



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ (Δ.Π.Μ.Σ.) «ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ»

Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία

ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΟΥ ΔΥΝΗΤΙΚΟΥ ΚΕΡΔΟΥΣ ΠΡΑΣΙΝΟΥ ΣΤΗΝ ΑΘΗΝΑ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ

Μαρία Κακαρά

Γεωπόνος Γ.Π.Α

**ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ
ΚΑΙ
ΑΝΑΠΤΥΞΗ**

Επιβλέπων: Πολυχρόνης Κολοκούσης

Εργαστηριακό Διδακτικό Προσωπικό (Ε.ΔΙ.Π.), Σχολή
Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών – Μηχανικών ,
Γεωπληροφορικής, Ε.Μ.Π

Αθήνα, Φεβρουάριος 2024



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
(Δ.Π.Μ.Σ.)

«ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ»

ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΟΥ ΔΥΝΗΤΙΚΟΥ ΚΕΡΔΟΥΣ ΠΡΑΣΙΝΟΥ ΣΤΗΝ
ΑΘΗΝΑ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΜΑΡΙΑ ΚΑΚΑΡΑ

Τριμελής Επιτροπή:

Επιβλέπων: Δρ. Πολυχρόνης Κολοκούσης

Εργαστηριακό Διδακτικό Προσωπικό (Ε.ΔΙ.Π.), Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών – Μηχανικών, Γεωπληροφορικής, Ε.Μ.Π

Μέλη:

Δημήτριος Αργιαλάς, Ομότιμος Καθηγητής Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών – Μηχανικών, Γεωπληροφορικής, Ε.Μ.Π

Κωνσταντίνος Καράντζαλος, Καθηγητής, Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών – Μηχανικών, Γεωπληροφορικής, Ε.Μ.Π

Αθήνα, 2024

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εκπονήθηκε στα πλαίσια του Διατμηματικού Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών Περιβάλλον και Ανάπτυξη, στο εργαστήριο Τηλεπισκόπησης του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου. Η επιλογή του θέματος αποτέλεσε συνδυασμό των σημαντικών γνώσεων που αποκόμισα από το πρόγραμμα αυτό αλλά και από το βασικό γνωστικό μου πεδίο ως Γεωπόνος.

Ευχαριστώ πολύ τον επιβλέποντα μου κ. Πολυχρόνη Κολοκούση για την υποστήριξη, την καθοδήγηση και την υπομονή του καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της εργασίας, τον κ. Δημήτριο Αργιαλά και τον κ. Κωνσταντίνο Καραντζάλο για τη συμμετοχή τους στην εξεταστική επιτροπή και τον χρόνο που μου αφιέρωσαν. Τέλος ευχαριστώ την οικογένεια μου, και τους φίλους μου για την στήριξη τους.

Περίληψη

Η παρούσα εργασία έχει ως σκοπό την εκτίμηση της αύξησης του αστικού πρασίνου σε περίπτωση εγκατάστασης φυτεμένων δωμάτων. Έτσι επιδιώχθηκε η ανίχνευση των επίπεδων οροφών οι οποίες θα είναι κατάλληλες για την εγκατάσταση των πράσινων οροφών. Οι περιοχές μελέτης είναι οι συνοικίες Εξάρχεια – Γκύζη, Κεραμικός – Μεταξουργείο, Κολωνάκι – Ιλίσια, Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο και οι δημοτικές ενότητες της Φιλοθέης, του Παλαιού Ψυχικού και του Νέου Ψυχικού, οι οποίες βρίσκονται εντός του Δήμου Αθηναίων και του Δήμου Φιλοθέης – Ψυχικού αντίστοιχα.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν αφορούσαν πολυφασματικές εικόνες υψηλής χωρικής ανάλυσης του δορυφόρου Worldview2. Η μεθοδολογική προσέγγιση που ακολουθήθηκε ως πρώτο βήμα είχε την επεξεργασία των δορυφορικών εικόνων σε συνδυασμό με άλλα διανυσματικά αρχεία για τον περιορισμό τους σε μικρότερες περιοχές μελέτης διασφαλίζοντας την ευκολότερη επεξεργασία τους κατά τις διαδικασίες που ακολούθησαν. Το βήμα τις επεξεργασίας των εικόνων περιλάμβανε και την παρατήρηση των εικόνων ούτως ώστε να ανιχνευθούν οι θεματικές κατηγορίες που περιλαμβάνονται σε αυτές με στόχο τη σωστή συλλογή σημείων εκπαίδευσης αλλά και σημείων ελέγχου για τις μεθόδους ταξινόμησης που αξιοποιήθηκαν.

Στη συνέχεια ακολούθησε η εκπαίδευση του μοντέλου συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (CNN) και κατόπιν η εφαρμογή του στις εικόνες των περιοχών μελέτης, εξήχθησαν οι χάρτες θερμότητας για κάθε θεματική κατηγορία που είχε οριστεί και βάσει αυτών ολοκληρώθηκε η ταξινόμηση των εικόνων. Ύστερα πραγματοποιήθηκε η εκπαίδευση του αλγόριθμου τυχαίων δασών (Random Forest), με χρήση δειγμάτων που ελήφθησαν στο λογισμικό eCognition, για κάθε θεματική κατηγορία που δημιουργήθηκε και η διαδικασία ολοκληρώθηκε με την εφαρμογή του αλγόριθμου και την παραγωγή της ταξινόμησης.

Και για τις δύο μεθόδους ταξινόμησης που εφαρμόστηκαν εξήχθησαν πίνακες σύγχυσης (confusion matrix) και υπολογίστηκαν επιπρόσθετοι δείκτες για την καλύτερη αξιολόγηση των ταξινομήσεων. Τέλος τα αποτελέσματα της ταξινόμησης κάθε περιοχής μελέτης εξήχθησαν και ως διανυσματικό αρχείο πολυγώνων και εισήχθησαν στο λογισμικό QGIS όπου υπολογίστηκαν τα ποσοστά κάλυψης της περιοχής από τις επίπεδες επιφάνειες, τη βλάστηση και τελικά την δυνητική αύξηση της κάλυψης του αστικού πρασίνου.

Διαπιστώθηκε ότι το μοντέλο συνελκτικού νευρωνικού δικτύου είχε πολύ καλή ακρίβεια στις περιοχές στις οποίες εκπαιδεύτηκε ενώ η ταξινόμηση με τη χρήση του αλγόριθμου μηχανικής

μάθησης Random Forest απέδωσε ποσοστά ακρίβειας που κυμαίνονταν στα ίδια επίπεδα για όλες τις περιοχές μελέτης. Πιο συγκεκριμένα για τις ταξινομήσεις του μοντέλου CNN η συνολική ακρίβεια υπολογίσθηκε στο 91,45% για την περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη, 92,12% για την περιοχή Κεραμικός – Μεταξουργείο, 94,2% για την περιοχή Κολωνάκι – Ιλίσια, 94,49% για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο, 60,78% για την περιοχή της Φιλοθέης, 61,98% για την περιοχή του Παλαιού Ψυχικού και 76,03% για την περιοχή του Νέου Ψυχικού. Για τις ταξινομήσεις του αλγόριθμου Random Forest η συνολική ακρίβεια υπολογίσθηκε 85,65% για την περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη, 88,27% για την περιοχή Κεραμικός – Μεταξουργείο, 87,35% για την περιοχή Κολωνάκι – Ιλίσια, 92,64% για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο, 88,25% για την περιοχή της Φιλοθέης, 85,83% για την περιοχή του Ψυχικού και 85,58% για την περιοχή του Νέου Ψυχικού

Λέξεις Κλειδιά: Τηλεπισκόπηση, Αντικειμενοστρεφής Ανάλυση Εικόνας Βαθιά Μάθηση, Μηχανική Μάθηση, Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα, eCognition, Worldview2, Τυχαία Δάση, Φυτεμένα Δώματα, Πράσινες Οροφές, Βιώσιμη Ανάπτυξη

Abstract

The purpose of this study is to estimate the increase in urban green through the installation of green roofs. Thus, it was sought to detect the flat roofs which would be suitable for the installation of such roofs. The study areas are the districts of Exarchia-Gyzi, Keramikos-Metaxourgeio, Kolonaki – Ilisia, commercial Triangle – Thisio and the municipal units of Filothei, Psychiko and New Psychiko, which are located within the municipality of Athens and the municipality of Filothei – Psychiko respectively.

The data used concerned high spatial resolution multispectral images of the worldview2 satellite. As a first step of the methodological approach followed was the processing of satellite images in combination with other vector files, in order to divide these images to smaller study areas ensuring their easier processing during the following procedures. The processing of the images started with the observation of the images in order to detect the thematic categories included in order to correctly collect training points and control points for the classification methods used.

The next step concerned the training of the convolutional neural network model (CNN) and its subsequent application to the images of the study areas. Then heat maps were extracted for each thematic category that had been defined and based on these the classification of the images was completed. Afterwards, the random Forest algorithm was trained, using samples taken in the eCognition software, for each thematic category created. The process was completed with the application of the algorithm and the images classifications.

For both classification methods applied, confusion matrix tables were extracted and additional indicators were calculated to better evaluate the classifications. Finally, the results of the classification of each study area were also extracted as a vector file of polygons and introduced into the QGIS software where the percentage of coverage of the area from flat surfaces, vegetation and finally the potential increase in coverage of urban greenery were calculated.

It was found that the convolutional neural network model had very good accuracy in the areas in which it was trained while classification using Random Forest (machine learning algorithm) yielded accuracy rates that ranged at the same levels for all study areas. More specifically, for the CNN model's classifications, the overall accuracy was calculated at 91.45% for the area of Exarchia-Gyzi, 92.12% for the area of Keramikos-Metaxourgeio, 94.2% for the area of Kolonaki – Ilisia, 94.49% for the area of commercial Triangle – Thisio, 60.78% for the area of Filothei, 61.98% for the area of Palaio Psychiko and 76.03% for the area of neo Psychiko.

