατάτμησης και να ταξινομηθεί στην αντίστοιχη θεματική κατηγορία. Στην περίπτωση αυτή μπορούσε να χρησιμοποιηθεί και η σιγμοειδής συνάρτηση S θετικής κλίσης η οποία επιτελεί ακριβώς την ίδια λειτουργία.



Εικόνα 67 Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση των προκύπτοντων «heat maps» από το CNN και ο πίνακας σύγχυσης

Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης αξιολογήθηκε με την εξαγωγή του πίνακα σύγχυσης και παρουσιάζει μεγάλη ακρίβεια, την καλύτερη ως τώρα, δείχνοντας τη δυναμική των συνελκτικών νευρωνικών δικτύων, ωστόσο τα σχήματα και τα περιγράμματα των κτηρίων είναι τραχιά και παρουσιάζουν σύγχυση σε ορισμένες κατηγορίες, παρά το γεγονός ότι βελτιώθηκαν ορισμένα σφάλματα της ταξινόμησης τα οποία εμφανίζονται στην ταξινόμηση από μηχανική μάθηση και την OBIA. Τα προκύπτοντα σφάλματα θα διορθωθούν αν το αποτέλεσμα από τον αλγόριθμο του CNN βελτιωθεί με την εφαρμογή κανόνων ασαφούς λογικής και αρχών αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης εικόνας.

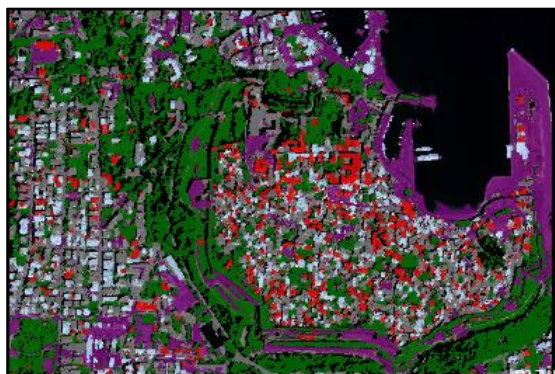
Κατηγορίες	Χαρακτηριστικό	Συνάρτηση Συμμετοχής	Αριστερό Όριο	Δεξιό όριο
Bright concrete building	Bright concrete building		0	1
Dark concrete building	Dark concrete building		0	1

<b>Tiled building</b>	Tiled building		0	1
<b>Shade impervious</b>	Shade impervious		0	1
<b>Vegetation</b>	Vegetation		0	1
<b>Shaded Vegetation</b>	Shaded Vegetation		0	1
<b>Rest impervious not building</b>	Rest impervious not building		0	1

Πίνακας 13 Οι κανόνες, οι συναρτήσεις συμμετοχής και τα αντίστοιχα διαστήματα ασαφούς λογικής των θεματικών κατηγοριών της ταξινόμησης με εφαρμογή του αποτελέσματος του μοντέλου CNN

Αρχικά πριν από τη θέσπιση κανόνων για τη βελτίωση των σχημάτων, μέσω OBIA διαφοροποιήθηκε η κατωφλίωση των συναρτήσεων συμμετοχής του κάθε «heat map» στην αντίστοιχη κατηγορία στην οποία επιδρά κάθε χάρτης. Για την εξαγωγή της πρώτης ταξινόμησης, κάθε εικονοστοιχείο ταξινομούταν σε κάθε θεματική κατηγορία, ανάλογα με την τιμή του «heat map», απόλυτα, είτε θα ανήκει σε αυτή την κατηγορία, είτε θα απορριπτόταν. Σε δεύτερη φάση χρησιμοποιήθηκε η σιγμοειδής συνάρτηση S, θετικής κλίσης, με διαφορετικές τιμές για κάθε θεματική κατηγορία, ώστε κάθε εικονοστοιχείο να ταξινομηθεί ανάλογα με τη συμμετοχή του κάθε «heat map» και με βάση το διάστημα ασάφειας το οποίο διαπιστώθηκε ότι ανταποκρίνεται, φωτοερμηνευτικά. Η παραπάνω διαδικασία διαμορφώθηκε κατάλληλα ώστε για κάθε θεματική κατηγορία να έχουμε μια τιμή ανά αντικείμενο.

Στη συνέχεια αξιοποιήθηκε η κατάτμηση της εικόνας και οι κανόνες της ασαφούς λογικής της ιεραρχικής ταξινόμησης. Για κάθε αντικείμενο, εκτός από τη συνάρτηση συμμετοχής κάθε αντίστοιχου «heat map» και τα διαστήματα τα οποία ορίστηκαν, θεσπίστηκαν και οι γεωμετρικοί κανόνες με τα αντίστοιχα κατώφλια των διαστημάτων ασάφειας, όπως είχαν οριστεί στη διαδικασία της OBIA.



User Class	Sum	rest impervious n...	vegetation	shaded impervious	dark concrete bui...	tiled building	bright concrete b...	shaded vegetation	Sum
<b>Confusion Matrix</b>									
rest impervious n...	25	0	0	1	0	0	0	0	26
vegetation	0	25	0	0	0	0	0	0	25
shaded impervious	0	0	18	0	0	0	0	0	18
dark concrete bui...	0	0	0	24	0	0	0	0	24
tiled building	0	0	0	0	25	0	0	0	25
bright concrete b...	0	0	0	0	0	40	0	0	40
shaded vegetation	0	0	2	0	0	0	41	0	43
Sum	25	25	20	25	25	40	41		
<b>Accuracy</b>									
Producer	1	1	0.9	0.96	1	1	1		
User	0.9615	1	1	1	1	1	0.9535		
Mean	0.9804	1	0.9474	0.9796	1	1	0.9762		
Short	0.9615	1	0.9	0.96	1	1	0.9535		
Kappa Per Class	1	1	0.8902	0.9546	1	1	1		
<b>Totals</b>									
Overall Accuracy	0.9851								
Kappa	0.9824								

Εικόνα 68 Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση των προκύπτοντων «heat maps» από το CNN βελτιωμένο με διαφοροποιημένες συναρτήσεις συμμετοχής και χρήση κανόνων OBIA και ο πίνακας σύγχυσης

Το αποτέλεσμα του CNN βελτιώθηκε ακόμη περισσότερο με τη χρήση των γεωμετρικών κανόνων ασαφούς λογικής, οι οποίοι είχαν δημιουργηθεί για κάθε κατηγορία, αλλά και με την αλλαγή των ορίων των συναρτήσεων συμμετοχής κάθε χαρακτηριστικού των «heat map». Το CNN με επιτυχημένη εκπαίδευση και τη χρήση ικανού αριθμού δειγμάτων εκπαίδευσης εξάγει επιτυχημένο θεματικό χάρτη, αλλά οι λεπτομέρειες, τα σχήματα και τα περιγράμματα των αντικειμένων, όπως τα κτήρια τα οποία αποτελούν αντικείμενο της μελέτης, εξάγονται συγκεχυμένα με κάποια αντικείμενα από τις υπόλοιπες θεματικές κατηγορίες.

Έπειτα από πειραματικές δοκιμές, χρησιμοποιήθηκαν τα καλύτερα διαστήματα ασαφούς λογικής για τα οποία κάθε θεματικό επίπεδο, από αυτά τα οποία προέκυψαν από την εκτέλεση του CNN, συμμετέχει στην ταξινόμηση της αντίστοιχης θεματικής κατηγορίας απεικονίζοντας τα σχήματα, τα περιγράμματα και τα όρια των κτηρίων με τον ακριβέστερο τρόπο. Για κάθε κατηγορία χρησιμοποιήθηκαν οι βέλτιστοι



φασματικοί και γεωμετρικοί κανόνες, από την αντικειμενοστρεφή ιεραρχική ταξινόμηση, οι οποίοι επιδεικνύουν τις συγκεκριμένες κατηγορίες, με τους οποίους τελειοποιήθηκε το αποτέλεσμα.

- Κατηγορία «bright concrete building»

Για την κατηγορία αυτή χρησιμοποιήθηκε η σιγμοειδής συνάρτηση S, θετικής κλίσης για το θεματικό επίπεδο (layer) «bright concrete building», με διάστημα ασαφούς λογικής 0.74 έως 0.78.

Χρησιμοποιήθηκε η φωτεινότητα «brightness» με κανόνα τη συνάρτηση μορφής S θετικής κλίσης με διαστήματα ασάφειας 510 έως 514, για την ανάδειξη των αντικειμένων της κατηγορίας αυτής.

Τρίτο χαρακτηριστικό χρησιμοποιήθηκε η πυκνότητα «Density» με διάστημα ασάφειας από 1.01 έως 1.11, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

Τέταρτο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε είναι το «Shape Index» με ένα διάστημα ασάφειας, από 2.1 έως 2.5, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης. Επιλέχθηκαν να ισχύουν όλοι οι κανόνες και η επιλογή έγινε με την εντολή and(min) στο παράθυρο «Class description».

- Κατηγορία «tiled building»

Για την κατηγορία αυτή χρησιμοποιήθηκε η σιγμοειδής συνάρτηση S, θετικής κλίσης για το θεματικό επίπεδο (layer) «tiled building», με διάστημα ασαφούς λογικής από 0.64 έως 0.68.

Δεύτερο χαρακτηριστικό αποτελεί η πυκνότητα «Density» με διάστημα ασάφειας από 1.3 έως 1.7, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

Επόμενο χαρακτηριστικό αποτελεί ο δείκτης «ratio red» με διάστημα ασάφειας από 0.21 έως 0.25, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, θετικής κλίσης.

Τελευταίο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε για να αναδείξει τα κεραμοσκεπή κτήρια είναι το «Shape Index» με διάστημα ασάφειας από 2.1 έως 2.5, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης. Επιλέχθηκαν να ισχύουν όλοι οι κανόνες και η επιλογή έγινε με την εντολή and(min) στο παράθυρο «Class description».

- Κατηγορία «dark concrete building»

Για την κατηγορία αυτή χρησιμοποιήθηκε η σιγμοειδής συνάρτηση S, θετικής κλίσης για το θεματικό επίπεδο (layer) «dark concrete building», με διάστημα ασαφούς λογικής από 0.52 έως 0.56.

Δεύτερο χαρακτηριστικό αποτελεί το «Asymmetry», με διάστημα ασάφειας, από 0.69 έως 0.73, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης.

Επόμενο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε είναι το «Border index» με διάστημα ασάφειας, από 1.7 έως 2.1, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης.

Τελευταίο χαρακτηριστικό το οποίο χρησιμοποιήθηκε είναι το «Shape Index» με διάστημα ασάφειας, από 2.1 έως 2.5, με τη σιγμοειδή συνάρτηση, αρνητικής κλίσης. Επιλέχθηκαν να ισχύουν όλοι οι κανόνες και η επιλογή έγινε με την εντολή and(min) στο παράθυρο «Class description».

Τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά χρησιμοποιήθηκαν, όπως εξήχθησαν από το αποτέλεσμα του CNN προσαρμοσμένα με τα κατάλληλα διαστήματα ασάφειας στις συναρτήσεις συμμετοχής, καθώς ανταποκρίνονται ορθά στις συγκεκριμένες κατηγορίες, ενώ δεν αποτελούν αντικείμενο της μελέτης για να εξεταστούν περαιτέρω.

- Κατηγορία «shaded impervious»

Για την κατηγορία αυτή χρησιμοποιήθηκε η σιγμοειδής συνάρτηση S, θετικής κλίσης για το θεματικό επίπεδο (layer) «shaded impervious», με διάστημα ασαφούς λογικής από 0.48 έως 0.52.

- Κατηγορία «Vegetation»

Για την κατηγορία αυτή χρησιμοποιήθηκε η σιγμοειδής συνάρτηση S, θετικής κλίσης για το θεματικό επίπεδο (layer) «vegetation», με διάστημα ασαφούς λογικής από 0.77 έως 0.81.

- Κατηγορία «Shaded vegetation»


Για την κατηγορία αυτή χρησιμοποιήθηκε η σιγμοειδής συνάρτηση S, θετικής κλίσης για το θεματικό επίπεδο (layer) «shaded vegetation», με διάστημα ασαφούς λογικής από 0.60 έως 0.64.

- Κατηγορία «Rest impervious not building»

Για την κατηγορία αυτή χρησιμοποιήθηκε η σιγμοειδής συνάρτηση S, θετικής κλίσης για το θεματικό επίπεδο (layer) «Rest impervious not building», με διάστημα ασαφούς λογικής από 0.58 έως 0.62.

Η χρήση των κανόνων OBIA και η αλλαγή των ορίων συμμετοχής κάθε χαρακτηριστικού σε κάθε αντικείμενο της εικόνας, επιδράνε ώστε να λειανθούν τα σχήματα και αντικείμενα τα οποία δεν μπόρεσε να αναγνωρίσει το μοντέλο, κατηγοριοποιούνται με βάση κανόνες ασαφούς λογικής και αν ακολουθούν συγκεκριμένο μοτίβο αναθέτονται στην σχετική θεματική κατηγορία. Η ακρίβεια της ταξινόμησης κρίνεται επιτυχημένη και είναι η καλύτερη η οποία επετεύχθη με όλες τις μεθόδους, είτε μεμονωμένα, είτε σχηματικά.