For the Random Forest's classifications, the overall accuracy was calculated 85.65% for the area Exarchia-Gyzi, 88.27% for the area Keramikos-Metaxourgeio, 87.35% for the area Kolonaki-Ilisia, 92.64% for the area commercial Triangle-Thissio, 88.25% for the area of Filothei, 85.83% for the area of Psychiko and 85.58% for the area of neo Psychiko

Keywords: Remote Sensing, OBIA, Deep Learning, Machine Learning, CNN, eCognition, Worldview2, Random Forest, Green Roofs, Sustainable Development

Πίνακας Περιεχομένων

ΠΕΡΙΛΗΨΗ	5
ABSTRACT	7
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ	10
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	11
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	15
1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	16
1.1 ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	16
1.2 ΔΟΜΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	16
2. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	17
2.1 ΑΞΙΑ ΠΡΑΣΙΝΟΥ ΓΙΑ ΒΙΩΣΙΜΟΤΗΤΑ ΠΟΛΕΩΝ	17
2.2 ΣΥΝΘΗΚΕΣ ΣΤΟΝ ΑΣΤΙΚΟ ΙΣΤΟ	18
2.3 ΠΡΑΣΙΝΕΣ ΟΡΟΦΕΣ	19
2.3.1 Πλεονεκτήματα των πράσινων οροφών	19
2.3.2 Τύποι Πράσινων Οροφών	20
2.3.3 Δομικά υλικά	21
2.3.4 Νομοθεσία	22
2.4 ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ	24
2.4.1 Αντικειμενοστρεφής Ανάλυση	27
2.4.2 Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)	29
2.4.3 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)	32
2.4.5 Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων	34
3. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ	36
4. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ	39
4.1 ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ	39
4.2 ΔΕΔΟΜΕΝΑ	43
4.2.1 Επεξεργασία Δεδομένων	44
4.3 ΜΕΘΟΔΟΙ	52
4.3.1 Φωτοερμηνεία Εικόνων	52
4.3.2 Ταξινόμηση με αλγόριθμους Βαθιάς Μάθησης	58
4.3.2.1 Δημιουργία Δειγμάτων Εκπαίδευσης	58
4.3.2.2 Δημιουργία Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου (CNN)	62
4.3.2.3 Εκπαίδευση Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου (CNN)	63
4.3.2.4 Εφαρμογή Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου (CNN)	63
4.3.2.5 Εφαρμογή CNN σε συνδυασμό με OBIA	72
4.3.2.6 Αξιολόγηση της ταξινόμησης του μοντέλου	76
4.3.3 Ταξινόμηση με τον αλγόριθμο Μηχανικής Μάθησης Random Forest	87
4.3.3.1 Κατάτμηση Εικόνας και Επιλογή Δειγμάτων Αλγόριθμου Random Forest	87
4.3.3.2 Εκπαίδευση και εφαρμογή Αλγόριθμου Random Forest	89
4.3.3.3 Αξιολόγηση της ταξινόμησης μέσω του αλγόριθμου Random Forest	94
4.3.4 Αποτελέσματα	105
5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ	111
6. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	112

Κατάλογος Γραφημάτων

ΓΡΑΦΗΜΑ 1: ΑΡΙΘΜΟΣ ΟΡΟΦΩΝ ΚΤΙΡΙΩΝ ΑΝΑ ΔΗΜΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ, ΕΛΣΤΑΤ, 2011).....	41
ΓΡΑΦΗΜΑ 2: ΕΙΔΟΣ ΟΡΟΦΗΣ ΚΑΙ ΥΛΙΚΟ ΕΠΙΣΤΡΩΣΗΣ ΚΤΙΡΙΩΝ ΑΝΑ ΔΗΜΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ, ΕΛΣΤΑΤ, 2011).....	42
ΓΡΑΦΗΜΑ 3: ΈΤΟΣ ΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ ΚΤΙΡΙΩΝ ΑΝΑ ΔΗΜΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ, ΕΛΣΤΑΤ, 2011).....	43
ΓΡΑΦΗΜΑ 4: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	78
ΓΡΑΦΗΜΑ 5: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΕΡΑΜΙΚΟΣ – ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	79
ΓΡΑΦΗΜΑ 6: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΟΛΩΝΑΚΙ -ΙΛΙΣΙΑ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	81
ΓΡΑΦΗΜΑ 7: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ – ΘΗΣΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	82
ΓΡΑΦΗΜΑ 8: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΗΣ ΦΙΛΟΘΕΗΣ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	84
ΓΡΑΦΗΜΑ 9: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΟΥ ΨΥΧΙΚΟΥ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	85
ΓΡΑΦΗΜΑ 10: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΟΥ ΝΕΟΥ ΨΥΧΙΚΟΥ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	87
ΓΡΑΦΗΜΑ 11: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	95
ΓΡΑΦΗΜΑ 12: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΕΡΑΜΙΚΟΣ – ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	97
ΓΡΑΦΗΜΑ 13: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΟΛΩΝΑΚΙ – ΙΛΙΣΙΑ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	98
ΓΡΑΦΗΜΑ 14: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ – ΘΗΣΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	100
ΓΡΑΦΗΜΑ 15: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΦΙΛΟΘΕΗ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	101
ΓΡΑΦΗΜΑ 16: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΨΥΧΙΚΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	103
ΓΡΑΦΗΜΑ 17: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΝΕΟ ΨΥΧΙΚΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	104

Κατάλογος Εικόνων

ΕΙΚΟΝΑ 1: Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΜΙΑΣ ΜΕΛΕΤΗΣ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ ΟΠΟΥ Α: Η ΠΗΓΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ, Β: Η ΔΙΑΔΟΣΗ ΤΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕΣΩ ΤΗΣ ΑΤΜΟΣΦΑΙΡΑΣ, C: ΤΟ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΣΤΟΧΟΣ ΚΑΙ Η ΑΛΛΗΛΕΠΙΔΡΑΣΗ ΤΟΥ ΜΕ ΤΗΝ ΕΝΕΡΓΕΙΑ, D: Η ΑΝΑΜΕΤΑΔΟΣΗ ΤΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ, Ε: Ο ΔΕΚΤΗΣ ΠΟΥ ΛΑΜΒΑΝΕΙ ΤΗΝ ΕΝΕΡΓΕΙΑ, F: Η ΜΕΤΑΔΟΣΗ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ, G: ΤΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΚΑΙ ΕΡΜΗΝΕΙΑΣ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ, Η: Η ΕΞΑΓΟΜΕΝΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑ (ΠΗΓΗ: GISRSSTUDY.COM)	25
ΕΙΚΟΝΑ 2: ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΠΑΘΗΤΙΚΟΥ (Α) ΚΑΙ ΕΝΕΡΓΗΤΙΚΟΥ (Β) ΤΗΛΕΣΚΟΠΙΚΟΥ ΑΙΣΘΗΤΗΡΑ (ΠΗΓΗ: GISGEOGRAPHY.COM).	26
ΕΙΚΟΝΑ 3: ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΤΗΣ ΒΕΛΤΙΣΤΗΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΤΩΝ ΠΕΡΙΟΧΩΝ ΜΕΛΕΤΗΣ.	29
ΕΙΚΟΝΑ 4: Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΤΗΣ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ (GHAREEB ET ALL, 2022)	30
ΕΙΚΟΝΑ 5: Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΤΗΣ ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ (GHAREEB ET ALL, 2022).....	31
ΕΙΚΟΝΑ 6: Η ΔΟΜΗ ΕΝΟΣ ΑΠΛΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΣΥΝΕΛΙΚΤΙΚΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ (CNN) (ΠΗΓΗ: TRIMBLE’S eCOGNITION DEVELOPER USER GUIDE, 2023).....	33
ΕΙΚΟΝΑ 7: Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΣΤΟ ΕΠΙΠΕΔΟ ΣΥΝΕΛΙΞΗΣ (ΠΗΓΗ: ΡΟΛΕΤΑΕΥ Ι., ET ALL, 2016)	33
ΕΙΚΟΝΑ 8: Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΣΤΟ ΕΠΙΠΕΔΟ ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΣΗΣ ΓΙΑ ΤΗ ΜΕΓΙΣΤΗ ΚΑΙ ΤΗ ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ (MUHAMAD Y. ET ALL, 2019).....	34
ΕΙΚΟΝΑ 9: ΟΙ ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΕΣ ΕΙΚΟΝΕΣ ΜΕ ΤΙΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΜΕΛΕΤΗΣ: (Α) ΣΥΝΟΙΚΙΕΣ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ, ΚΕΡΑΜΙΚΟΣ – ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ, ΚΟΛΩΝΑΚΙ - ΙΛΙΣΙΑ ΚΑΙ ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ - ΘΗΣΕΙΟ ΤΟΥ ΔΗΜΟΥ ΑΘΗΝΑΙΩΝ, (Β) ΤΜΗΜΑΤΑ ΤΟΥ ΔΗΜΟΥ ΦΙΛΟΘΕΗΣ – ΨΥΧΙΚΟΥ	40
ΕΙΚΟΝΑ 10: ΤΟ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΙΚΟ ΑΡΧΕΙΟ ΜΕ ΤΑ ΟΡΙΑ ΚΑΘΩΣ ΚΑΙ Η ΕΙΚΟΝΑ ΜΕΤΑ ΤΗΝ ΑΠΟΚΟΠΗ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑ ΓΙΑ ΤΙΣ ΣΥΝΟΙΚΙΕΣ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ (Α), ΚΕΡΑΜΙΚΟΣ – ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ (Β), ΚΟΛΩΝΑΚΙ – ΙΛΙΣΙΑ (Γ), ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ – ΘΗΣΕΙΟ (Δ) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ). ..	45
ΕΙΚΟΝΑ 11: ΤΟ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΙΚΟ ΑΡΧΕΙΟ ΜΕ ΤΑ ΟΡΙΑ ΚΑΘΩΣ ΚΑΙ Η ΕΙΚΟΝΑ ΜΕΤΑ ΤΗΝ ΑΠΟΚΟΠΗ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑ ΓΙΑ ΤΙΣ ΔΗΜΟΤΙΚΕΣ ΕΝΟΤΗΤΕΣ ΦΙΛΟΘΕΗ (Α), ΨΥΧΙΚΟ (Β), ΝΕΟ ΨΥΧΙΚΟ (Γ) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	46
ΕΙΚΟΝΑ 12: ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΚΑΙ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	47
ΕΙΚΟΝΑ 13: ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (GROUND TRUTH) ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΟΥ ΔΗΜΟΥ ΑΘΗΝΑΙΩΝ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	48
ΕΙΚΟΝΑ 14: ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΛΕΓΧΟΥ (VALIDATION) ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ (Α), ΚΕΡΑΜΙΚΟΣ - ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ (Β), ΚΟΛΩΝΑΚΙ - ΙΛΙΣΙΑ (Γ), ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ - ΘΗΣΕΙΟ (Δ).....	48
ΕΙΚΟΝΑ 15: ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΛΕΓΧΟΥ (VALIDATION) ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΦΙΛΟΘΕΗ (Α), ΨΥΧΙΚΟ (Β), ΝΕΟ ΨΥΧΙΚΟ (Γ) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	49
ΕΙΚΟΝΑ 16: ΚΑΝΟΝΕΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ VEGETATION (Α) ΚΑΙ NO VEGETATION (Β) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	50
ΕΙΚΟΝΑ 17: ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΟ ΠΡΑΣΙΝΟ ΣΤΟΝ ΔΗΜΟ ΑΘΗΝΑΙΩΝ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	51
ΕΙΚΟΝΑ 18: ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΟ ΠΡΑΣΙΝΟ ΣΤΟΝ ΔΗΜΟ ΦΙΛΟΘΕΗΣ – ΨΥΧΙΚΟΥ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	51
ΕΙΚΟΝΑ 19: ΠΟΣΟΣΤΟ ΕΠΙ ΤΙΣ ΕΚΑΤΟ ΚΑΛΥΨΗΣ ΤΩΝ ΕΠΙΦΑΝΕΙΩΝ ΑΠΟ ΠΡΑΣΙΝΟ ΣΤΟΝ ΔΗΜΟ ΑΘΗΝΑΙΩΝ (Α) ΚΑΙ ΣΤΟΝ ΔΗΜΟ ΦΙΛΟΘΕΗΣ – ΨΥΧΙΚΟΥ (Β) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ). ..	52

ΕΙΚΟΝΑ 20: ΕΠΙΠΕΔΕΣ ΟΡΟΦΕΣ ΣΤΟ ΦΥΣΙΚΟ ΕΓΧΡΩΜΟ (RED – BLUE - GREEN) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	53
ΕΙΚΟΝΑ 21: ΚΕΚΛΙΜΕΝΕΣ ΟΡΟΦΕΣ ΑΠΟ ΚΕΡΑΜΙΔΙΑ (Α) ΚΑΙ ΑΛΛΑ ΥΛΙΚΑ (Β,Γ) ΣΤΟ ΨΕΥΔΕΓΧΡΩΜΟ ΣΥΝΘΕΤΟ (NIR2 – GREEN - RED) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	53
ΕΙΚΟΝΑ 22: ΑΔΙΑΠΕΡΑΤΑ ΥΛΙΚΑ ΣΤΟ ΦΥΣΙΚΟ ΕΓΧΡΩΜΟ (RED – BLUE - GREEN) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	54
ΕΙΚΟΝΑ 23: ΟΔΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ ΣΤΟ ΨΕΥΔΕΓΧΡΩΜΟ ΣΥΝΘΕΤΟ (NIR2 – GREEN - RED) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	54
ΕΙΚΟΝΑ 24: ΣΚΙΑΣΗ ΣΤΟ ΨΕΥΔΕΓΧΡΩΜΟ ΣΥΝΘΕΤΟ (NIR2 – GREEN - RED) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	55
ΕΙΚΟΝΑ 25: ΓΥΜΝΟ ΈΔΑΦΟΣ ΣΤΟ ΦΥΣΙΚΟ ΕΓΧΡΩΜΟ (RED – BLUE - GREEN) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	56
ΕΙΚΟΝΑ 26: ΧΑΜΗΛΗ ΒΛΑΣΤΗΣΗ (Α,Β) ΚΑΙ ΔΕΝΔΡΩΔΗΣ ΒΛΑΣΤΗΣΗ (Γ,Δ) ΣΤΟ ΨΕΥΔΕΓΧΡΩΜΟ ΣΥΝΘΕΤΟ (NIR2 – GREEN - RED) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	57
ΕΙΚΟΝΑ 27: ΥΔΑΤΙΝΗ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑ ΣΤΟ ΨΕΥΔΕΓΧΡΩΜΟ ΣΥΝΘΕΤΟ (NIR2 – GREEN - RED) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	57
ΕΙΚΟΝΑ 28: ΔΟΥΡΥΦΟΡΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ ΤΟΥ ΔΗΜΟΥ ΑΘΗΝΑΙΩΝ ΚΑΙ ΤΟ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΙΚΟ ΑΡΧΕΙΟ GROUND TRUTH (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	58
ΕΙΚΟΝΑ 29: Η ΖΩΝΗ ΓΥΡΩ ΑΠΟ ΤΑ ΣΗΜΕΙΑ ΤΟΥ ΑΡΧΕΙΟΥ GROUND TRUTH ΚΑΙ Η ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΒΑΣΕΙ ΤΩΝ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΙΚΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ (Α,Β) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	59
ΕΙΚΟΝΑ 30: Η ΚΑΤΑΧΩΡΗΣΗ ΤΩΝ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΩΝ ΣΤΗΝ ΚΑΤΑΛΛΗΛΗ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ (ΔΗΜΟΣ ΑΘΗΝΑΙΩΝ) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	61
ΕΙΚΟΝΑ 31: ΤΑ ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΜΕΤΑ ΤΗΝ ΕΚΤΕΛΕΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ (ΔΗΜΟΣ ΑΘΗΝΑΙΩΝ)	62
ΕΙΚΟΝΑ 32: ΧΑΡΤΗΣ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ (HEAT MAP) ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΥΜΝΟ ΈΔΑΦΟΣ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΑΘΗΝΑΙΩΝ (Α) ΚΑΙ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΦΙΛΟΘΕΗΣ – ΨΥΧΙΚΟΥ (Β) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	65
ΕΙΚΟΝΑ 33: ΧΑΡΤΗΣ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ (HEAT MAP) ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΕΠΙΠΕΔΕΣ ΟΡΟΦΕΣ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΑΘΗΝΑΙΩΝ (Α) ΚΑΙ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΦΙΛΟΘΕΗΣ – ΨΥΧΙΚΟΥ (Β) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	66
ΕΙΚΟΝΑ 34: ΧΑΡΤΗΣ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ (HEAT MAP) ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΑΔΙΑΠΕΡΑΤΑ ΥΛΙΚΑ ΚΑΙ ΚΕΚΛΙΜΕΝΕΣ ΟΡΟΦΕΣ ΑΠΟ ΑΛΛΑ ΥΛΙΚΑ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΑΘΗΝΑΙΩΝ (Α) ΚΑΙ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΦΙΛΟΘΕΗΣ – ΨΥΧΙΚΟΥ (Β) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	67
ΕΙΚΟΝΑ 35: ΧΑΡΤΗΣ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ (HEAT MAP) ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΟΔΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΑΘΗΝΑΙΩΝ (Α) ΚΑΙ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΦΙΛΟΘΕΗΣ – ΨΥΧΙΚΟΥ (Β) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	68
ΕΙΚΟΝΑ 36: ΧΑΡΤΗΣ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ (HEAT MAP) ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΣΚΙΑΣΗ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΑΘΗΝΑΙΩΝ (Α) ΚΑΙ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΦΙΛΟΘΕΗΣ – ΨΥΧΙΚΟΥ (Β) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	69
ΕΙΚΟΝΑ 37: ΧΑΡΤΗΣ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ (HEAT MAP) ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΚΕΚΛΙΜΕΝΕΣ ΟΡΟΦΕΣ ΑΠΟ ΚΕΡΑΜΙΔΙ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΑΘΗΝΑΙΩΝ (Α) ΚΑΙ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΦΙΛΟΘΕΗΣ – ΨΥΧΙΚΟΥ (Β) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	70
ΕΙΚΟΝΑ 38: ΧΑΡΤΗΣ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ (HEAT MAP) ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΒΛΑΣΤΗΣΗ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΑΘΗΝΑΙΩΝ (Α) ΚΑΙ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΦΙΛΟΘΕΗΣ – ΨΥΧΙΚΟΥ (Β) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	71

ΕΙΚΟΝΑ 39: ΧΑΡΤΗΣ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ (HEAT MAP) ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΝΕΡΟ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΑΘΗΝΑΙΩΝ (Α) ΚΑΙ ΓΙΑ ΤΟΝ ΔΗΜΟ ΦΙΛΟΘΕΗΣ – ΨΥΧΙΚΟΥ (Β).....	72
ΕΙΚΟΝΑ 40: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	73
ΕΙΚΟΝΑ 41: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΕΡΑΜΙΚΟΣ – ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	74
ΕΙΚΟΝΑ 42: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΟΛΩΝΑΚΙ –ΙΛΙΣΙΑ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	74
ΕΙΚΟΝΑ 43: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ – ΘΗΣΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	75
ΕΙΚΟΝΑ 44: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΗΣ ΦΙΛΟΘΕΗΣ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	75
ΕΙΚΟΝΑ 45: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΟΥ ΨΥΧΙΚΟΥ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	76
ΕΙΚΟΝΑ 46: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΟΥ ΝΕΟΥ ΨΥΧΙΚΟΥ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	76
ΕΙΚΟΝΑ 47: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	77
ΕΙΚΟΝΑ 48: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΕΡΑΜΙΚΟΣ - ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	79
ΕΙΚΟΝΑ 49: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΟΛΩΝΑΚΙ –ΙΛΙΣΙΑ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	80
ΕΙΚΟΝΑ 50: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ – ΘΗΣΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	81
ΕΙΚΟΝΑ 51: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΗΣ ΦΙΛΟΘΕΗΣ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	83
ΕΙΚΟΝΑ 52: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΟΥ ΨΥΧΙΚΟΥ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	85
ΕΙΚΟΝΑ 53: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ CNN ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΟΥ ΝΕΟΥ ΨΥΧΙΚΟΥ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	86