Κατηγορίες	Χαρακτηριστικό	Συνάρτηση Συμμετοχής	Αριστερό Όριο	Δεξιό όριο
Bright concrete building	Bright concrete building		0.74	0.78
Bright concrete building	Brightness		510	514
Bright concrete building	Density		1.01	1.11
Bright concrete building	Shape index		2.1	2.5
Dark concrete building	Dark concrete building		0.52	0.56
Dark concrete building	Asymmetry		0.69	0.73
Dark concrete building	Border index		1.7	2.1
Dark concrete building	Shape index		2.1	2.5
Tiled building	Tiled building		0.64	0.68
Tiled building	Density		1.3	1.7
Tiled building	Ratio Red		0.21	0.25
Tiled building	Shape index		2.1	2.5
Shade impervious	Shade impervious		0.48	0.52
Vegetation	Vegetation		0.77	0.81
Shaded Vegetation	Shaded Vegetation		0.60	0.64

<b>Rest impervious not building</b>	Rest impervious not building		0.58	0.62
-------------------------------------	------------------------------	---	------	------

Πίνακας 14 Οι κανόνες, οι συναρτήσεις συμμετοχής και τα αντίστοιχα διαστήματα ασαφούς λογικής των θεματικών κατηγοριών της ταξινόμησης με εφαρμογή του αποτελέσματος του μοντέλου CNN βελτιωμένου με κανόνες OBIA

#### 4.10.4.1 Ανακατασκευή σχημάτων - Refinement

Μετά τη θέσπιση κανόνων και συναρτήσεων συμμετοχής με τα αντίστοιχα διαστήματα ασαφούς λογικής για κάθε θεματική κατηγορία, εκτελέστηκε η διαδικασία της βελτίωσης και ανακατασκευής των σχημάτων (Refinement) των κτηρίων τα οποία προέκυψαν από την τελική ταξινόμηση των θεματικών κατηγοριών χρήσεων γης με το CNN βελτιωμένο με διαφοροποιημένες συναρτήσεις συμμετοχής και χρήση κανόνων OBIA. Η βελτίωση πραγματοποιήθηκε με τον αλγόριθμο «Assign Class», ο οποίος αναθέτει ένα αντικείμενο σε μια κατηγορία βάσει ενός χαρακτηριστικού με τη χρήση ενός συγκεκριμένου ασαφούς ορίου, το οποίο αφορά το χαρακτηριστικό αυτό. Η διαδικασία εκτελείται στην καρτέλα «Process Tree» της επιφάνειας του λογισμικού, επί των ήδη ταξινομημένων κλάσεων του επιπέδου κατάτμησης στο οποίο εφαρμόστηκε η ταξινόμηση.

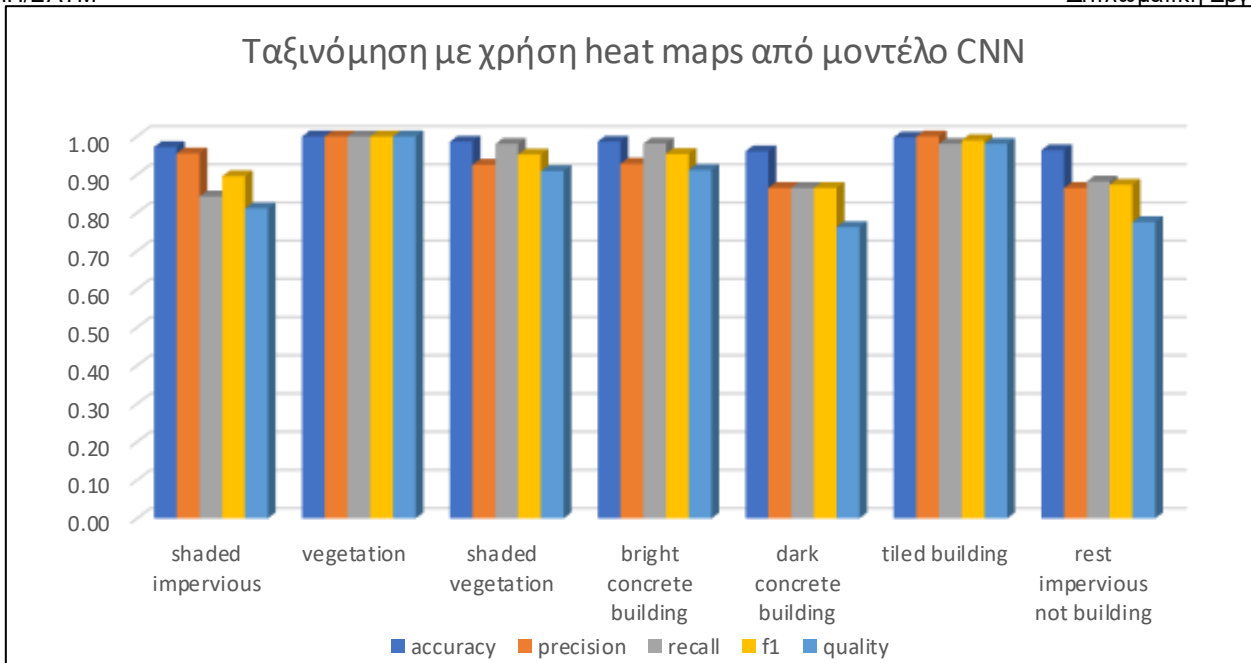
Η διαδικασία εφαρμόστηκε, ώστε μερικά μικρά αντικείμενα, περιμετρικά των κτηρίων τα οποία ταξινομήθηκαν σε κάποια από τις υπόλοιπες κατηγορίες, αλλά ανήκουν στα κτήρια, με αποτέλεσμα να μη δίνουν σαφή εικόνα για το περίγραμμα του κτηρίου, να εισαχθούν στην κατηγορία κτηρίου την οποία ανήκουν πληρώνοντας συγκεκριμένους κανόνες. Στην κατηγορία «bright concrete building» ανατέθηκαν τα σχετικά αντικείμενα των υπόλοιπων κλάσεων, εκ νέου, με χαρακτηριστικά  $Area \leq 50$  pixels,  $shape\ Index \leq 8$  και  $brightness \geq 500$ , στην κατηγορία «dark Concrete building» τα αντικείμενα με χαρακτηριστικά  $Area \leq 50$  pixels,  $shape\ Index \leq 7$  και  $brightness \leq 520$  και στην κατηγορία «tiled building» τα αντικείμενα με χαρακτηριστικά  $Area \leq 40$  pixels,  $shape\ Index \leq 7$  και «Soil/tile index»  $\geq 1$ .

Η ανακατασκευή σχημάτων εκτελέστηκε συμπληρωματικά στην τελευταία ταξινόμηση χωρίς να αλλάξει δραματικά η ακρίβεια, επομένως η αξιολόγηση της ταξινόμησης παρέμεινε η ίδια, όμως χρησιμοποιήθηκε για την ωραιοποίηση των σχημάτων και περιγραμμάτων των κτηρίων.

#### 4.10.5 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων

	<i>TN</i>	<i>FN</i>	<i>FP</i>	<i>TP</i>	<i>Overall accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1</i>	<i>quality</i>
<b>shaded impervious</b>	308	8	2	43	0.97	0.96	0.84	0.90	0.81
<b>vegetation</b>	309	0	0	52	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>shaded vegetation</b>	306	1	4	50	0.99	0.93	0.98	0.95	0.91
<b>bright concrete building</b>	308	1	4	52	0.99	0.93	0.98	0.95	0.91
<b>dark concrete building</b>	302	7	7	45	0.96	0.87	0.87	0.87	0.76
<b>tiled building</b>	310	1	0	50	1.00	1.00	0.98	0.99	0.98
<b>rest impervious not building</b>	303	6	7	45	0.96	0.87	0.88	0.87	0.78

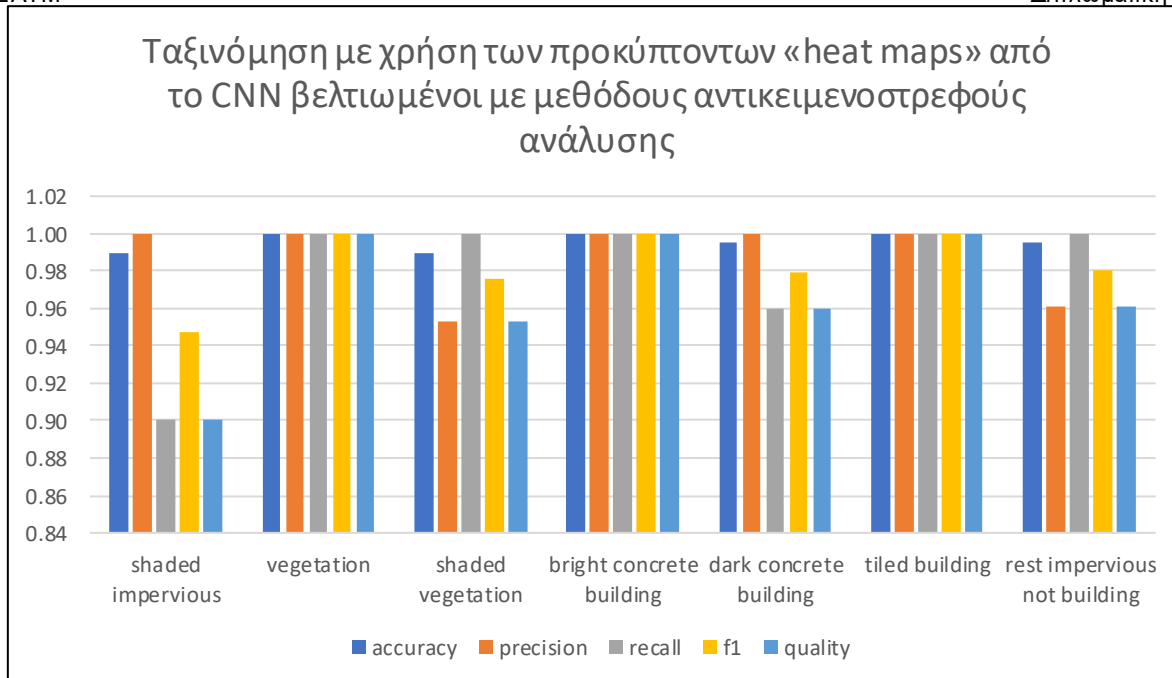
Πίνακας 15 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας ταξινόμησης με χρήση των προκύπτοντων «heat maps» από το CNN



Γράφημα 10 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της ταξινόμησης με χρήση των προκυπτόντων «heat maps» από το CNN ανά θεματική κατηγορία

	<i>TN</i>	<i>FN</i>	<i>FP</i>	<i>TP</i>	<i>Overall accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1</i>	<i>quality</i>
<b>shaded impervious</b>	181	2	0	18	0.99	1.00	0.90	0.95	0.90
<b>vegetation</b>	176	0	0	25	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>shaded vegetation</b>	158	0	2	41	0.99	0.95	1.00	0.98	0.95
<b>bright concrete building</b>	161	0	0	40	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>dark concrete building</b>	176	1	0	24	1.00	1.00	0.96	0.98	0.96
<b>tiled building</b>	176	0	0	25	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>rest impervious not building</b>	175	0	1	25	1.00	0.96	1.00	0.98	0.96

Πίνακας 16 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας ταξινόμησης με χρήση των προκυπτόντων «heat maps» από το CNN βελτιωμένοι με διαφοροποιημένες συναρτήσεις συμμετοχής και χρήση κανόνων ασαφούς λογικής

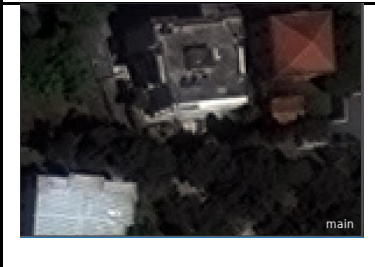
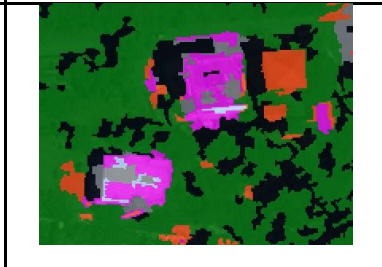
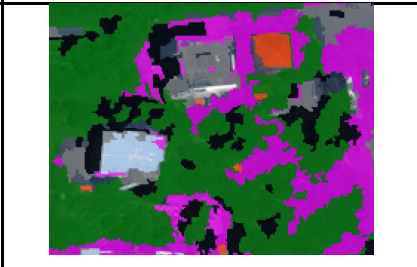
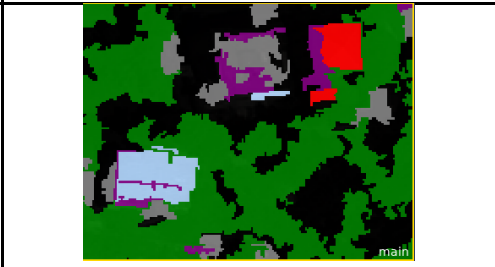
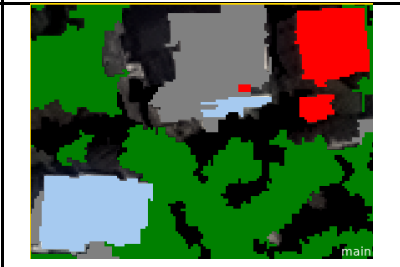