ΕΙΚΟΝΑ 54: ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (GROUND TRUTH) ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ (Α), ΚΕΡΑΜΕΙΚΟΣ – ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ (Β), ΚΟΛΩΝΑΚΙ – ΙΛΙΣΙΑ (Γ), ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ – ΘΗΣΕΙΟ (Δ) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	89
ΕΙΚΟΝΑ 55: ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (GROUND TRUTH) ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΦΙΛΟΘΗ (Α), ΨΥΧΙΚΟ (Β), ΝΕΟ ΨΥΧΙΚΟ (Γ) (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	89
ΕΙΚΟΝΑ 56: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	90
ΕΙΚΟΝΑ 57: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΕΡΑΜΙΚΟΣ – ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	91
ΕΙΚΟΝΑ 58: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΟΛΩΝΑΚΙ – ΙΛΙΣΙΑ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	91
ΕΙΚΟΝΑ 59: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ – ΘΗΣΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	92
ΕΙΚΟΝΑ 60: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΦΙΛΟΘΗ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	92
ΕΙΚΟΝΑ 61: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΨΥΧΙΚΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	93
ΕΙΚΟΝΑ 62: ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΝΕΟ ΨΥΧΙΚΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	93
ΕΙΚΟΝΑ 63: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	94
ΕΙΚΟΝΑ 64: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΕΡΑΜΙΚΟΣ – ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	96
ΕΙΚΟΝΑ 65 : Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΟΛΩΝΑΚΙ – ΙΛΙΣΙΑ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	97
ΕΙΚΟΝΑ 66: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ – ΘΗΣΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	99
ΕΙΚΟΝΑ 67: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΦΙΛΟΘΗ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	100
ΕΙΚΟΝΑ 68: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΨΥΧΙΚΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	102
ΕΙΚΟΝΑ 69: Ο ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΝΕΟ ΨΥΧΙΚΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	103
ΕΙΚΟΝΑ 70: ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΟ ΠΡΑΣΙΝΟ (ΣΚΟΥΡΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΚΑΙ ΔΥΝΗΤΙΚΟ ΚΕΡΔΟΣ ΠΡΑΣΙΝΟΥ (ΑΝΟΙΧΤΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ.....	107
ΕΙΚΟΝΑ 71: ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΟ ΠΡΑΣΙΝΟ (ΣΚΟΥΡΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΚΑΙ ΔΥΝΗΤΙΚΟ ΚΕΡΔΟΣ ΠΡΑΣΙΝΟΥ (ΑΝΟΙΧΤΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΕΡΑΜΙΚΟΣ – ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ.....	108
ΕΙΚΟΝΑ 72: ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΟ ΠΡΑΣΙΝΟ (ΣΚΟΥΡΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΚΑΙ ΔΥΝΗΤΙΚΟ ΚΕΡΔΟΣ ΠΡΑΣΙΝΟΥ (ΑΝΟΙΧΤΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΟΛΩΝΑΚΙ – ΙΛΙΣΙΑ.....	109
ΕΙΚΟΝΑ 73: ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΟ ΠΡΑΣΙΝΟ (ΣΚΟΥΡΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΚΑΙ ΔΥΝΗΤΙΚΟ ΚΕΡΔΟΣ ΠΡΑΣΙΝΟΥ (ΑΝΟΙΧΤΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ – ΘΗΣΕΙΟ.....	109
ΕΙΚΟΝΑ 74: ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΟ ΠΡΑΣΙΝΟ (ΣΚΟΥΡΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΚΑΙ ΔΥΝΗΤΙΚΟ ΚΕΡΔΟΣ ΠΡΑΣΙΝΟΥ (ΑΝΟΙΧΤΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΦΙΛΟΘΗ.....	109
ΕΙΚΟΝΑ 75: ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΟ ΠΡΑΣΙΝΟ (ΣΚΟΥΡΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΚΑΙ ΔΥΝΗΤΙΚΟ ΚΕΡΔΟΣ ΠΡΑΣΙΝΟΥ (ΑΝΟΙΧΤΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΨΥΧΙΚΟ.....	110

ΕΙΚΟΝΑ 76: ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΟ ΠΡΑΣΙΝΟ (ΣΚΟΥΡΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΚΑΙ ΔΥΝΗΤΙΚΟ ΚΕΡΔΟΣ ΠΡΑΣΙΝΟΥ (ΑΝΟΙΧΤΟ ΠΡΑΣΙΝΟ) ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΝΕΟ ΨΥΧΙΚΟ.....	110
--	-----

Κατάλογος Πινάκων

ΠΙΝΑΚΑΣ 1: ΤΑ ΦΑΣΜΑΤΙΚΑ ΚΑΝΑΛΙΑ ΚΑΙ ΟΙ ΠΡΟΔΙΑΓΡΑΦΕΣ ΤΟΥΣ (ΠΗΓΗ: EARTH.ESA.INT) ...	43
ΠΙΝΑΚΑΣ 2: ΠΙΝΑΚΑΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	44
ΠΙΝΑΚΑΣ 3: ΟΙ ΚΑΝΟΝΕΣ ΠΟΥ ΘΕΣΠΙΣΤΗΚΑΝ ΣΤΙΣ ΘΕΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΘΕΜΑΤΙΚΩΝ ΧΑΡΤΩΝ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ CNN.....	73
ΠΙΝΑΚΑΣ 4: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	78
ΠΙΝΑΚΑΣ 5: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΕΡΑΜΙΚΟΣ – ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).79	
ΠΙΝΑΚΑΣ 6: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΟΛΩΝΑΚΙ – ΙΛΙΣΙΑ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	80
ΠΙΝΑΚΑΣ 7: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ – ΘΗΣΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).82	
ΠΙΝΑΚΑΣ 8: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΗΣ ΦΙΛΟΘΕΗΣ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	83
ΠΙΝΑΚΑΣ 9: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΟΥ ΨΥΧΙΚΟΥ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	85
ΠΙΝΑΚΑΣ 10: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ CNN, ΑΝΑ ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΟΥ ΝΕΟΥ ΨΥΧΙΚΟΥ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	87
ΠΙΝΑΚΑΣ 11: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΞΑΡΧΕΙΑ – ΓΚΥΖΗ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	95
ΠΙΝΑΚΑΣ 12: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΕΡΑΜΙΚΟΣ – ΜΕΤΑΞΟΥΡΓΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	96
ΠΙΝΑΚΑΣ 13: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΟΛΩΝΑΚΙ – ΙΛΙΣΙΑ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	98
ΠΙΝΑΚΑΣ 14: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΜΠΟΡΙΚΟ ΤΡΙΓΩΝΟ – ΘΗΣΕΙΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	99
ΠΙΝΑΚΑΣ 15: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΦΙΛΟΘΕΗ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	101
ΠΙΝΑΚΑΣ 16: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΨΥΧΙΚΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).....	102
ΠΙΝΑΚΑΣ 17: ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ RANDOM FOREST ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΝΕΟ ΨΥΧΙΚΟ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	104
ΠΙΝΑΚΑΣ 18: ΟΙ ΚΑΝΟΝΕΣ ΑΣΑΦΟΥΣ ΛΟΓΙΚΗΣ ΠΟΥ ΘΕΣΠΙΣΤΗΚΑΝ ΣΤΙΣ ΘΕΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΒΕΛΤΙΩΣΗ ΤΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ.....	105
ΠΙΝΑΚΑΣ 19: ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΟΣ ΠΙΝΑΚΑΣ ΟΛΙΚΗΣ ΑΚΡΙΒΕΙΑΣ (OVERALL ACCURACY) ΚΑΙ ΔΕΙΚΤΗ ΚΑΡΡΑ (KIA INDEX) ΑΝΑ ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ (ΠΗΓΗ: ΙΔΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ).	106
ΠΙΝΑΚΑΣ 20: ΠΟΣΟΣΤΑ ΚΑΛΥΨΗΣ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΟΡΟΦΩΝ, ΒΛΑΣΤΗΣΗΣ ΚΑΙ ΤΟ ΕΚΤΙΜΩΜΕΝΟ ΠΟΣΟΣΤΟ ΒΛΑΣΤΗΣΗΣ ΑΠΟ ΤΗΝ ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΠΡΑΣΙΝΩΝ ΟΡΟΦΩΝ.	107

1. Εισαγωγή

1.1 Αντικείμενο Εργασίας

Η παρούσα εργασία έχει ως αντικείμενο την ανάπτυξη μιας μεθοδολογίας ταξινόμησης δορυφορικών δεδομένων με σκοπό τον εντοπισμό επίπεδων οροφών στις περιοχές μελέτης, στις οποίες θα μπορούσαν δυνητικά να εγκατασταθούν πράσινες στέγες, και κατά συνέπεια το δυνητικό κέρδος από την αύξηση του αστικού πρασίνου. Στόχο αποτελεί και η ανάδειξη και σύγκριση των τεχνικών τηλεπισκόπησης για την επίτευξη του σκοπού της εργασίας όπως περιεγράφηκε νωρίτερα.

Για την επεξεργασία των εικόνων αξιοποιήθηκε το λογισμικό QGIS 3.16.12 ενώ για την διαδικασία εκπαίδευσης και εφαρμογής τόσο του μοντέλου CNN όσο και του αλγόριθμου Random Forest και την υλοποίηση της ταξινόμησης χρησιμοποιήθηκε το eCognition Developer 10.2

1.2 Δομή της Εργασίας

Η παρούσα μελέτη οργανώνεται σε πέντε κεφάλαια και επιμέρους υποενότητες. Στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στο θεωρητικό υπόβαθρο της εργασίας και πιο συγκεκριμένα αναλύονται η αξία του αστικού πρασίνου για τη βιωσιμότητα των πόλεων, οι περιβαλλοντικές συνθήκες στον αστικό ιστό, χαρακτηριστικά στοιχεία για τις πράσινες οροφές όπως τα πλεονεκτήματα που προσφέρει η εγκατάστασή τους, τα υλικά που απαιτούν καθώς και το νομικό καθεστώς στο οποίο εντάσσονται. Στη συνέχεια του κεφαλαίου αυτού γίνεται εμβάθυνση στις αρχές της τηλεπισκόπησης, στην αντικειμενοστρεφή ανάλυση αλλά και στη μηχανική και βαθιά μάθηση. Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται μια ανασκόπηση της σχετικής βιβλιογραφίας, όπου αναφέρονται τεχνικές και μέθοδοι που ακολουθήθηκαν από άλλους ερευνητές όπως και τα αποτελέσματα και τα συμπεράσματα τα οποία εξήγαγαν. Στο ακόλουθο κεφάλαιο γίνεται περιγραφή της περιοχής μελέτης και των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν καθώς και τα βήματα για την επεξεργασία τους καθώς και της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε. Αναλυτικότερα περιγράφονται η διαδικασία της φωτοερμηνείας των εικόνων, οι διαδικασίες εκπαίδευσης και εφαρμογής τόσο του μοντέλου συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (CNN) όσο και του αλγόριθμου μηχανικής μάθησης Random Forest αλλά και τα αποτελέσματα και η αξιολόγηση τους. Τέλος στο πέμπτο κεφάλαιο αναφέρονται τα

συμπεράσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή του μεθοδολογικού πλαισίου και οι προοπτικές βελτίωσης του.

2. Θεωρητικό Υπόβαθρο

2.1 Αξία πρασίνου για βιωσιμότητα πόλεων

Η βιωσιμότητα ορίζεται ως η διατήρηση κάποιας διαδικασίας επ' αόριστον (Bonnet J. et al, 2021), ενώ η έννοια της Βιώσιμης Ανάπτυξης καταγράφηκε αρχικά στο Παγκόσμιο συνέδριο στην Μόσχα το 1987. Η Βιώσιμη ανάπτυξη αναφέρεται στο είδος εκείνο της ανάπτυξης που εξυπηρετεί τις ανάγκες των γενεών που ζουν αυτή την στιγμή στον πλανήτη χωρίς να τίθεται σε κίνδυνο η ικανότητα των επόμενων γενεών να ικανοποιήσουν τις ανάγκες τους (World Commision on Environment and Development, 1987). Η Βιώσιμη (Αειφόρος) ανάπτυξη αποτελεί στόχο κάθε κράτους, είτε αναπτυσσόμενου ή αναπτυγμένου, ενώ αποτελείται από τρεις πυλώνες, το περιβάλλον, την κοινωνία και την οικονομία. Η Ευρωπαϊκή Ένωση από το Ευρωπαϊκό Συμβούλιο στο Γκέτεμποργκ το 2001 εκτιμάει πως η Βιώσιμη Ανάπτυξη δεν αποτελεί ένα στατικό σημείο, αλλά μια αέναη πορεία προσαρμογής με ισότιμο βάρος και στους τρεις πυλώνες.

Η βιωσιμότητα των αστικών κέντρων έχει αναδειχθεί ως μια σημαντική πρόκληση των τελευταίων δεκαετιών. Αυτό συμβαίνει καθώς διάφοροι παράγοντες όπως η κλιματική αλλαγή, οι ανθρωπογενείς δραστηριότητες και το ολοένα και αυξανόμενο φαινόμενο της αστικοποίησης οδηγούν σε μια σειρά αρνητικών συνεπειών. Τέτοιες συνέπειες αποτελούν η υπερθέρμανση του πλανήτη, η ατμοσφαιρική ρύπανση, η μείωση της βιοποικιλότητας αλλά και φαινόμενα όπως αυτό της αστικής θερμικής νησίδας (Urban Heat Island) τα οποία πλήττουν κυρίως τα αστικά κέντρα. Κατά καιρούς έχουν μελετηθεί και εφαρμοστεί πολλές βιώσιμες λύσεις και στρατηγικές που στοχεύουν στη μείωση αυτών των φαινομένων και στην καλύτερη προσαρμογή των πόλεων αποσκοπώντας στη δημιουργία ενός βιώσιμου αστικού περιβάλλοντος. Έτσι έρχονται στο επίκεντρο οι πράσινες οροφές αφού αποτελούν μια ευρέως τεκμηριωμένη μέθοδο που ενισχύει τη βιωσιμότητα των πόλεων μέσα από μια σειρά σημαντικών θετικών επιδράσεων σε περιβαλλοντικού, κοινωνικούς και οικονομικούς τομείς (Mihalakakou, 2023).

Πολλές χώρες έχουν εφαρμόσει νομοθεσία και αναπτυξιακά κίνητρα για την υιοθέτηση πράσινων οροφών (Carter and Fowler 2008; Chen 2013). Για παράδειγμα στο Τορόντο του

Καναδά τα εμπορικά κτίρια αλλά και τα οικιστικά κτίρια καθώς και όσα ανήκουν σε διάφορους οργανισμούς με έκταση πάνω από 2000 τετραγωνικά απαιτείται να διαμορφώνουν το 20-60% της οροφής τους σε πράσινες στέγες (Chow et al, 2018). Στο Τόκυο, την πρωτεύουσα της Ιαπωνίας τα νέα κτίρια απαιτούνται να περιλαμβάνουν πράσινες οροφές στο 20% της έκτασης της οροφής, ενώ στην Βασιλεία της Ελβετίας το ποσοστό αυτό καθορίζεται στο 15% και στο 70% στο Πόρτλαντ των ΗΠΑ (Beradi et al, 2014). Ωστόσο οι περισσότερες από αυτές τις πολιτικές αφορούν μόνο στα ποσοστά της κάλυψης από πράσινες οροφές καθώς και την ταχύτερη εφαρμογή τους στις πόλεις, ανεξάρτητα από την αποδοτικότητα τους και την επίδραση στο περιβάλλον, παρόλο που οι αποδόσεις των πράσινων οροφών, η βιωσιμότητα και η επίδραση στο περιβάλλον μπορούν να επηρεαστούν σημαντικά με την αλλαγή κάποιων μόνο από τους εμπλεκόμενους παράγοντες.

2.2 Συνθήκες στον αστικό ιστό

Το αστικό μικροκλίμα περιγράφει τις κλιματολογικές συνθήκες που παρατηρούνται εντός των πόλεων, οι οποίες εμφανίζουν πολλές διαφορές με τις κλιματολογικές συνθήκες της ευρύτερης περιοχής. Διαφοροποιήσεις όμως παρατηρούνται και στις κλιματολογικές συνθήκες του ίδιου αστικού περιβάλλοντος. Οι διαφοροποιήσεις αυτές οφείλονται κυρίως στην μορφολογία του αστικού ιστού ο οποίος κατ' επέκταση επηρεάζει τόσο τη ροή του ατμοσφαιρικού αέρα, την ηλιακή έκθεση ορισμένων περιοχών, τη θερμοκρασία του περιβάλλοντος (Nikolopoulou, 2004). Η μορφολογία του αστικού, η πυκνή ή αραιή δόμηση, μπορεί να αποδοθεί από τον συντελεστή θέασης του ουράνιου θόλου (sky view factor, SVF). Άλλοι παράγοντες που επηρεάζουν τις μικροκλιματικές συνθήκες εντός του αστικού ιστού, είναι η ηλιακή ακτινοβολία (ανακλώμενη, άμεση ή διαχυτή) η οποία επηρεάζει άμεσα και την θερμική άνεση των ανθρώπων, η ένταση και η διεύθυνση του ανέμου και τέλος η θερμοκρασία και η υγρασία των αστικών χώρων.

Το πιο σημαντικό φαινόμενο του αστικού μικροκλίματος είναι αυτό της αστικής θερμικής νησίδας (urban heat island). Ο όρος αυτός περιγράφει τις ιδιαίτερα αυξημένες θερμοκρασίες που σημειώνονται στα αστικά περιβάλλοντα συγκριτικά με τις γειτονικές αγροτικές περιοχές. Πιο συγκεκριμένα τα κτίρια, οι δρόμοι και οι λοιπές κατασκευές των πόλεων απορροφούν μεγάλες ποσότητες θερμότητας κατά τη διάρκεια της ημέρας, οι οποίες κατά τη διάρκεια της νύχτας επανεκπέμπονται προκαλώντας μεγάλες διαφορές στις θερμοκρασίες, έως και 12 βαθμών Κελσίου, των αστικών και των γειτονικών περιοχών (Τσίρος, 2019). Σύμφωνα με την

Mihalakakou et all, (2004) το φαινόμενο της αστικής θερμικής νησίδας εμφανίζεται σε κάθε πόλη και αποτελεί την χαρακτηριστική ένδειξη της αστικοποίησης.

Οι φυτοκαλυμμένες περιοχές εντός του αστικού ιστού συμβάλουν στην εξισορρόπηση του μικροκλίματος εντός του. Το αστικό πράσινο συμβάλει στον δροσισμό των πόλεων μειώνοντας τη θερμοκρασία του αέρα αλλά και αυξάνοντας τα επίπεδα υγρασίας του μέσω της διαδικασίας της εξατμισοδιαπνοής (Zouliá et all, 2009).

2.3 Πράσινες Οροφές

Με τον όρο πράσινες οροφές ή φυτεμένα δώματα μπορεί να προσδιορισθεί οποιοσδήποτε κήπος ο οποίος είναι εγκατεστημένος σε κάποιο κτίριο ή δομική κατασκευή χωρίς περιορισμό στο ύψος στο οποίο εγκαθίσταται (Μιχαλάκη, 2009).

2.3.1 Πλεονεκτήματα των πράσινων οροφών

Οι πράσινες οροφές δεν αποτελούν μόνο λύση για την αύξηση της βιωσιμότητας και ενεργειακής διατήρησης των κτιρίων αλλά παρέχουν πολλά ακόμα πλεονεκτήματα στις αστικές περιοχές με κοινωνικούς, οικονομικούς και περιβαλλοντικούς όρους. Κάποιες από τις θετικές επιδράσεις περιλαμβάνουν την ελάττωση του φαινομένου των αστικών θερμικών νησίδων (Santamouris, 2014), την αποτροπή της όξινης βροχής ελαττώνοντας τις τιμές pH (Berndtsson, J.C. et all, 2009), την βελτίωση της ποιότητας του αέρα (Luo, H., et all, 2015) παράγοντας περισσότερο οξυγόνο και την δέσμευση του διοξειδίου του άνθρακα, αλλά και την ελάττωση της ηχορύπανσης εξαιτίας της κίνησης μέσα στις αστικές περιοχές (Van Renterghem, T. Et all, 2005).

Άλλα πλεονεκτήματα των πράσινων οροφών είναι η ενίσχυση της αισθητικής αξίας στα αστικά περιβάλλοντα και η βελτίωση της ποιότητας της ζωής των κατοίκων δημιουργώντας δραστηριότητες αναψυχής (Mahmoud, A. Et all, 2017). Πολλές μελέτες έχουν τονίσει τα πλεονεκτήματα των πράσινων οροφών για την αστική υδρολογία και την διαχείριση των νερών από τις καταιγίδες εστιάζοντας στην ελαχιστοποίηση του ρίσκου πλημμύρας μέσω της μείωση των υδάτινων απορροών (Gregoire, B. G. Et all, 2011).

2.3.2 Τύποι Πράσινων Οροφών

Οι πράσινες οροφές ταξινομούνται γενικά σε εντατικού (intensive green roof), ημιεντατικός τύπος (semi-intensive green roof) και εκτατικού τύπου (extensive green roof). Οι εντατικές πράσινες οροφές είναι γενικά ταρτασόκηποι που έχουν σχεδιαστεί με ένα σημαντικό βάθος υποστρώματος, πάνω από 15-20 εκατοστά και μεγάλη ποικιλία φυτών, παρόμοια με κήπους στην επιφάνεια του εδάφους, υψηλή δυνατότητα κράτησης νερού (πάνω από 50%), υψηλά κόστη και μεγάλο βάρος (180-500 kg/m²). Συνήθως αυτός ο τύπος εγκαθίσταται σε κλίσεις μικρότερες από 10°. Το αυξημένο βάθος του εδάφους επιτρέπει μεγαλύτερη ποικιλία στην επιλογή φυτών, και την περίληψη μικρών δέντρων και θάμνων (Coutts, 2015). Κατά συνέπεια απαιτεί υψηλό επίπεδο συντήρησης για την φύτευση και το πότισμα. Ένα σημαντικό πλεονέκτημα του συστήματος εντατικής πράσινης οροφής είναι η δημιουργία ενός φυσικού περιβάλλοντος με σημαντική βιοποικιλότητα που παρέχει χώρο αναψυχής (Rowe, 2011). Επιπλέον αυτό το σύστημα έχει μεγαλύτερο δυναμικό σε σχέση με τις εκτεταμένες πράσινες οροφές όσον αφορά την διαχείριση των βρόχινων υδάτων, ενώ οι απορροές μειώνονται κατά 85% σε σχέση με τις παραδοσιακές οροφές (Kosareo, et all 2007). Επιπλέον οι απορροές από τις πράσινες οροφές σχεδιασμένες με εντατικό σύστημα παρουσιάζουν σημαντικά μικρότερες συγκεντρώσεις σε βαρέα μέταλλα όπως μόλυβδος, ψευδάργυρο και κάδμιο. Από την άλλη το μεγαλύτερο βάρος τους απαιτεί επιπλέον δομική ενίσχυση, ενώ τα συστήματα άρδευσης και αποχέτευσης αυξάνουν την τεχνική πολυπλοκότητα και κατά συνέπεια τα κόστη (Cascone, 2019).