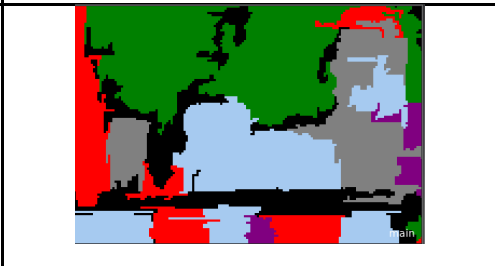
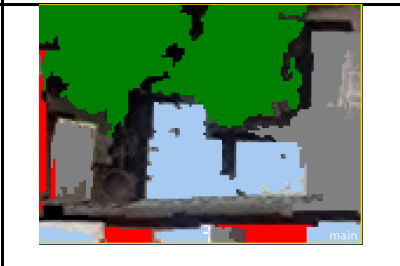
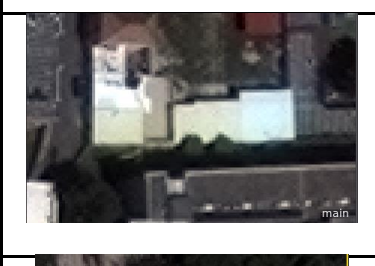







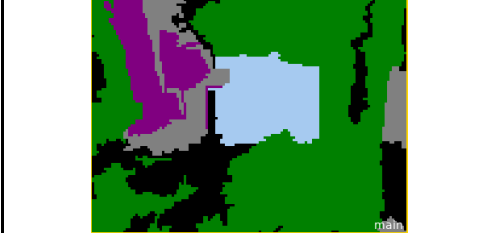



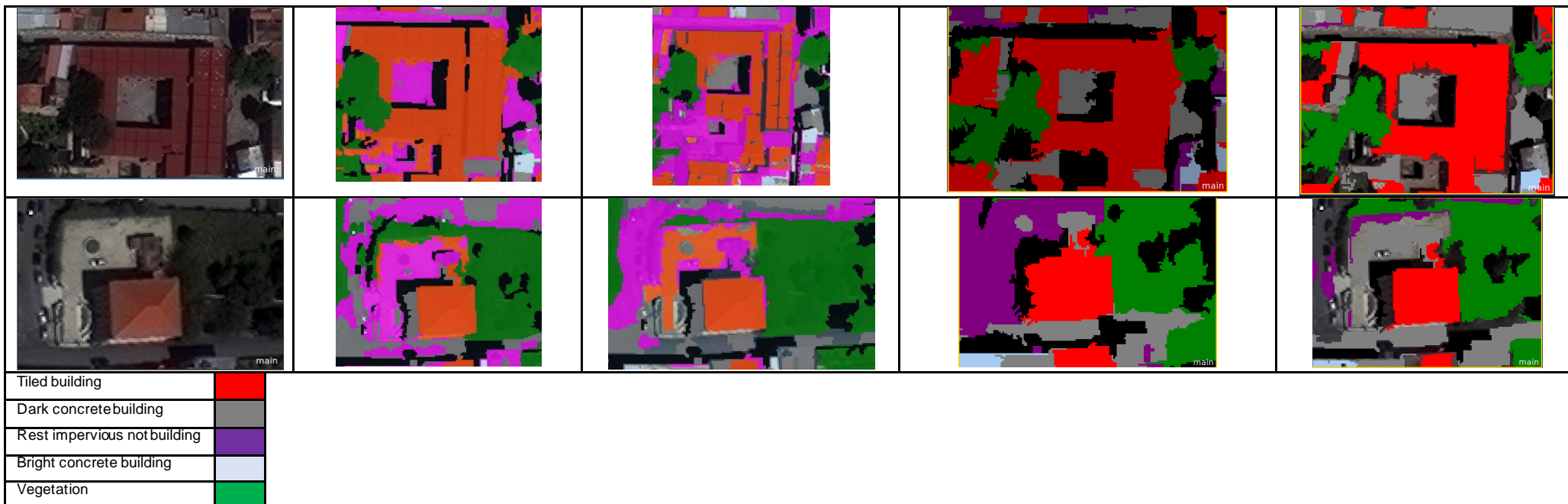
Γράφημα 11 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της ταξινόμησης με χρήση των προκύπτωντων «heat maps» από το CNN βελτιωμένοι με διαφοροποιημένες συναρτήσεις συμμετοχής και χρήση κανόνων ασαφούς λογικής ανά θεματική κατηγορία

Παρουσιάζονται, ενδεικτικά, ορισμένα δείγματα για ποιοτική σύγκριση και οπτική αξιολόγηση στα αποτελέσματα ταξινόμησης μεταξύ των μεθόδων αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης, μηχανικής μάθησης (Random Forest) σε συνδυασμό με ιεραρχική ταξινόμηση (και οι δύο εφαρμοσμένες σε αντικείμενα – αντικειμενοστρεφείς), βαθιάς μάθησης (pixel based) και βαθιάς μάθησης σε συνδυασμό με αντικειμενοστρεφή ιεραρχική ταξινόμηση, για την εικόνα της νήσου Ρόδου, όπου εντοπίζονται οι αστοχίες και οι επιτυχίες κάθε μεθόδου, όπως αναλύθηκαν και αντικατοπτρίζονται μέσω του πίνακα σύγχυσης και των μέτρων αξιολόγησης της ακρίβειας τους.

Εικόνα WorldView-2 23 Απριλίου 2013 Ρόδου	Overall Accuracy	Kappa Index of Agreement (KIA)
Ιεραρχική ταξινόμηση (OBIA)	0.853	0.823
Συνδυασμός μηχανικής μάθησης (Random Forest) και ιεραρχικής ταξινόμησης	0.951	0.941
Μοντέλο βαθιάς μάθησης πριν τη Βελτιστοποίηση σχήματος και πρόσθετων κανόνων ασαφούς λογικής	0.934	0.922
Συνδυασμός OBIA και βαθιάς μάθησης μετά τη διόρθωση σχημάτων	0.985	0.982

Πίνακας 17 Συγκριτικός πίνακας με την ακρίβεια (Overall accuracy) των καλύτερων μεθόδων για την εικόνα WorldView-2, 23 Απριλίου 2013, Ρόδου

Εικόνα στο ορατό φάσμα R-G-B	Ιεραρχική ταξινόμηση (OBIA)	Συνδυασμός μηχανικής μάθησης (Random Forest) και ιεραρχικής ταξινόμησης	Μοντέλο βαθιάς μάθησης πριν τη Βελτιστοποίηση σχήματος και πρόσθετων κανόνων ασαφούς λογικής	Συνδυασμός OBIA και βαθιάς μάθησης μετά τη διόρθωση σχημάτων
				
				
				
				

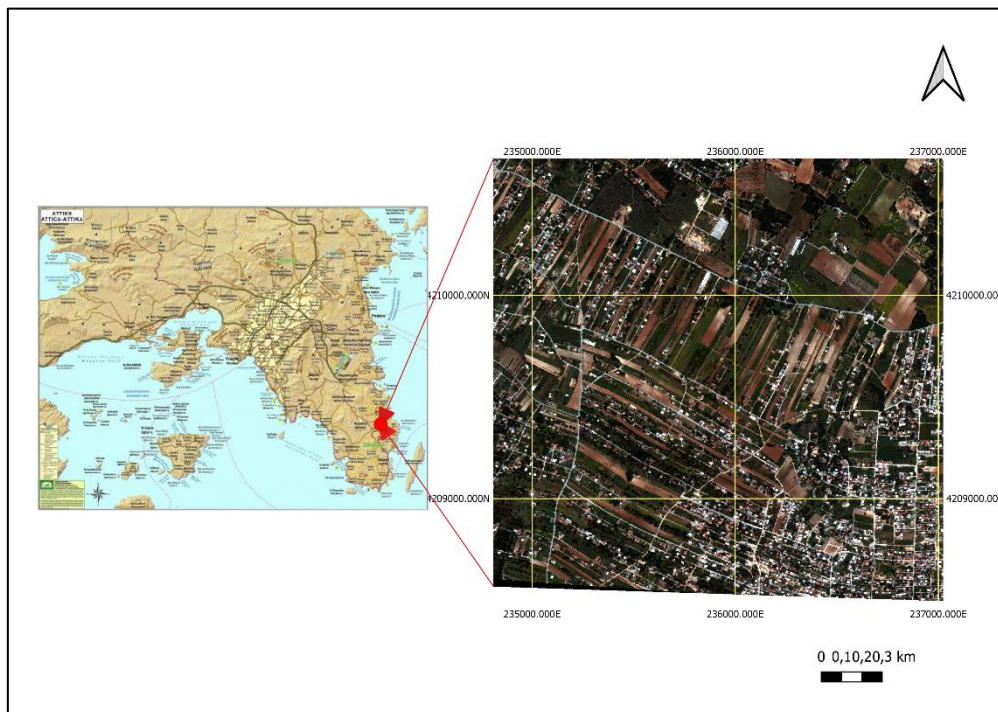


Πίνακας 18 Συγκριτικά οπτικά αποτελέσματα ταξινόμησης μεταξύ των μεθόδων αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης, αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης μηχανικής μάθησης (Random Forest) σε συνδυασμό με κανόνες ασαφούς λογικής, βαθιάς μάθησης (CNN) και βαθιάς μάθησης σε συνδυασμό με κανόνες ασαφούς λογικής, για την πρώτη εικόνα της νήσου Ρόδου

#### 4.11 Επαναξιολόγηση μεθόδων σε δορυφορική εικόνα WV-2 άλλης περιοχής

Μετά το πέρας των ταξινομήσεων στην δορυφορική εικόνα WorldView-2 της περιοχής της νήσου Ρόδου, ημερομηνίας λήψης 23 Απριλίου 2013, και την διακρίβωση των μεθόδων οι οποίες δίνουν το καλύτερο αποτέλεσμα στην ταξινόμηση και αυτόματη εξαγωγή κτηρίων, αυτές εφαρμόστηκαν σε εικόνα η οποία καλύπτει την περιοχή Αυλάκι στο πόρτο Ράφτη Αττικής, με ημερομηνία λήψης 23 Απριλίου 2011 και εξετάστηκε η απόδοση και η ακρίβεια των ταξινομήσεων αυτών σε εικόνα ίδιας χωρικής ανάλυσης, από τον ίδιο δορυφόρο με ίδια ή όμοια φασματική ανάλυση.

Η δορυφορική εικόνα της περιοχής Αυλάκι είναι ατμοσφαιρικά διορθωμένη με το πρόγραμμα ATCOR3, σε αντίθεση με την εικόνα της Ρόδου η οποία δεν έχει υποστεί ατμοσφαιρική διόρθωση. Η περιοχή Αυλάκι βρίσκεται στο δήμο Ραφήνας της περιφέρειας Ανατολικής Αττικής.



Εικόνα 69 Η περιοχή Αυλάκι Αττικής σε δορυφορική εικόνα World View – 2 και σε εμπορικό χάρτη Πηγή: [el.wikipedia.org](http://el.wikipedia.org), 2022

Η δεύτερη εικόνα πειράματος διαθέτει και τα οκτώ (8) κανάλια του δορυφόρου αλλά επιλέχθηκε να χρησιμοποιηθούν τα τέσσερα (4) τα οποία διαθέτει και η δορυφορική εικόνα της νήσου Ρόδου, τα κανάλια Red, Green, Blue και NIR1, χωρικής ανάλυσης 0.50 m, ώστε αυτή να έχει τα ίδια χαρακτηριστικά με την εικόνα της Ρόδου με την οποία εκπαιδεύτηκαν οι αλγόριθμοι. Η αντικειμενοστρεφής ιεραρχική ταξινόμηση, η αντικειμενοστρεφής ταξινόμηση μηχανικής μάθησης βελτιωμένη με αντικειμενοστρεφή ιεραρχική ταξινόμηση, η εφαρμογή μοντέλου ταξινόμησης με CNN και η βελτίωση του μοντέλου CNN αντικειμενοστρεφή ιεραρχική ταξινόμηση, αποτελούν τα τέσσερα βασικά πειράματα τα οποία προκρίθηκαν για τον αυτόματο εντοπισμό κτηρίων στην εικόνα της Ρόδου, με το δεύτερο και τον τέταρτο αλγόριθμο να δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα.

Αυτά σε πρώτη φάση εφαρμόστηκαν χωρίς αλλαγές, στη δεύτερη εικόνα του δορυφόρου WorldView-2, με τα αποτελέσματα των μεθόδων οι οποίες εφαρμόζουν κανόνες ασαφούς να αποτυγχάνουν και να αξιολογούνται με χαμηλά ποσοστά των δεικτών ακρίβειας της ταξινόμησης «Overall Accuracy» και «Kappa Index of Agreement». Αυτό ήταν αναμενόμενο και οφείλεται στο γεγονός ότι η δορυφορική εικόνα της περιοχής της Ρόδου δεν είναι ατμοσφαιρικά διορθωμένη, ενώ η εικόνα της περιοχής στο Αυλάκι Αττικής είναι ατμοσφαιρικά διορθωμένη. Από αυτό το γεγονός προκύπτει ότι οι δύο εικόνες δεν έχουν ταυτόσημη φασματική συμπεριφορά, επομένως, οι κανόνες οι οποίοι θεσπίστηκαν στην μη διορθωμένη εικόνα της Ρόδου, δεν ανταποκρίνονται στην ατμοσφαιρικά διορθωμένη εικόνα της Αττικής, παρότι έχουν ίδια χωρική ανάλυση και προέρχονται από τον ίδιο δορυφόρο. Έτσι, για τις ανάγκες του πειράματος, η αξιολόγηση της απόδοσης των κανόνων και των



εκπαιδευμένων μοντέλων μηχανικής και βαθιάς μάθησης, τα οποία βελτιώνονται με κανόνες ασαφούς λογικής, πραγματοποιήθηκε με μεταβολή των διαστημάτων ασάφειας, που αφορούν σε συγκεκριμένα φασματικά χαρακτηριστικά, ώστε οι κανόνες να ανταποκρίνονται και στη δεύτερη εικόνα και να γίνει ουσιαστική αξιολόγηση των εκπαιδευμένων μοντέλων και των κανόνων.

#### 4.11.1 Φωτοερμηνεία εικόνας

Εκτελέστηκε φωτοερμηνεία στην δορυφορική εικόνα η οποία απεικονίζει την περιοχή Αυλάκι και εντοπίστηκαν οι κυριότερες κατηγορίες χρήσεων γης, όπως και στην εικόνα της Ρόδου. Η περιοχή διαθέτει κτηριακές οντότητες από τα υλικά τα οποία αποτελούν τις θεματικές κατηγορίες των ταξινομήσεων που χρησιμοποιήθηκαν, όπως τα κτήρια με στέγες από σκουρόχρωμο μπετόν ή μόνωση με πίσσα, τα κτήρια με στέγη από ανοιχτόχρωμο σκυρόδεμα και κτήρια με στέγη από κεραμίδια, χαμηλή βλάστηση, οδικό δίκτυο με ασφαλτόστρωση και σκιάσεις. Στην περιοχή δεν εντοπίζονται δενδροφυτεύσεις δασικών εκτάσεων, αλλά περισσότερο χαμηλή βλάστηση και μερικές καλλιεργημένες εκτάσεις, όπως και άγονες εκτάσεις με χώμα.

#### 4.11.2 Αντικειμενοστρεφής ιεραρχική ταξινόμηση με κανόνες ασαφούς λογικής

Εκτελέστηκε ο αλγόριθμος της ιεραρχικής ταξινόμησης, με τα προσαρμοσμένα όρια ασαφούς λογικής στους κανόνες, στη δεύτερη εικόνα WorldView-2, με σκοπό να ξεχωρίσει αρχικά τα κτήρια, τα οποία αποτελούν κανονικά σχήματα με σχετικά ομαλά περιγράμματα, με εφαρμογή των ισχυόντων της πρώτης εικόνας.



Εικόνα 70 Ο θεματικός χάρτης αυτόματης εξαγωγής κτηρίων που προκύπτει από την ταξινόμηση με OBIA για την εικόνα της περιοχής Αυλακίου

Εκτελέστηκε η εξαγωγή του πίνακα σύγκρισης ο οποίος προέκυψε από αξιολόγηση που εκτελέστηκε από τυχαία δείγματα ελέγχου τα οποία θέτει ο χρήστης και εξάγεται η απόδοση της ακρίβειας των ταξινομημένων κατηγοριών χρήσεων γης, μεταξύ των οποίων είναι τα κτήρια. Στη συνέχεια εξήχθησαν οι δείκτες αξιολόγησης overall accuracy, precision, recall, f1 και quality για να μετρηθεί περαιτέρω η ακρίβεια και απόδοση κάθε αλγορίθμου ταξινόμησης, όπως και για την κύρια εικόνα του πειράματος. Τα δεδομένα ελέγχου που χρησιμοποιήθηκαν ήταν τα ίδια σε όλες τις περιπτώσεις που αναφέρονται παρακάτω.

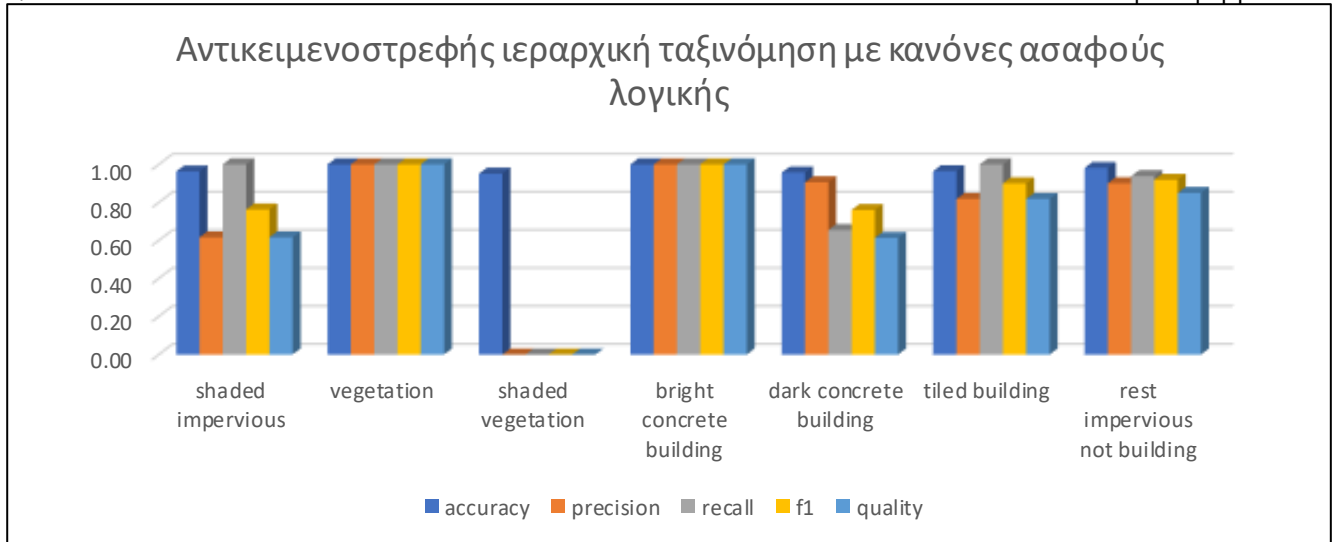
User \ Referenc...	shaded impervious	vegetation	shaded vegetation	bright concrete ...	dark concrete b...	tiled building	rest impervious n...	Sum
<b>Confusion Matrix</b>								
shaded impervious	1124	0	701	0	0	0	0	1825
vegetation	0	8184	0	0	0	0	0	8184
shaded vegetation	0	0	0	0	0	0	0	0
bright concrete bui...	0	0	0	1548	0	0	0	1548
dark concrete buil...	0	0	0	0	1283	0	133	1416
tiled building	0	0	0	0	677	3046	0	3723
rest impervious not...	0	0	222	0	0	0	2007	2229
unclassified	0	0	169	0	0	0	0	169
Sum	1124	8184	1092	1548	1960	3046	2140	
<b>Accuracy</b>								
Producer	1	1	0	1	0.6545918	1	0.9378505	
User	0.6158904	1	undefined	1	0.906	0.8181574	0.9004038	
Hellden	0.7622923	1	0	1	0.76	0.9	0.9187457	
Short	0.6158904	1	0	1	0.613	0.8181574	0.8497036	
KIA Per Class	1	1	0	1	0.627	1	0.9296363	
<b>Totals</b>								
Overall Accuracy	0.9003876							
KIA	0.8675873							

Εικόνα 71 Ο πίνακας σύγχυσης για την αξιολόγηση αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης με κανόνες ασαφούς λογικής

	TN	FN	FP	TP	Overall accuracy	precision	recall	f1	quality
shaded impervious	17100	0	701	1124	0.96	0.62	1.00	0.76	0.62
vegetation	10741	0	0	8184	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
shaded vegetation	18002	923	0	0	0.95	-	0.00	-	0.00
bright concrete building	17377	0	0	1548	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
dark concrete building	16832	677	133	1283	0.96	0.91	0.65	0.76	0.61
tiled building	15202	0	677	3046	0.96	0.82	1.00	0.90	0.82
rest impervious not building	16563	133	222	2007	0.98	0.90	0.94	0.92	0.85

Πίνακας 19 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης με κανόνες ασαφούς λογικής

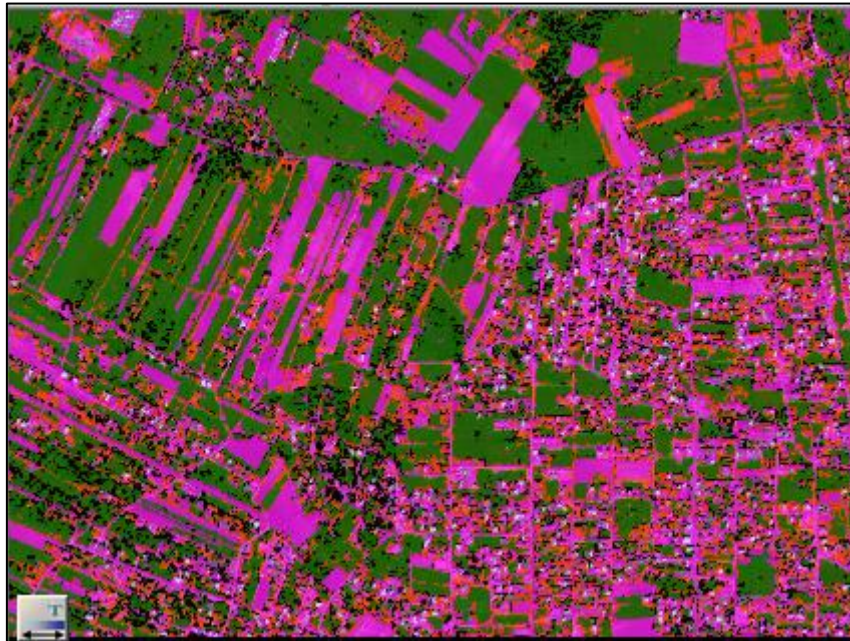
Σε αυτή την περίπτωση παρατηρείται ότι ο αλγόριθμος δεν ταξινόμησε κανένα εικονοστοιχείο σε σκίαση βλάστησης, αλλά μόνο σε σκίαση αδιαπέρατων αντικειμένων, καθώς δεν ήταν ορθό για τη δεδομένη εικόνα το διάστημα ασάφειας που δόθηκε στο χαρακτηριστικό ratio του μπλε καναλιού που είχε χρησιμοποιηθεί για το διαχωρισμό των σκιών. Στο πλαίσιο του συγκεκριμένου πειράματος δεν δόθηκε περαιτέρω προσοχή σε αυτό το θέμα. Τα κτήρια ταξινομήθηκαν με καλή ακρίβεια, με τα περισσότερα σφάλματα να εντοπίζονται στα σκουρόχρωμα κτήρια με μόνωση πίσσας στα οποία υπάρχει σύγχυση με τις ασφαλτοστρωμένες οδούς.



Γράφημα 12 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης με κανόνες ασαφούς λογικής ανά θεματική κατηγορία

#### 4.11.3 Αντικειμενοστρεφής ταξινόμηση με αλγόριθμο random trees βελτιωμένο με κανόνες ασαφούς λογικής

Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιήθηκε το εκπαιδευμένο μοντέλο μηχανικής μάθησης επιβλεπόμενης ταξινόμησης Random trees το οποίο είχε δώσει την καλύτερη ακρίβεια, για την εικόνα της Ρόδου βελτιωμένο με τους προσαρμοσμένους κανόνες ασαφούς λογικής, οι οποίοι χρησιμοποιήθηκαν και στο προηγούμενο πείραμα για την εικόνα του Αυλακίου, αλλά είχαν θεσπιστεί για τις ανάγκες της πρώτης εικόνας, της Ρόδου.