Το ημιεντατικό σύστημα (semi-intensive green roof) αποτελείται από υπόστρωμα το βάθος του οποίου είναι από 10 έως 25 εκατοστά και το βάρος του 100 έως 270 kg/m². Λόγω του περιορισμένου βάθους του μπορεί να δεχθεί μικρότερη ποικιλία φυτών από αυτή του εντατικού τύπου πράσινων οροφών, όπως χλοοτάπητες, εδαφοκαλυπτικά φυτά έως και μικρούς θάμνους. Επιπλέον δεν έχει μεγάλες απαιτήσεις τόσο σε άρδευση όσο και συντήρηση.

Το τελευταίο σύστημα πράσινων οροφών είναι το εκτατικό σύστημα που χαρακτηρίζεται από μικρότερο βάθος υποστρώματος, κάτω από 15 εκατοστά και κατά συνέπεια μικρότερο βάρος. Εξαιτίας του λεπτού αυτού στρώματος μπορούν να χρησιμοποιηθούν περιορισμένα είδη φυτών, όπως γρασίδι και βρύα. Το κυριότερο πλεονέκτημα αυτού του συστήματος είναι το χαμηλό κόστος εγκατάστασης αλλά και συντήρησης, ενώ δεν έχει μεγάλες απαιτήσεις σε νερό σε σχέση με το εντατικό σύστημα (Berndtsson, 2010). Αυτές οι οροφές είναι συνήθως πολύ ελαφριές και δεν απαιτούν επιπλέον δομική υποστήριξη, ενώ μπορούν να εγκατασταθούν σε

ταράτσες με μεγαλύτερη κλίση και η τεχνική κατασκευή τους είναι σχετικά εύκολη. Το σημαντικό αρνητικό στοιχείο τους είναι πως προσφέρουν λιγότερο στην ενεργειακή απόδοση και στην διαχείριση των βρόχινων υδάτων (MacIvor, 2013). Από τους τρεις τύπους αυτός που παρατηρείται πιο συχνά ανά την υφήλιο είναι ο εκτατικός τύπος οροφής (Cascone, 2019).

2.3.3 Δομικά υλικά

Οι πράσινες οροφές αποτελούνται από διάφορα συστατικά μεταξύ των οποίων περιλαμβάνονται η αδιάβροχη μεμβράνη, φράγμα που αποτρέπει την διείσδυση των ριζών, στρώμα προστασίας, χώρο αποθήκευσης νερού, στρώμα απορροών, στρώμα φιλτραρίσματος, υπόστρωμα ανάπτυξης της πανίδας (θρεπτικό υλικό ή χώμα) και την βλάστηση.

Η αδιάβροχη μεμβράνη είναι ένα από τα πιο σημαντικά συστατικά καθώς αποτρέπει την διείσδυση του νερού από το ανώτερο στρώμα, ενώ προστατεύεται από την βλάστηση από την ηλιακή ακτινοβολία και τις διακυμάνσεις της θερμοκρασίας που μπορούν να επιφέρουν φθορές στην μεμβράνη μέσα σε σύντομο χρονικό διάστημα (Cascone, 2019).

Η μεμβράνη που αποτρέπει τις ρίζες έχει παρόμοια χαρακτηριστικά με την αδιάβροχη μεμβράνη, ωστόσο πρέπει να είναι ανθεκτική στους μικροοργανισμούς που βρίσκονται στο έδαφος, κάτι που εξασφαλίζεται με απωθητικά συστατικά (Cascone, 2019).

Η μεμβράνη προστασίας τοποθετείται ανάμεσα στα στρώματα της πράσινης οροφής και πρέπει να είναι σε θέση να αντέξει αρκετό βάρος. Τοποθετείται μετά την μεμβράνη που αποτρέπει ρίζες, ενώ κάποια υλικά συσσωρεύουν νερό που απελευθερώνεται στην βλάστηση σε περιόδους ξηρασίας. (Cascone, 2019).

Το στρώμα αποθήκευσης νερού και αποχέτευσης διαδραματίζει σημαντικό ρόλο καθώς επιτρέπει την διαφυγή μεγάλων ποσοτήτων νερού που ενέχουν τον κίνδυνο ζημιάς στην κατασκευή. Τα δυο κύρια υλικά που χρησιμοποιούνται είναι τα κοκκώδη και τα αρθρωτά πάνελ. Αυτά τα πάνελ αποτελούνται από συνθετικά υλικά υψηλής αντοχής ή πλαστικά υλικά και έχουν κοιλότητες που επιτρέπουν την αποθήκευση της σωστής ποσότητας νερού (Cascone, 2019).

Ο ρόλος του στρώματος φιλτραρίσματος είναι ο χωρισμός του υποστρώματος από το στρώμα αποστράγγισης και η αποφυγή συσσώρευσης μικρών κομματιών χώματος ή φυτικών

υπολειμμάτων, πρέπει να έχει μικρές τρύπες ώστε να είναι υψηλά διαπερατό από το νερό (Cascone, 2019).

Το υπόστρωμα διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην ανάπτυξη των φυτών ενώ το πάχος και το βάρος του εξαρτάται από την βλάστηση, την γεωμετρία της οροφής, τις κλιματικές συνθήκες και την στρατηγική άρδευσης. Κατά την βροχή κάποια υποστρώματα φτάνουν στον κορεσμό γρήγορα αυξάνοντας το βάρος τους. Γενικά το βάρος του υποστρώματος ποικίλει από 12-14 kg/m² με πάχος 8 cm για εκτεταμένες πράσινες οροφές με περίπου 600 kg/m² με πάχος 50-60 cm για τις εντατικές (Cascone, 2019).

Επιπλέον το θρεπτικό υλικό περιλαμβάνει συστατικά που υποβοηθούν την ανάπτυξη της βλάστησης, τα οποία περιλαμβάνουν σάπια φύλλα, τύρφη, και κομποστοποιημένη ύλη. Πρέπει να ληφθεί υπόψη πως τα εμπορικά υποστρώματα είναι κατάλληλα για συγκεκριμένα είδη φυτών σε ορισμένες κλιματικές συνθήκες και μπορεί να είναι ακατάλληλα για διαφορετικές γεωγραφικές περιοχές (Cascone, 2019).

Τέλος για την επιλογή της κατάλληλης βλάστησης πρέπει να ληφθούν υπόψη η ένταση της βροχής, η υγρασία, ο αέρας, η ηλιακή ακτινοβολία. Επιπλέον έρευνες τα τελευταία χρόνια έχουν προσδιορίσει τα κατάλληλα φυτά με βάση το βάθος του εδάφους ως εξής:

- 0-5 cm: βρύα και λειχήνες
- 5-10 cm: γρασίδι, κοντά αγριολούλουδα, πολυετή φυτά
- 10-20 cm: μικρά ή μέτρια πολυετή, ετήσια φυτά από ξηρά ενδαιτήματα, άγρια λουλούδια (Cascone, 2019).

2.3.4 Νομοθεσία

Η κατασκευή φυτεμένων επιφανειών στα δώματα, στις στέγες και στους υπαίθριους χώρους, νέων, νομίμως υφισταμένων κτιρίων και κτιρίων των εδαφίων δ', ε' και στ' της παραγράφου 2 του άρθρου 23 του ν.4014/2011, επιτρέπεται εφ' όσον δεν αντίκειται σε ειδικότερους όρους δόμησης που ισχύουν.

Το υπόστρωμα ανάπτυξης των φυτών με τη διαστρωμάτωση των εξειδικευμένων υλικών, δεν επιτρέπεται να υπερβαίνει τα 40 εκ. πάνω από το μέγιστο επιτρεπόμενο ύψος του κτιρίου.

Η βλάστηση που αναπτύσσεται επάνω σε αυτό δεν επιτρέπεται να υπερβαίνει τα 3,00μ. Το είδος της βλάστησης, το υπόστρωμα ανάπτυξης των φυτών, το σύστημα της

πολυεπίπεδης διαστρωμάτωσης των εξειδικευμένων υλικών, καθώς και το αρδευτικό σύστημα, περιγράφεται σε τεχνική έκθεση, όπως ορίζεται στην παράγραφο 2. Δεν επιτρέπεται η κατασκευή φυτεμένων επιφανειών επάνω στις απολήξεις των κλιμακοστασίων και τα φρεάτια των ανελκυστήρων.

Η κατασκευή φυτεμένων επιφανειών στα δώματα, στις στέγες και στους υπαίθριους χώρους των κτιρίων πρέπει να μην προσβάλλει την αισθητική του κτιρίου και να εναρμονίζεται με τις υπόλοιπες κατασκευές που προβλέπονται σε αυτά, βάσει του άρθρου 19 του παρόντος. Ειδικά για τις στέγες, πρέπει η φυτεμένη επιφάνεια να ακολουθεί την κλίση τους, ώστε να μην αλλοιώνεται η μορφή του κτιρίου. Οι φυτεμένες επιφάνειες στα δώματα, τις στέγες και τους υπαίθριους χώρους των κτιρίων δεν αίρουν την υποχρέωση της παραγράφου 2 του άρθρου 17 του παρόντος.

Νέα κτίρια:

Για την κατασκευή φυτεμένων επιφανειών στα δώματα, στις στέγες και στους υπαίθριους χώρους κτιρίων που κατασκευάζονται με άδειες δόμησης, ακολουθούνται οι καθοριζόμενες διαδικασίες πληρότητας και ελέγχου του ν. 4030/2011 «Νέος τρόπος έκδοσης αδειών δόμησης, ελέγχου κατασκευών και λοιπές διατάξεις» (ΦΕΚ 249/Α/25-11-11), όπως ισχύει, με την πρόσθετη υποβολή τεχνικής έκθεσης κατασκευής Φυτεμένης Επιφάνειας δώματος ή στέγης ή υπαίθριου χώρου. Η κατασκευή της φυτεμένης επιφάνειας συσχετίζεται με τις επιμέρους μελέτες του κτιρίου.

Υφιστάμενα κτίρια:

Για την κατασκευή φυτεμένων επιφανειών στα δώματα, στις στέγες και στους υπαίθριους χώρους υφιστάμενων κτιρίων δεν απαιτείται οικοδομική άδεια ή έγκριση εργασιών δόμησης μικρής κλίμακας.