Εικόνα 72 Η ταξινόμηση με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Trees, με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένη με OBIA

Για την αξιολόγηση της ακρίβειας των ταξινομημένων κατηγοριών χρήσεων γης, για τη μέθοδο αυτή υπολογίστηκε ο πίνακας σύγκυσης για τα ίδια δεδομένα και εξήχθησαν οι δείκτες αξιολόγησης overall accuracy, precision, recall, f1 και quality για να μελετηθεί, ομοίως, η ακρίβεια και απόδοση κάθε αλγορίθμου ταξινόμησης, όπως και για την κύρια εικόνα του πειράματος.

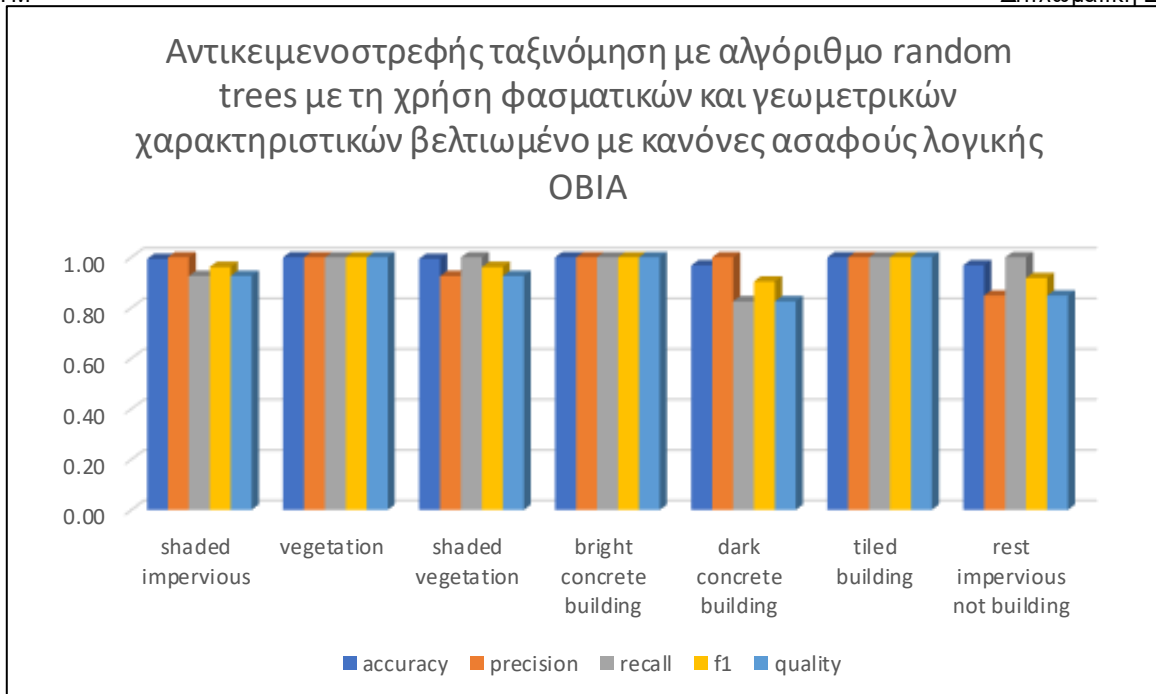
User \ Referenc...	shaded impervious	vegetation	shaded vegetation	bright concrete ...	dark concrete b...	tiled building	rest impervious n...	Sum
<b>Confusion Matrix</b>								
shaded impervious	1617	0	0	0	0	0	0	1617
vegetation	0	5236	0	0	0	0	0	5236
shaded vegetation	129	0	1613	0	0	0	0	1742
bright concrete bui...	0	0	0	1362	0	0	0	1362
dark concrete buil...	0	0	0	0	2986	0	0	2986
tiled building	0	0	0	0	0	2747	0	2747
rest impervious not...	0	0	0	0	631	0	3533	4164
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	1746	5236	1613	1362	3617	2747	3533	
<b>Accuracy</b>								
Producer	0.9261168	1	1	1	0.8255460	1	1	
User	1	1	0.926	1	1	1	0.8484630	
Heildden	0.9616414	1	0.9615499	1	0.9044374	1	0.918	
Short	0.9261168	1	0.926	1	0.8255460	1	0.8484630	
KJA Per Class	0.9195659	1	1	1	0.7946639	1	1	
<b>Totals</b>								
Overall Accuracy	0.9617206							
KJA	0.9537458							

Εικόνα 73 Ο πίνακας σύγχυσης για την αξιολόγηση αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης *Random Trees*, με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένη με *OBIA*

	<i>TN</i>	<i>FN</i>	<i>FP</i>	<i>TP</i>	<i>Overall accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1</i>	<i>quality</i>
<b>shaded impervious</b>	18108	129	0	1617	0.99	1.00	0.93	0.96	0.93
<b>vegetation</b>	14618	0	0	5236	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>shaded vegetation</b>	18112	0	129	1613	0.99	0.93	1.00	0.96	0.93
<b>bright concrete building</b>	18492	0	0	1362	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>dark concrete building</b>	16237	631	0	2986	0.97	1.00	0.83	0.90	0.83
<b>tiled building</b>	17107	0	0	2747	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
<b>rest impervious not building</b>	15690	0	631	3533	0.97	0.85	1.00	0.92	0.85

Πίνακας 20 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης *Random Trees*, με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένη με *OBIA*

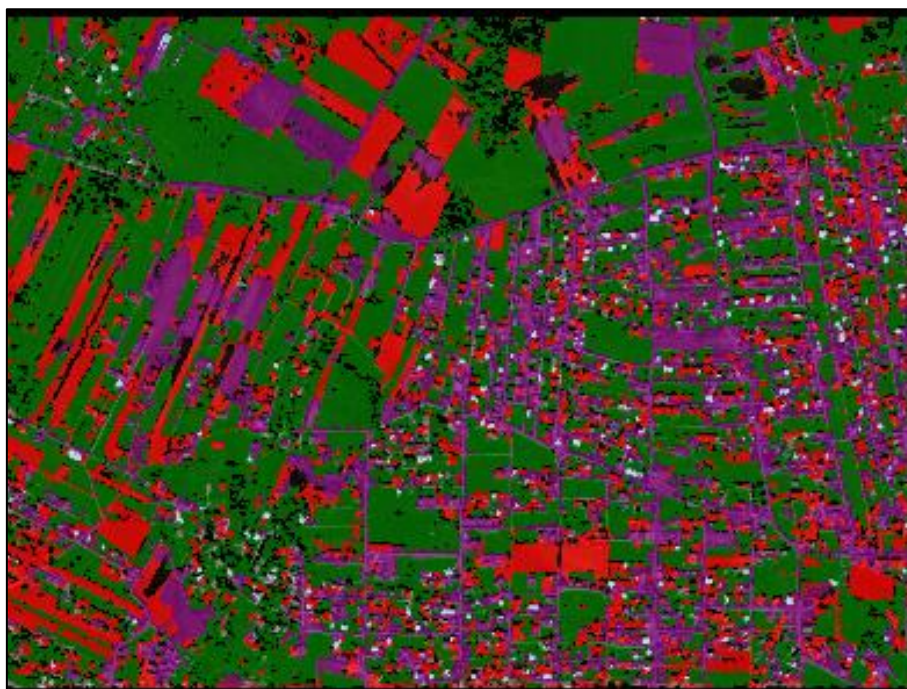
Η μελέτη της ακρίβειας του αλγορίθμου *Random Trees* με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένη με ιεραρχική ταξινόμηση, βελτίωσε τις δύο κατηγορίες οι οποίες είναι αρκετά όμοιες και έχουν συγγενή φασματικά χαρακτηριστικά, τα κτήρια με μόνωση από το υλικό το οποίο είναι φτιαγμένη και η ασφαλτος του οδικού δικτύου και αύξησε τους δείκτες ακρίβειας και ποιότητας τους, ενώ διαχωρίστηκε και η σκίαση της βλάστησης από αυτή των κτηρίων.



Γράφημα 13 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης Random Trees, με τη χρήση φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών βελτιωμένη με κανόνες ασαφούς λογικής ανά θεματική κατηγορία

#### 4.11.4 Ταξινόμηση με μοντέλο CNN

Στην τρίτη δοκιμή για την εικόνα της περιοχής Αυλάκι Αττικής εφαρμόστηκε το ήδη εκπαιδευμένο μοντέλο CNN από την εικόνα της Ρόδου (βλέπε κεφ. 4.10), στην έκδοση 10.2.1 του λογισμικού ecognition, όπου εξήχθησαν οι θεματικές κατηγορίες της παρούσας μελέτης και εκτελέστηκε ταξινόμηση κατηγοριών χρήσεων γης – χρησιμοποιώντας συνελκτικα νευρωνικά δίκτυα, τα οποία είναι αλγόριθμοι της βαθιάς μάθησης. Εξήχθησαν «heat maps» των θεματικών επιπέδων (layer) τα οποία αντιστοιχούν σε κάθε θεματική κατηγορία και πραγματοποιήθηκε ιεραρχική ταξινόμηση με βάση αυτά τα χαρακτηριστικά.



Εικόνα 74 Η ταξινόμηση με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN

Ομοίως, πραγματοποιήθηκε η αξιολόγηση ακρίβειας των ταξινομημένων κατηγοριών χρήσεων γης, για τη μέθοδο αυτή και υπολογίστηκε ο πίνακας σύγχυσης για τα ίδια δεδομένα ελέγχου με προηγουμένως και εξήχθησαν οι δείκτες αξιολόγησης overall accuracy, precision, recall, f1 και quality για να μελετηθεί, ομοίως, η ακρίβεια και απόδοση κάθε αλγορίθμου ταξινόμησης, όπως και για την κύρια εικόνα του πειράματος.

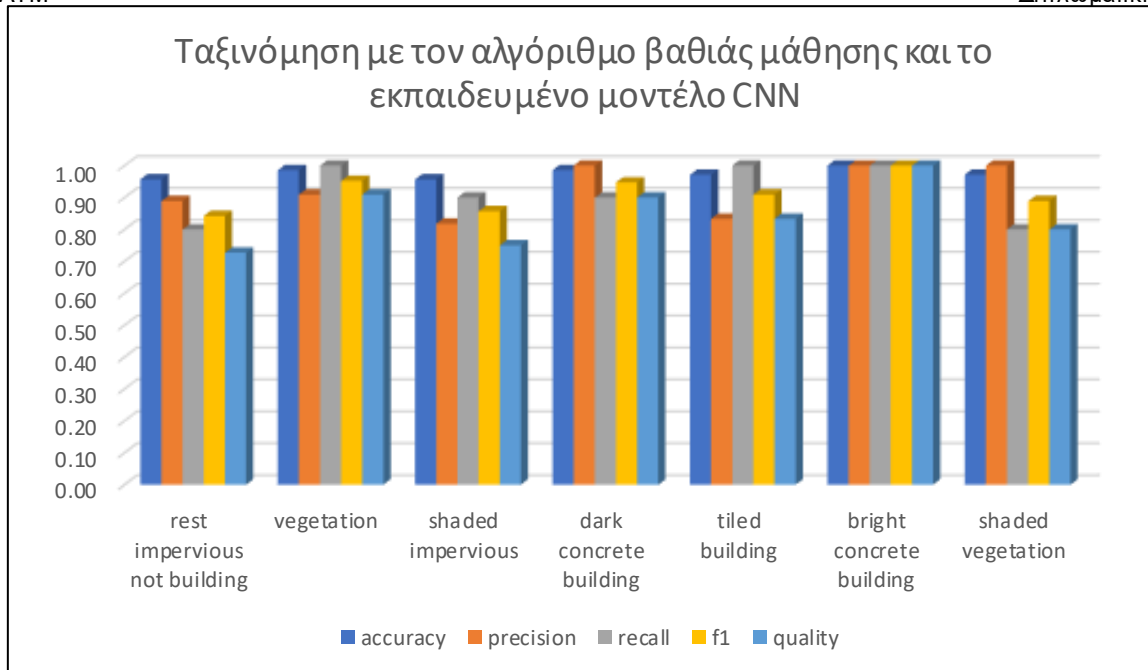
User Class \ Sam...	rest impervious n...	vegetation	shaded impervious	dark concrete bui...	tiled building	bright concrete b...	shaded vegetation	Sum
<b>Confusion Matrix</b>								
rest impervious n...	8	0	0	1	0	0	0	9
vegetation	1	10	0	0	0	0	0	11
shaded impervious	0	0	9	0	0	0	2	11
dark concrete bui...	0	0	0	9	0	0	0	9
tiled building	1	0	1	0	10	0	0	12
bright concrete b...	0	0	0	0	0	10	0	10
shaded vegetation	0	0	0	0	0	0	8	8
Sum	10	10	10	10	10	10	10	
<b>Accuracy</b>								
Producer	0.8	1	0.9	0.9	1	1	0.8	
User	0.8889	0.9091	0.8182	1	0.8333	1	1	
Hellden	0.8421	0.9524	0.8571	0.9474	0.9091	1	0.8889	
Short	0.7273	0.9091	0.75	0.9	0.8333	1	0.8	
Kappa Per Class	0.7705	1	0.8814	0.8852	1	1	0.7742	
<b>Totals</b>								
Overall Accuracy	0.9143							
Kappa	0.9							

Εικόνα 75 Ο πίνακας σύγχυσης για την αξιολόγηση ταξινόμησης με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN

	TN	FN	FP	TP	Overall accuracy	precision	recall	f1	quality
rest impervious not building	59	2	1	8	0.96	0.89	0.80	0.84	0.73
vegetation	59	0	1	10	0.99	0.91	1.00	0.95	0.91
shaded impervious	58	1	2	9	0.96	0.82	0.90	0.86	0.75
dark concrete building	60	1	0	9	0.99	1.00	0.90	0.95	0.90
tiled building	58	0	2	10	0.97	0.83	1.00	0.91	0.83
bright concrete building	60	0	0	10	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
shaded vegetation	60	2	0	8	0.97	1.00	0.80	0.89	0.80

Πίνακας 21 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας ταξινόμησης με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN

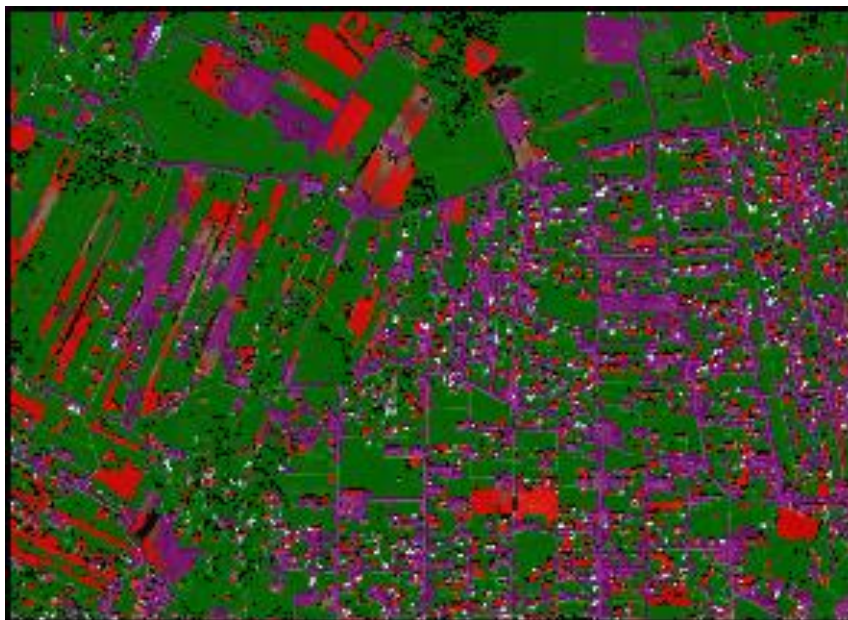
Το μοντέλο CNN ταξινόμησης χρήσεων γης, παρουσιάζει σε αυτή την περίπτωση ικανοποιητική ακρίβεια, όσον αφορά το αντικείμενο της μελέτης, δηλαδή τα κτήρια, γεγονός το οποίο οφείλεται στην σωστή εκπαίδευση του μοντέλου με πολυάριθμα δείγματα εκπαίδευσης. Παρουσιάζεται αδυναμία, ομοίως, στις δύο όμοιες κατηγορίες με τα συγγενή φασματικά χαρακτηριστικά, τα κτήρια με μόνωση από το υλικό το οποίο είναι φτιαγμένα και η ασφαλτός του οδικού δικτύου η οποία θα επιχειρηθεί να επιλυθεί με βελτίωση της ταξινόμησης με κανόνες ΟΒΙΑ.



Γράφημα 14 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της ταξινόμησης με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία

#### 4.11.5 Ταξινόμηση με μοντέλο CNN βελτιωμένο με OBIA

Εφαρμόστηκε αντικειμενοστρεφής ιεραρχική ταξινόμηση, η οποία βελτιώνει το αποτέλεσμα του μοντέλου CNN με κανόνες ασαφούς λογικής, προσαρμοσμένους στην εικόνα της Αττικής. Όπως προαναφέρθηκε η εικόνα αυτή είναι ατμοσφαιρικά διορθωμένη, σε αντίθεση με την εικόνα της Ρόδου.



Εικόνα 76 Η ταξινόμηση με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN βελτιωμένο με OBIA

Η αξιολόγηση ακρίβειας των ταξινομημένων κατηγοριών χρήσεων γης, για τη μέθοδο αυτή εκτελέστηκε με υπολογισμό του πίνακα σύγχυσης για τα ίδια δεδομένα ελέγχου και εξήχθησαν οι δείκτες αξιολόγησης overall accuracy, precision, recall, f1 και quality.

User Class \ Sam...	rest impervious n...	vegetation	shaded impervious	dark concrete bui...	tiled building	bright concrete b...	shaded vegetation	Sum
<b>Confusion Matrix</b>								
rest impervious n...	9	0	0	2	0	0	0	11
vegetation	0	10	0	0	0	0	0	10
shaded impervious	0	0	10	0	0	0	0	10
dark concrete bui...	0	0	0	9	0	0	0	9
tiled building	1	0	0	0	10	0	0	11
bright concrete b...	0	0	0	0	0	10	0	10
shaded vegetation	0	0	0	0	0	0	10	10
Sum	10	10	10	11	10	10	10	
<b>Accuracy</b>								
Producer	0.9	1	1	0.8182	1	1	1	
User	0.8182	1	1	1	0.9091	1	1	
Hellden	0.8571	1	1	0.9	0.9524	1	1	
Short	0.75	1	1	0.8182	0.9091	1	1	
Kappa Per Class	0.8817	1	1	0.7918	1	1	1	
<b>Totals</b>								
Overall Accuracy	0.9577							
Kappa	0.9507							

Εικόνα 77 Ο πίνακας σύγχυσης για την αξιολόγηση ταξινόμησης με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN βελτιωμένο με OBIA

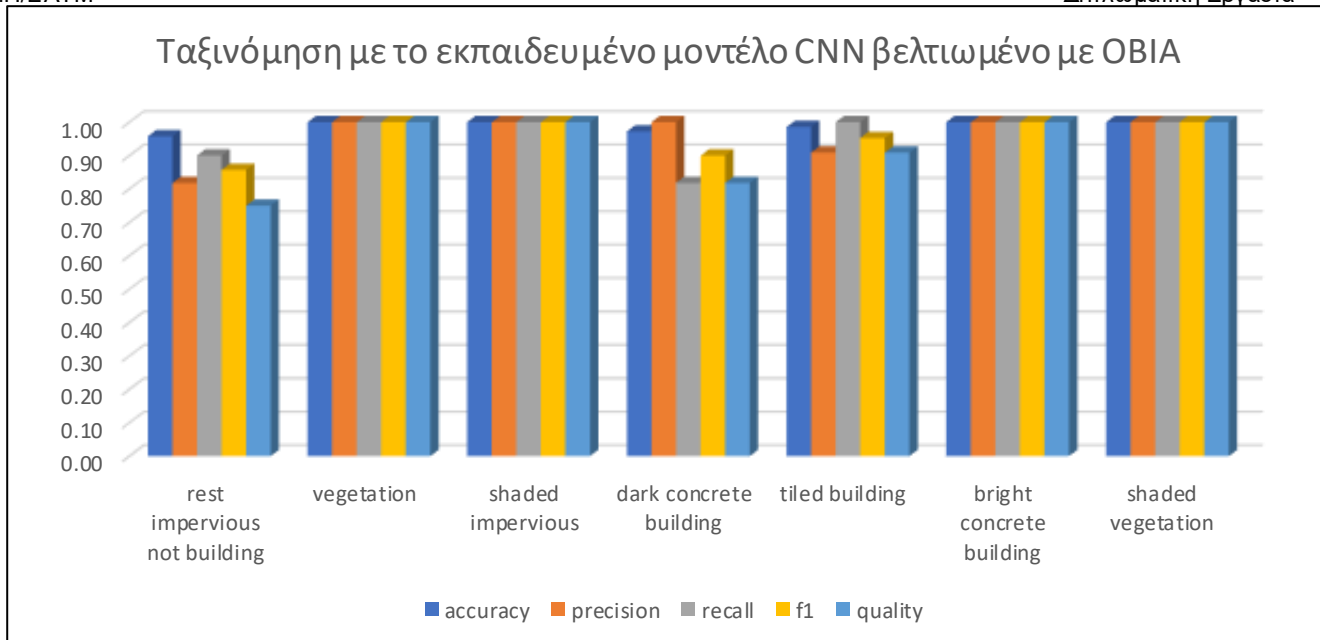
	TN	FN	FP	TP	Overall accuracy	precision	recall	f1	quality
rest impervious not building	59	1	2	9	0.96	0.82	0.90	0.86	0.75
vegetation	61	0	0	10	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
shaded impervious	61	0	0	10	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
dark concrete building	60	2	0	9	0.97	1.00	0.82	0.90	0.82
tiled building	60	0	1	10	0.99	0.91	1.00	0.95	0.91
bright concrete building	61	0	0	10	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
shaded vegetation	61	0	0	10	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00

Πίνακας 22 Οι μέθοδοι απόδοσης της ακρίβειας ταξινόμησης με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN βελτιωμένο με OBIA

Σε αυτή την περίπτωση παρατηρήθηκε βελτίωση της ακρίβειας και ποιότητας της ταξινόμησης στις κατηγορίες των κτηρίων bright concrete building και tiled building, ενώ οι δείκτες αξιολόγησης της ακρίβειας της κατηγορίας dark concrete building έδειξαν ότι αυτή μειώθηκε ελαφρώς, ενώ αυξήθηκε η ποιότητα της κατηγορίας rest impervious not building.

Συμπερασματικά, η δοκιμή της εφαρμογής των εκπαιδευμένων μοντέλων είτε μηχανικής μάθησης ή βαθιάς μάθησης από μία εικόνα σε μία άλλη ίδιας χωρικής ανάλυσης και ίδιου δορυφόρου έδειξε ότι τα μοντέλα από μόνα τους δεν ανταποκρίνονται στην πραγματική πληροφορία για τις κατηγορίες χρήσεων γης, επομένως για να υλοποιηθεί η ακριβής απόδοση των σχημάτων και των ορίων των κτηρίων απαιτείται η θέσπιση κανόνων ασαφούς λογικής γεωμετρικών και φασματικών κριτηρίων και δεικτών, συνδυαστικά. Ιδανικά, η δοκιμή απαιτεί οι δύο εικόνες να έχουν υποστεί την ίδια επεξεργασία ώστε να έχουν ίδια φασματική συμπεριφορά και να μην απαιτείται η αλλαγή των διαστημάτων ασάφειας για την ορθή εφαρμογή των κανόνων ασαφούς λογικής.