Ο ιδιοκτήτης καταθέτει στην οικεία υπηρεσία δόμησης, έγγραφη γνωστοποίηση εργασιών συνοδευόμενη από φάκελο δικαιολογητικών, που περιλαμβάνει τα παρακάτω:

α) υπεύθυνη δήλωση του ιδιοκτήτη για το αποκλειστικό δικαίωμα χρήσης του χώρου για την κατασκευή της φυτεμένης επιφάνειας ή συναίνεση συνιδιοκτητών εφόσον πρόκειται για κοινόχρηστο χώρο του κτιρίου. Ειδικά στην περίπτωση των δωμαίων και των χώρων, στους οποίους υπάρχει με βάση νόμιμο τίτλο δικαίωμα αποκλειστικής χρήσης, την υπεύθυνη δήλωση μπορεί να υποβάλλει ο δικαιούχος της χρήσης συγκύριος, χωρίς να είναι απαραίτητη η συναίνεση των υπόλοιπων συνιδιοκτητών,

β) υπεύθυνη δήλωση του αναδόχου εκτελεστή του έργου για την ανάληψη ευθύνης ορθής

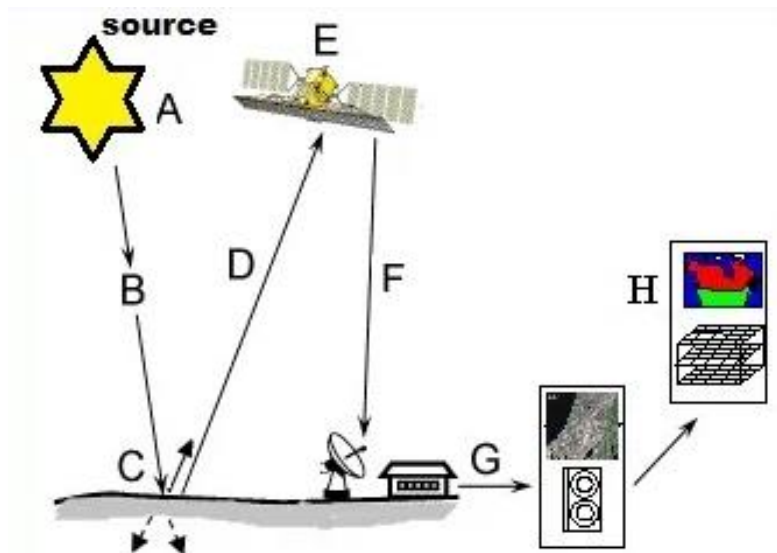
υλοποίησης του έργου, σύμφωνα με την τεχνική έκθεση του στοιχείου δ,
γ) τεχνική έκθεση αντοχής – στατικής επάρκειας, υπογεγραμμένη από αρμόδιο μηχανικό,
δ) τεχνική έκθεση κατασκευής Φυτεμένης Επιφάνειας,
ε) αντίγραφο οικοδομικής αδείας ή άλλο στοιχεία,
στ) φωτογραφίες του κτίσματος, του περιβάλλοντος αυτού χώρου και της προς φύτευση επιφάνειας.

Για τα κηρυγμένα διατηρητέα κτίρια ή νεώτερα μνημεία, απαιτείται η σύμφωνη γνώμη του φορέα προστασίας τους. Σε κάθε υπηρεσία δόμησης τηρείται ειδικό Μητρώο «Φυτεμένων επιφανειών», που ενημερώνεται με τις κατά τα άνω υποβαλλόμενες γνωστοποιήσεις.

2.4 Τηλεπισκόπηση

Ως Τηλεπισκόπηση ορίζεται η επιστήμη και η τεχνική που ασχολείται με τις βασικές αρχές, τη μεθοδολογία και τα εργαλεία με τα οποία συλλέγονται δεδομένα, τα οποία οδηγούν στην εξαγωγή πληροφοριών για κάποιο αντικείμενο ή φαινόμενο. Τα δεδομένα αυτά, κατά κανόνα, αποκτώνται μέσω μιας συσκευής η οποία βρίσκεται σε απόσταση από το υπό μελέτη αντικείμενο ή φαινόμενο (Αργιαλάς, 1999).

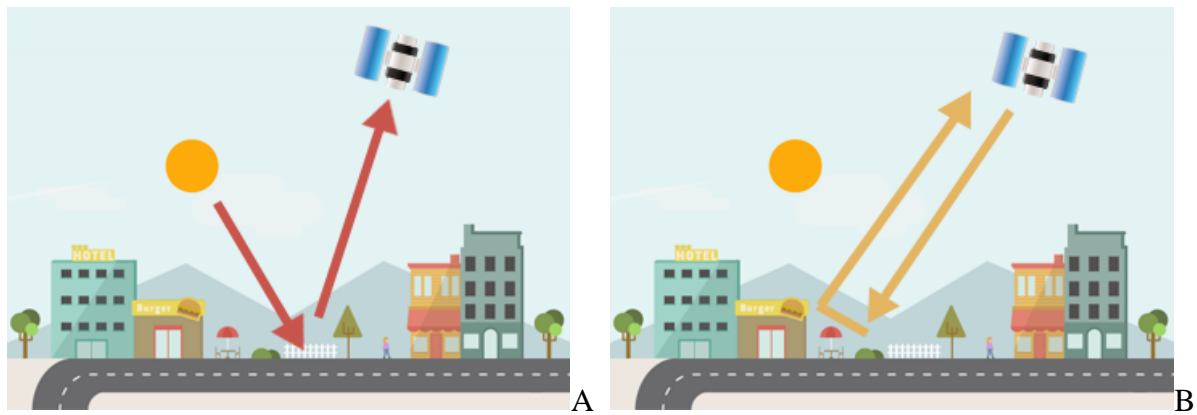
Για την πραγματοποίηση μιας μελέτης με τη χρήση τηλεπισκόπησης είναι απαραίτητη η ύπαρξη μια πηγής ενέργειας, η μετάδοση της ενέργειας στο αντικείμενο – στόχο, η αλληλεπίδραση του αντικειμένου με την προσλαμβάνουσα, η αναμετάδοση της ενέργειας από το αντικείμενο – στόχο προς τον δέκτη, η λήψη της από τον αερομεταφερόμενο ή δορυφορικό δέκτη, μια διαδικασία επεξεργασίας των δεδομένων και στη συνέχεια ερμηνείας και ανάλυσης τους ούτως ώστε στο τέλος να προκύψει η εξαγόμενη πληροφορία (Αργιαλάς 1999).



Εικόνα 1: Η διαδικασία μιας μελέτης τηλεπισκόπησης όπου A: η πηγή ενέργειας, B: η διάδοση της ενέργειας μέσω της ατμόσφαιρας, C: το αντικείμενο στόχος και η αλληλεπίδραση του με την ενέργεια, D: η αναμετάδοση της ενέργειας, E: ο δέκτης που λαμβάνει την ενέργεια, F: η μετάδοση των δεδομένων, G: το σύστημα επεξεργασίας ανάλυσης και ερμηνείας των δεδομένων, H: η εξαγόμενη πληροφορία (Πηγή: girsstudy.com)

Οι αισθητήρες – δέκτες διακρίνονται σε δύο γενικές κατηγορίες τους ενεργητικούς και τους παθητικούς αισθητήρες με κριτήριο την προέλευση την ακτινοβολίας που λαμβάνουν. Ο παθητικοί τηλεσκοπικοί αισθητήρες είναι δέκτες ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας η οποία προέρχεται από μια άλλη πηγή, η συνηθέστερη πηγή είναι ο ήλιος, και η οποία είτε αντανακλάται είτε απορροφάται και επανεκπέμπεται. Η χρήση των παθητικών αισθητήρων είναι εφικτή μόνο για όσο χρόνο υπάρχει επαρκές ηλιακό φως και μόνο όταν διαθέτουν θερμικούς αισθητήρες μπορούν να λειτουργήσουν και κατά τη διάρκεια της νύχτας λαμβάνοντας την ενέργεια που εκπέμπει το έδαφος .

Αντίθετα, οι ενεργητικοί αισθητήρες εκπέμπουν οι ίδιοι ακτινοβολία προς το αντικείμενο – στόχο και ανιχνεύουν την αντανακλώμενη από αυτόν ενέργεια, ένα απλό παράδειγμα αποτελεί μια φωτογραφική μηχανή με φλας. Τα πλεονεκτήματα των ενεργητικών αισθητήρων έγκειται στο γεγονός της ανεμπόδιστης λειτουργίας τους ανεξαρτήτως καιρικών φαινομένων ενώ μπορούν να εκπέμψουν και συνεπώς να ανιχνεύσουν μήκη κύματος τα οποία δεν παρέχονται επαρκώς από την ηλιακή ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία (Imam, 2019, Government of Canada, 2015).



Εικόνα 2: Παράδειγμα παθητικού (Α) και ενεργητικού (Β) τηλεσκοπικού αισθητήρα (Πηγή: gisgeography.com).

Τα τηλεσκοπικά δεδομένα τα οποία προέρχονται από τους αισθητήρες μετατρέπονται σε δισδιάστατους πίνακες $n - \text{σειρών}$ και $m - \text{στηλών}$, στον οποίο κάθε εικονοστοιχείο διακρίνεται από μια τιμή η οποία αφορά την ανάκλαση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας (Μαραγκουδάκης, 2014). Τα τηλεπισκοπικά δεδομένα χαρακτηρίζονται από τις εξής ιδιότητες:

Χωρική Διακριτική Ικανότητα

Περιγράφει το μέγεθος του μικρότερου αντικειμένου που καταγράφει ο αισθητήρας, δηλαδή το μέγεθος του εικονοστοιχείου σε πραγματικές διαστάσεις. Έτσι οι δορυφορικές εικόνες διακρίνονται σε εικόνες:

- Πολύ Υψηλής Ανάλυσης (Very High Spatial Resolution) 0.4 έως 4m
- Υψηλής Ανάλυσης (High Spatial Resolution) 4 έως 30 m
- Χαμηλής Ανάλυσης (Low Spatial Resolution) 30 έως 1000m

Φασματική Διακριτική Ικανότητα

Προσδιορίζει το εύρος του μήκους κύματος κάθε φασματικού καναλιού. Συνεπώς εικόνες με υψηλή φασματική ανάλυση διακρίνονται από μικρά εύρη και συνεπώς εμφανίζουν μεγάλη διακριτικότητα και ενδείκνυνται για τη μελέτη λεπτομερειών ενός τοπίου. Αντίθετα εικόνες με χαμηλή φασματική ανάλυση χαρακτηρίζονται από μεγάλα εύρη δυσχεραίνοντας τον εντοπισμό και τη μελέτη λεπτομερειών ενός τοπίου. Έτσι οι δορυφορικές εικόνες διακρίνονται σε Παγχρωματικές, Υπερφασματικές και Πολυφασματικές εικόνες.