Γράφημα 15 Γράφημα μελέτης των δεικτών απόδοσης της ταξινόμησης με τον αλγόριθμο βαθιάς μάθησης και το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN βελτιωμένο με μεθόδους αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης, ανά θεματική κατηγορία

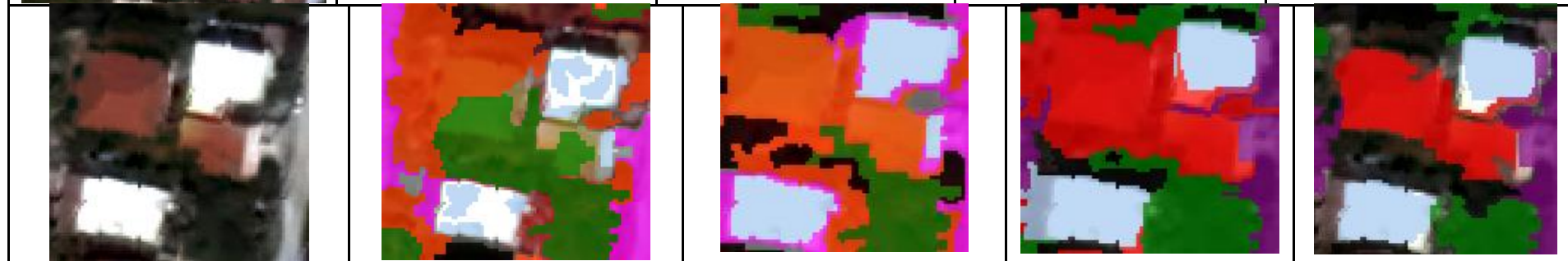
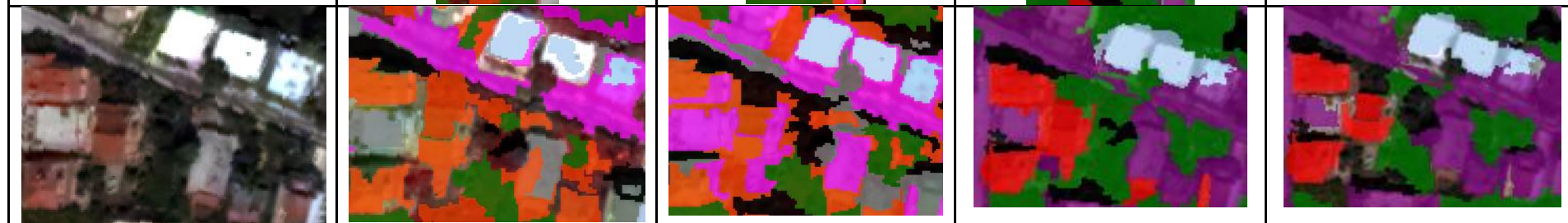
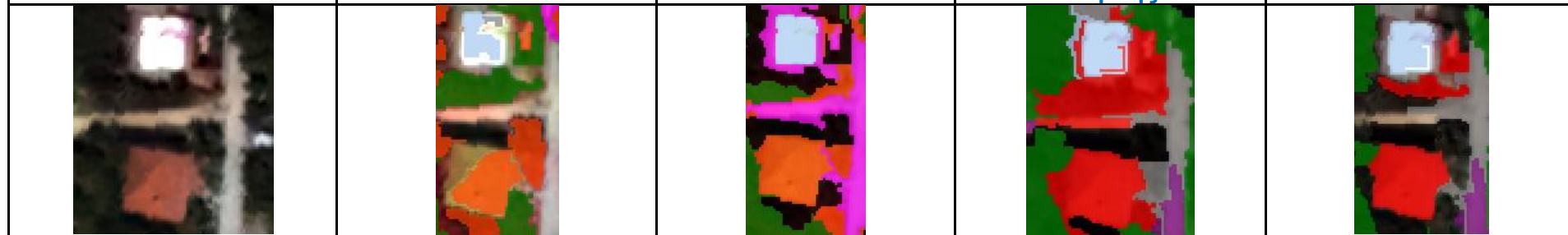
Παρουσιάζονται, ενδεικτικά, ορισμένα δείγματα για ποιοτική σύγκριση και οπτική αξιολόγηση στα αποτελέσματα ταξινόμησης μεταξύ των μεθόδων αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης, αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης μηχανικής μάθησης (Random Forest) σε συνδυασμό με ιεραρχική ταξινόμηση, βαθιάς μάθησης (CNN) και βαθιάς μάθησης σε συνδυασμό με OBIA, για την δεύτερη εικόνα στο Αυλάκι Αττικής, όπου εντοπίζονται οι αστοχίες και οι επιτυχίες κάθε μεθόδου, όπως αναλύθηκαν και αντικατοπτρίζονται μέσω του πίνακα σύγκρισης και των μέτρων αξιολόγησης της ακρίβειας τους.

Εικόνα WorldView-2 23 Απριλίου 2011 Αυλάκι Αττικής	Overall Accuracy	Kappa Index of Agreement (KIA)
Ιεραρχική ταξινόμηση (OBIA)	0.900	0.868
Συνδυασμός μηχανικής μάθησης (Random Forest) και ιεραρχικής ταξινόμησης	0.962	0.954
Μοντέλο βαθιάς μάθησης πριν τη Βελτιστοποίηση σχήματος και πρόσθετων κανόνων ασαφούς λογικής	0.941	0.900
Συνδυασμός OBIA και βαθιάς μάθησης μετά τη διόρθωση σχημάτων	0.958	0.951

Πίνακας 23 Συγκριτικός πίνακας με την ακρίβεια (Overall accuracy) των καλύτερων μεθόδων για την εικόνα WorldView-2, 23 Απριλίου 2011, Αυλάκι Αττικής

Πίνακας 24 Συγκριτικά οπτικά αποτελέσματα ταξινόμησης μεταξύ των μεθόδων αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης, αντικειμενοστρεφούς ταξινόμησης μηχανικής μάθησης (Random Forest) σε συνδυασμό με κανόνες ασαφούς λογικής, βαθιάς μάθησης (CNN) και βαθιάς μάθησης σε συνδυασμό με κανόνες ασαφούς λογικής, για την δεύτερη εικόνα στο Αυλάκι Αττικής

Εικόνα στο ορατό φάσμα R-G-B	Αντικειμενοστρεφής Ιεραρχική ταξινόμηση	Συνδυασμός αντικειμενοστρεφούς μηχανικής μάθησης (Random Forest) και ιεραρχικής ταξινόμησης	Μοντέλο βαθιάς μάθησης πριν τη βελτιστοποίηση σχήματος και πρόσθετων κανόνων ασαφούς λογικής	Συνδυασμός OBIA και βαθιάς μάθησης μετά τη διόρθωση σχημάτων
---------------------------------	--	--	--	--



Tiled building	
Dark concrete building	
Rest impervious not building	
Bright concrete building	
Vegetation	

## 5 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα διπλωματική εργασία εξετάστηκε η πρόκληση του αυτόματου εντοπισμού και εξαγωγής κτηρίων από δορυφορικές εικόνες πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης των 0.5 m, με αντικειμενικό σκοπό την εξαγωγή με όσο το δυνατό καλύτερη ακρίβεια των διαφορετικών τύπων κτηρίων, με περιοχή μελέτης την πόλη της Ρόδου. Η συγκεκριμένη δορυφορική εικόνα δεν έχει υποστεί επεξεργασία ατμοσφαιρικής διόρθωσης.

Η εφαρμογή διαφορετικών μεθόδων παρέχει τη δυνατότητα να εξεταστεί πολύπλευρα, υπό το πρίσμα πολλών πτυχών και δυνατοτήτων, η μέθοδος η οποία θα οδηγήσει στη μεγαλύτερη ακρίβεια ταξινόμησης των κτηρίων. Παρά το γεγονός ότι τα διαθέσιμα δορυφορικά δεδομένα παρέχουν πολύ υψηλή χωρική ανάλυση και οι εκδόσεις του λογισμικού το οποίο χρησιμοποιήθηκε διαθέτουν ένα μεγάλο εύρος διαθέσιμων λειτουργιών του προγράμματος, πρόκληση αποτέλεσε η ιδιαίτερα δύσκολη αναγνώριση των κτηρίων λόγω των φασματικών περιορισμών στους οποίους υπόκεινται αυτά, μέσα από εφαρμογή ιεραρχικής ταξινόμησης με χρήση κανόνων και συναρτήσεων συμμετοχής με διαστήματα ασαφούς λογικής. Ωστόσο, η χρήση των φασματικών και γεωμετρικών δεικτών αυτής της μεθόδου, παρέχει δυνατότητα ικανοποιητικής εξαγωγής του σχήματος και του περιγράμματος των κτηρίων. Παρολ' αυτά, η πληθώρα κατηγοριών χρήσεων γης και εδαφοκαλύψεων σε συνδυασμό με τη συγγενή φύση των υλικών τους, επέδρασε αρνητικά στο τελικό αποτέλεσμα της ανίχνευσης των κτηρίων αποκλειστικά με μέθοδο αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης με χρήση κανόνων ασαφούς λογικής.

Σε δεύτερο επίπεδο εξετάστηκε η μείωση της παρέμβασης του χρήστη στην εκτέλεση επαναληπτικών διαδικασιών, καθώς είναι σημαντική η χειροκίνητη παρέμβαση η οποία απαιτείται για τη συλλογή δειγμάτων εκπαίδευσης και ελέγχου. Η αυτοματοποίηση των ροών εργασίας της μεθόδου OBIA επιχειρήθηκε με τη χρήση μεθόδων και αλγορίθμων μηχανικής και βαθιάς μάθησης με διαδοχικές δοκιμές, ώστε να εντοπιστεί, εκείνη η οποία δίνει την ακριβέστερη ταξινόμηση.

Η χρήση αλγορίθμων είτε μηχανικής μάθησης όπως είναι η μέθοδοι Decision Tree και Random Forest ή βαθιάς μάθησης, όπως τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα, περιέχουν μία σειρά από πλεονεκτήματα και περιορισμούς. Τα πλεονεκτήματα έγκειται στην αυτοματοποίηση των διαδικασιών και περιορισμό της παρέμβασης του χρήστη πέραν της επιλογής των δεδομένων εκπαίδευσης, ενώ παρέχουν υψηλή ακρίβεια, κυρίως, για εντοπισμό αντικειμένων και ταχύτητα στην εφαρμογή του μοντέλου, αφού ουσιαστικά τον περισσότερο χρόνο απαιτεί η εκπαίδευση του μοντέλου. Οι περιορισμοί ενός μοντέλου βαθιάς μάθησης έγκεινται στον πολύ μεγάλο όγκο δεδομένων εκπαίδευσης και στον μεγάλο χρόνο επεξεργασίας κατά τη διαδικασία της, ως συνέπεια απαιτείται τεράστια υπολογιστική ισχύς και ισχυροί επεξεργαστές γραφικών (GPU). Επίσης, πολλά μοντέλα μπορούν να παραπλανηθούν από διαφοροποιήσεις στις εικόνες, τις οποίες δεν μπορεί να παρατηρήσει το ανθρώπινο μάτι, και ως συνέπεια μπορεί να οδηγήσουν σε σοβαρά λάθη ερμηνείας σε περιπτώσεις πολυσύνθετων εφαρμογών, όπως είναι η αυτόματη εξαγωγή μεμονωμένων κτηρίων διαφορετικών τύπων, με κανονικά σχήματα και περιγράμματα.

Η εφαρμογή προηγμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης, μπορούν να βελτιώσουν την απόδοσή τους με ολοκλήρωση της μεθόδου αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης με αυτούς τους αλγορίθμους και μηχανισμούς, με σκοπό την εξαγωγή ακριβέστερων αποτελεσμάτων. Αυτό επιτυγχάνεται με τη βελτίωση των σχημάτων με συνδυαστική χρήση κατάτμησης και μηχανικής/ βαθιάς μάθησης. Βελτίωση αποτελεσμάτων με χρήση λογικών κανόνων που θα συνδυάζουν το αποτέλεσμα ενός CNN για κάποιες κατηγορίες και της βάσης γνώσης OBIA για τις υπόλοιπες. Μέσα από τα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, αυτός ο ισχυρισμός πιστοποιήθηκε, με τα καλύτερα αποτελέσματα να έχουν εξαχθεί με το συνδυασμό βαθιάς μάθησης και αντικειμενοστρεφούς ιεραρχικής ταξινόμησης. Οι ακρίβειες που επιτεύχθηκαν είναι πολύ κοντά στο 100% λαμβάνοντας υπόψη και τα σχήματα των κτηρίων.

Ο συνδυασμός του αποτελέσματος ενός CNN με τη χρήση λογικών κανόνων για πληθώρα κατηγοριών και η βάση γνώσης OBIA για τις υπόλοιπες, σε συνδυασμό με τη χρήση υψομετρικών δεδομένων υψηλής διακριτικής ικανότητας (LiDAR) θα βελτιώνει ακόμα περισσότερο την ακρίβεια και τη σταθερότητα των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης. Η χρήση των σχετικών δεδομένων επιδρά στον διαχωρισμό συγγενών κατηγοριών, όπως του οδικού δικτύου από τα μονωμένα κτήρια με ασφαλτοστρωμένη ταράτσα, είτε του εδάφους από τις κεραμικές στέγες, προκλήσεις οι οποίες εντοπίστηκαν στο πείραμα της παρούσας εργασίας.

Η μέθοδοι που αναπτύχθηκαν στην εργασία αυτή ελέγχθησαν ως προς τη μεταφερσιμότητά τους (transferability) σε άλλες περιοχές. Αν και τα δορυφορικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν ατμοσφαιρικά διορθωμένα η απόδοση των βέλτιστων μεθόδων παρέμεινε πολύ υψηλή.

## 6 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

### 6.1 Βιβλία

- Αργιαλάς Δ., (1998). **Ψηφιακή Τηλεπισκόπηση**. Διδακτικές Σημειώσεις ΣΑΤΜ, Εκδόσεις ΕΜΠ, Αθήνα.

### 6.2 Επιστημονικά Άρθρα – Δημοσιεύσεις

#### 6.2.1 Ελληνική βιβλιογραφία

- Ιερωνυμίδα, Ε. (2009) “**Ανάπτυξη μεθόδων συγχώνευσης τηλεπισκοπικών δεδομένων και εφαρμογή στην παρατήρηση βλάστησης σε περιοχές με προηγούμενη μεταλλευτική δραστηριότητα**”, Διδακτορική Διατριβή

#### 6.2.2 Ξένη βιβλιογραφία

- Argialas D. P., Michailidou S., Tzotsos A., (2013). **Change detection of buildings in suburban areas from high resolution satellite data developed through object based image analysis**. Survey Review, 45:333, 441-450, DOI: 10.1179/1752270613Y.0000000058.

- Baatz M., Benz U., Dehghani S., Heynen M., Höltje A., Hofmann P., Lingenfelder I., Mimler M., Sohlbach M., Weber M., Willhauck G., (2001). **Definiens Imaging eCognition User Guide**. München, Germany.

- Baatz M., A. Schäpe, (2000). **Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation**. J. Photogramm, Remote Sens., 58 (2000), pp. 12-23.

- Blaschke T., G.J. Hay, M. Kelly, S. Lang, P. Hofmann, E. Addink, R. Queiroz Feitosa, F. van der Meer, H. van der Werff, F. van Coillie, D. Tiede, (2014), **Geographic Object-Based Image Analysis - Towards a new paradigm**. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., 87 (100), pp. 180-191.

- Blaschke, T., Charles, B., Pekkarinen, A., (2004). **Remote sensing image analysis: including the spatial domain**. In: de Jong, S.M., van der Meer, F.D. (Ed.), Remote Sensing Image Analysis: Including the Spatial Domain. Springer Netherlands, pp. 211–236.

- Breiman L, (2001). **Random forests**. Mach. Learn., 45 (1), pp. 5-32, 10.1023/A:1010933404324.

- Bruzzone, L., C. Conese, F. Maselli, F. Roli, (1997). Multisource classification of complex rural areas by statistical and neural-network approaches Photogramm. Eng. Remote Sensing, 63 (5), pp. 523-533.

- Cheolhee, Y. et al., (2019). **Comparison between convolutional neural networks and random forest for local climate zone classification in mega urban areas using Landsat images**. ISPRS J. Photogrammetry Remote Sens.

- C. Zhou, P. Wang, Z. Zhang, C. Qi, Y. Wang, (2007). **Object-oriented information extraction technology from QuickBird pan-sharpened images**. Int. Soc. Opt. Eng., 6279, 10.1117/12.725360.

- Fernanda, S.Y.W. et al. (2020). **Inland water's trophic status classification based on machine learning and remote sensing data**. Remote Sensing Applications: Society and Environment.

- Franco-Lopez H., Ek A.R., Bauer M.E., (2001). **Estimation and mapping of forest stand density, volume, and cover type using the k-nearest neighbors method**. Remote Sensing of Environment, 77, pp. 251-274.
- Goodfellow I., Bengio Y., Courville A., (2016). **Deep learning**. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, p. 775 [p. (Adaptive computation and machine learning)].
- Grebby et al., (2016). S. Grebby, E. Field, K. Tansey, **Evaluating the use of an object-based approach to lithological mapping in vegetated terrain**. Remote Sens., 8 (10) (2016), pp. 843-863.
- Hairie Ilkham Sibaruddin, Helmi Zulhaidi Mohd Shafri, Biswajeet Pradhan, Nuzul Azam Haron, (2018). **UAV-based Approach to Extract Topographic and As-built Information by Utilising the OBIA Technique**. Journal of Geosciences and Geomatics, 2018, Vol. 6, No. 3, 103-123. Available online at <http://pubs.sciepub.com/jgg/6/3/2>, ©Science and Education Publishing, DOI:10.12691/jgg-6-3-2.
- Imai F., Berns R., (1999). **A Comparative Analysis of Spectral Reflectance Reconstruction in Various Spaces Using a Trichromatic Camera System**. Published in Color Imaging Conference, 1999 Mathematics, Physics, Environmental Science.
- Janssen, L.L.F., M.N. Jaarsma, E.T.M. Linden, (1990). **Integrating topographic data with remote sensing for land cover classification**. Photogramm. Eng. Remote Sensing, 56 (11), pp. 1503-1506.
  - Kotera Masatoshi, Kiyoshi Yamaguchi and Hiroshi Suga, (1999). **The Japan Society of Applied Physics Japanese Journal of Applied Physics**, Volume 38, Number 12S Citation Masatoshi Kotera et al 1999 Jpn. J. Appl. Phys. 38 7176.
- Lang S., (2008). **Object-based image analysis for remote sensing applications : modeling reality – dealing with complexity Object-Based Image Analysis**. Berlin, Heidelberg (2008), pp. 3-27.
- LeMay V., Temesgen H., (2005). **Comparison of nearest neighbor methods for estimating basal area and stems per ha using aerial auxiliary variables Forest Science**. 51 (2), pp. 109-119.
- Lillesand T, R Kiefer & J Chipman, (2004). **Remote Sensing and Image Interpretation**. (New York), 763 pp.
- Mariano, V. Y., Min, J., Park, J.-H., Kasturi, R., Mihalcik, D., Li, H., Doermann, D., Drayer, T., (2002). **Performance evaluation of object detection algorithms**. In: Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Vol. 3, pp. 965-969.
- Martín, M., (1998). **Cartografía e inventario de incendios forestales en la Península Iberica a partir de imágenes**. NOAA AVHRR. Doctoral thesis, Universidad de Alcalá, Alcalá de Henares.
- Masayu Norman et al, (2021). **Urban building detection using object-based image analysis (OBIA) and machine learning (ML) algorithms**. IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci. 620 012010.
- Ma L. et al., (2019). **Deep learning in remote sensing applications: a meta-analysis and review**. ISPRS J. Photogrammetry Remote Sens.

- McRoberts R.E., Tomppo E.O., Finley A.O., Heikkinen J., (2007). **Estimating areal means and variances of forest attributes using the k-Nearest Neighbor technique and satellite imagery.** Remote Sensing of Environment, 111, pp. 466-480.
- Medeiros S., Hagen S., Weishampel J., Angelo J., (2015). **Adjusting LiDAR-derived Digital Terrain Models in coastal marshes based on estimated aboveground biomass density.** Rem. Sens., 7, pp. 3507-3525.
- Moeur M., Stage A.R., (1995). **Most similar neighbor — An improved sampling inference procedure for natural resource planning Forest Science.** 41 (2), pp. 337-359.
- Nagendra H., Lucas R., Honrado J.P, Jongman R.H.G., Tarantino C., Adamo M., Mairota P., (2013). **Remote sensing for conservation monitoring: assessing protected areas, habitat extent, habitat condition, species diversity, and threats.** Ecol. Indic., 33, pp. 45-59, 10.1016/j.ecolind.2012.09.014.
- O'Connor B., Secades C., Penner J., Sonnenschein R., Skidmore A., Burgess N.D., Hutton J.M., (2015). **Earth observation as a tool for tracking progress towards the Aichi Biodiversity Targets.** Remote Sens. Ecol. Conserv., 1, pp. 19-28, 10.1002/rse2.4.
- Pohl C., Genderen J.L., (1998). **Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications.** Int. J. Rem. Sens., 19 (5), pp. 823-854.
- Rosso P.H., Ustin S.L., Hastings A., (2006). **Use of lidar to study changes associated with Spartina invasion in San Francisco Bay Marshes.** Rem. Sens. Environ., 100, pp. 295-306.
- Sadro S., Buhl-Gastil M., Melack J., (2007). **Characterizing patterns of plant distribution in a southern California salt marsh using remotely sensed topographic and hyperspectral data and local tidal fluctuations.** Rem. Sens. Environ., 110, pp. 226-239.
- Shackelford, A.K., Davis, C.H. (2003), **A combined fuzzy pixel-based and object-based approach for classification of high-resolution multispectral data over urban areas.** IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 41 (2003), pp. 2354-2363, 10.1109/TGRS.2003.815972.
- Siegmund A & G Menz, (2005). **Landscape Element Classification Based on Remote Sensing and Data.** International Institute for Applied Systems Analysis Schlossplatz 1 A-2361 Laxenburg, Austria.
- Steinwendner J, (2003). **Fernes nah gebracht - Satelliten- und Luftbildeinsatz zur Analyse von Umweltveränderungen im Geographieunterricht** In: Geographie und Schule, 154: 2-10.
- Su Zhang, Fei Han, Susan M. Bogus, (2020). **Building Footprint and Height Information Extraction from Airborne LiDAR and Aerial Imagery.** Construction Research Congress.
- Temesgen H., LeMay V.M., Froese K.L., Marshall P.L., (2003). **Imputing tree-lists from aerial attributes for complex stands of south-eastern British Columbia.** Forest Ecology and Management, 177, pp. 277-285.
- Triepke et al., (2008). F.J. Triepke, C.K. Brewer, D.M. Leavell, S.J. Novak, **Mapping forest alliances and associations using fuzzy systems and nearest neighbor classifiers.** Remote Sens. Environ., 112 (3) (2008), pp. 1037-1050.

- Tu J., Li D., Feng W., Han Q., Sui H., (2017). **Detecting damaged building regions based on semantic scene change from multi-temporal high-resolution remote sensing images**. ISPRS Int. J. Geoinf., 6, p. 131, 10.3390/ijgi6050131.

- Vakalopoulou M., Karantzas K., Komodakis N., Paragios N., (2015). **Building detection in very high resolution multispectral data with deep learning features**. Authorized licensed use limited to: National Technical University of Athens (NTUA), 978-1-4799-7929-5/15/\$31.00 © IEEE.

- Wieland, M., Pittore M., (2014). **Performance evaluation of machine learning algorithms for urban pattern recognition**, Rem. Sens. 6,no. 4, 2912–2939.

- Wiedemann, C., Heipke, C., Mayer, H. and Hinz, S., (1998). **Automatic Extraction and Evaluation of Road Networks from MOMS-2P Imagery**. In: International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. (30) 3/1, pp. 285–291.

- Xu, Y., R. Chen, Y. Li, P. Zhang, J. Yang, X. Zhao, M. Liu, D. Wu, (2019). **Multispectral image segmentation based on a fuzzy clustering algorithm combined with Tsallis entropy and a Gaussian mixture model** Remote Sens., 11 (23) (2019), 10.3390/rs11232772.

- Zitova B., Flusser J., (2003). **Image registration methods: a survey** Image. Vis Comput., 21 (2003), pp. 977-1000.

### 6.3 Αναζήτηση στο Διαδίκτυο

- <https://baratam-tarunkumar.medium.com/land-cover-classification-with-u-net-aa618ea64a1b>
- [https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional\\_neural\\_network](https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional_neural_network)
- <https://gisgeography.com/obia-object-based-image-analysis-geobia/>
- <https://medium.com/analytics-vidhya/confusion-matrix-accuracy-precision-recall-f1-score-ade299cf63cd>
- <https://seos-project.eu/remotesensing/remotesensing-c06-p01.html>
- <https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53>
- <https://towardsdatascience.com/multi-class-classification-extracting-performance-metrics-from-the-confusion-matrix-b379b427a872>
- <https://towardsdatascience.com/unet-line-by-line-explanation-9b191c76baf5>
- <https://www.el.wikipedia.org/wiki/%CE%A1%CF%8C%CE%B4%CE%BF%CF%82>
- <https://www.javatpoint.com/fuzzy-logic>
- <https://www.middletonspectral.com/resources/what-is-hyperspectral-imaging/>
- <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/worldview-2/>
- <https://www.spaceimagingme.com/downloads/sensors/datasheets/WorldView2-DS-WV2-Web.pdf>

### 6.4 Άλλες Πηγές

- Μακρή Φ., Μπούτουρα Χ., Τσορλίνη Α., (2016). **Σχεδιασμός, Σύνταξη και Παραγωγή Χάρτη Νήσου Ρόδου**. 14<sup>ο</sup> Εθνικό Συνέδριο Χαρτογραφίας Θεσσαλονίκη.

- Trimble eCognition Developer 9.0. User Guide, Document Version 9.0.1, Copyright © 2014, Trimble Germany GmbH. All rights reserved. Published by: Trimble Germany GmbH, Arnulfstrasse 126, D-80636 Munich, Germany Phone: +49–89–8905–710. Web: [www.eCognition.com](http://www.eCognition.com)



- Trimble eCognition Developer 10.2. User Guide, Document Version 10.2.1, Copyright © 2022, Trimble Germany GmbH. All rights reserved. Published by: Trimble Germany GmbH, Arnulfstrasse 126, D-80636 Munich, Germany Phone: +49–89–8905–710. Web: [www.eCognition.com](http://www.eCognition.com)

- Trimble Documentation: eCognition Developer 9.0, Reference Book, Imprint and Version, Document Version 9.0.1. Copyright©2014 Trimble Germany GmbH. All rights reserved. Published by: Trimble Germany GmbH, Arnulfstrasse 126, D-80636 Munich, Germany. Phone: +49–89–8905–710, Fax: +49–89–8905–71411. Web: [www.eCognition.com](http://www.eCognition.com)

- Trimble Documentation: eCognition Developer10.2, Reference Book, Imprint and Version, Document Version 10.2.1. Copyright © 2022 Trimble Germany GmbH. All rights reserved. Published by: Trimble Germany GmbH, Arnulfstrasse 126, D-80636 Munich, Germany. Phone: +49–89–8905–710 ; Fax: +49–89–8905–71411. Web: [www.eCognition.com](http://www.eCognition.com)