Ραδιομετρική Διακριτική Ικανότητα

Αντιπροσωπεύει τη δυνατότητα καταγραφής πολύ μικρών διαφορών που αφορούν στη συμπεριφορά των χαρακτηριστικών του προς μελέτη αντικειμένου απέναντι στο ηλεκτρομαγνητικό φάσμα. Όσο μεγαλύτερη είναι η ραδιομετρική ανάλυση μιας εικόνας τόσο αυξάνεται η πιθανότητα να διακριθούν σωστά διαφορετικά χαρακτηριστικά της εικόνας τα οποία μοιάζουν μεταξύ τους.

Τα τηλεπισκοπικά δεδομένα και συνεπώς οι δορυφορικές εικόνες μπορούν να αναλυθούν και να ερμηνευθούν για την εξαγωγή πληροφοριών μέσω δύο προσεγγίσεων, είτε ποιοτικά είτε ποσοτικά. Η ποιοτική προσέγγιση αφορά την οπτική ερμηνεία των πολυφασματικών εικόνων η οποία επιτυγχάνεται με τη βοήθεια του ανθρώπινου παράγοντα και συνεπώς περιλαμβάνει την εύκολη εξαγωγή αποφάσεων και συμπερασμάτων. Η ποσοτική προσέγγιση αφορά την ψηφιακή επεξεργασία των δορυφορικών εικόνων μέσω μεθόδων μαθηματικής ταξινόμησης και επιτυγχάνεται με τη βοήθεια του υπολογιστή. Και οι δύο προσεγγίσεις εμφανίζουν πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα τα οποία μας οδηγούν στο συμπέρασμα πως στην πράξη θα πρέπει να συνδυάζονται καθώς τόσο η εφαρμογή ψηφιακών επεξεργασιών πριν την οπτική ερμηνεία μπορεί να την υποβοηθήσει όσο και οι παρατηρήσεις του φωτοερμηνευτή μπορούν να είναι κομβικές για την επιτυχία της ψηφιακής ταξινόμησης (Αργιαλάς, 1998).

Οι μέθοδοι ταξινόμησης κατηγοριοποιούνται σε δύο είδη την επιβλεπόμενη και τη μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση. Η διαφορά των δυο μεθόδων έγκειται στη συμμετοχή του φωτοερμηνευτή με σκοπό την αναγνώριση των κατηγοριών που περιέχει η προς μελέτη δορυφορική εικόνα και στη συνέχεια τη δημιουργία περιοχών εκπαίδευσης και τη λήψη δειγμάτων για κάθε μια από αυτές. Η μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση, αντίθετα, δεν απαιτεί τη δημιουργία περιοχών εκπαίδευσης και τη λήψη δειγμάτων καθώς μέσω της χρήσης αλγορίθμων επιτυγχάνεται η ομαδοποίηση των εικονοστοιχείων βάσει της φασματικής τους υπογραφής (Αργιαλάς, 1998).

2.4.1 Αντικειμενοστρεφής Ανάλυση

Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνταν μέχρι πρότινος για την ανάλυση των δορυφορικών εικόνων θεωρούσαν ως μονάδα προς επεξεργασία το εικονοστοιχείο (pixel – based image analysis) αξιοποιώντας μόνο τα φασματικά χαρακτηριστικά του. Με την εμφάνιση όμως νέων δορυφόρων, με εικόνες με πολύ μεγαλύτερης χωρικής ανάλυσης, όπως ο IKONOS και αργότερα οι QuickBird, WorldView-1, WorldView-2 , WorldView-3, WorldView-4, η

αντικειμενοστρεφής ανάλυση (Object - Based Image Analysis) αποτέλεσε την πλέον αποτελεσματική μέθοδο ανάλυσης των εικόνων αυτών (Hossain & Chen, 2019). Αυτό συμβαίνει καθώς ομαδοποιεί τα εικονοστοιχεία δημιουργώντας αντικείμενα (object), τα οποία αποτελούν πλέον τη μονάδα επεξεργασίας, και αναλύει την εικόνα λαμβάνοντας υπόψιν τις φασματικές, χωρικές και τοπολογικές ιδιότητες τους (Lang, 2008).

Για την αντικειμενοστρεφή ανάλυση οι δυο βασικές λειτουργίες είναι η κατάτμηση και η ταξινόμηση. Η κατάτμηση αφορά στο διαχωρισμό της εικόνας σε ομάδες αντικειμένων, τα οποία θα αναλυθούν και θα ταξινομηθούν αργότερα, βάσει χαρακτηριστικών όπως το σχήμα, το χρώμα, το μέγεθος και η υφή (Lucchese and Mitray, 2001). Αποτελεί το πρώτο βήμα για την επεξεργασία και ανάλυση μια εικόνας. Η εφαρμογή της κατάτμησης εξαρτάται από της ανάγκες τις εκάστοτε εργασίας γι' αυτό και ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να επεξεργαστεί μια σειρά από ρυθμίσεις. Μπορεί να επιλέξει το πλήθος των επιπέδων κατάτμησης, την κλίμακα της κατάτμησης, φασματικά κανάλια που θα συμμετέχουν αλλά και το βάρος που θα δοθεί στο καθένα, αλλά και να επιλέξει το βάρος που θα δώσει στα κριτήρια ομοιογένειας, δηλαδή του χρώματος και του σχήματος αλλά και του συμπαγούς του σχήματος με το λείο της οριογραμμής, τα οποία είναι συμπληρωματικά μεταξύ τους ανά ζεύγη.

Στην παρούσα μελέτη η διαδικασία της κατάτμησης γίνεται μέσα στο λογισμικό e-Cognition με τη χρήση του αλγόριθμου πολλαπλής κατάτμησης «multiresolution segmentation». Η διαδικασία αυτή συνέβαλε στην εξαγωγή καλύτερων σχημάτων των προς μελέτη αντικειμένων, που ανταποκρίνονται όσο το δυνατόν καλύτερα στα πραγματικά σχήματα τους, με σκοπό τη βελτίωση της ταξινόμησης και με τις δύο μεθόδους που ακολουθήθηκαν.

Σύμφωνα με τον Αργιαλά Δ., (1999) η ταξινόμηση είναι μια διαδικασία κατά την οποία τα εικονοστοιχεία μιας εικόνας κατηγοριοποιούνται αυτόματα σε αντικείμενα. Στην παρούσα μελέτη η ταξινόμηση της εικόνας είναι το επόμενο βήμα μετά την κατάτμηση της, εκτελώντας τον αλγόριθμο «hierarchical classification», αφού πρώτα είναι ορισθεί ο κατάλληλος κανόνας εντός της κάθε κατηγορίας.



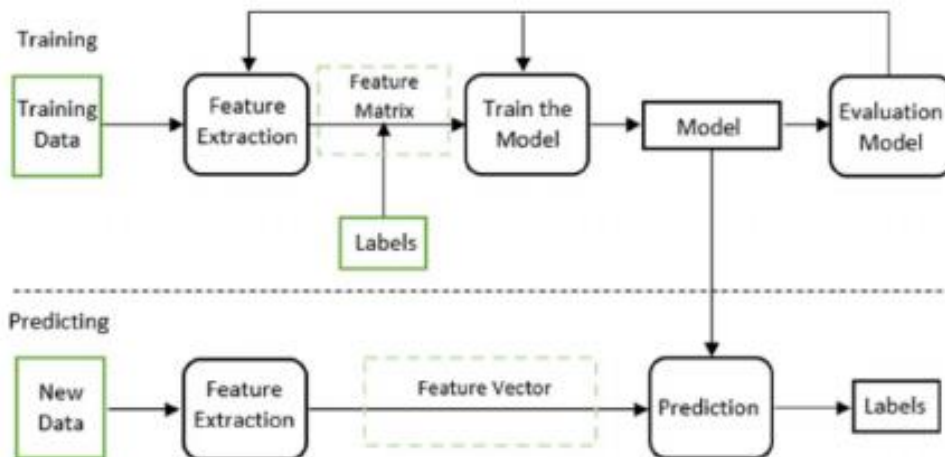
Εικόνα 3: Παράδειγμα της βέλτιστης κατάτμησης των περιοχών μελέτης (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

2.4.2 Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)

Η μηχανική μάθηση (Machine Learning) εντάσσεται στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης (Artificial Intelligence) και σύμφωνα με τον Arthur Samuel (1959) είναι το «πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί». Η μηχανική μάθηση διακρίνεται βάσει του τρόπου με τον οποίο ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται στις εξής κατηγορίες:

- Επιβλεπόμενη Μάθηση

Η επιβλεπόμενη μάθηση αφορά την εκπαίδευση του αλγόριθμου μέσω παραδειγμάτων (LeCun et al., 2015). Αφορά την εκπαίδευση ενός αλγόριθμου ώστε να αντιστοιχίζει εισόδους σε κατάλληλες εξόδους, βάσει των παραδειγμάτων που του δίνονται, δηλαδή ζευγαριών εισόδου και εξόδου. Τα δεδομένα λοιπόν εκπαιδεύονται με την αντίστοιχη ετικέτα (label) εξόδου. Ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται μέσα από την αναζήτηση μοτίβων στα δεδομένα αυτά ώστε να μπορέσει να κάνει συσχετίσεις και να είναι σε θέση να ταξινομήσει νέες εισόδους στις κατάλληλες ετικέτες (Mohssen et all, 2017).



Εικόνα 4: Η διαδικασία της επιβλεπόμενης μάθησης (Ghareeb et all, 2022)

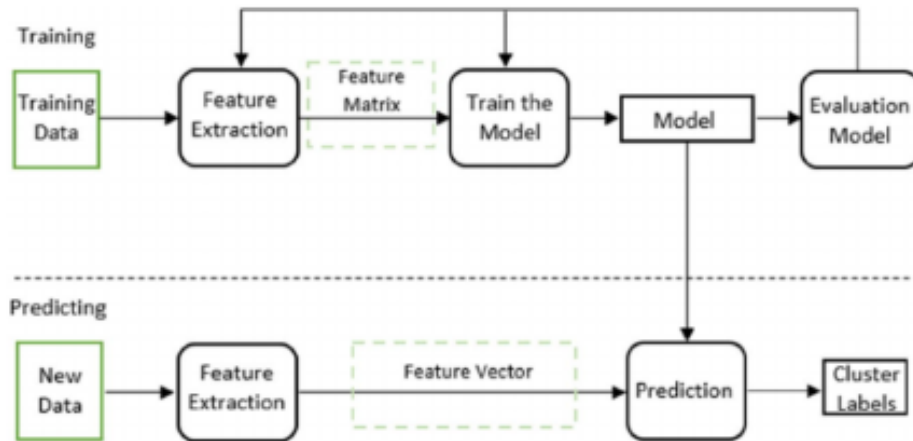
Οι δύο βασικές διαδικασίες της επιβλεπόμενης μάθησης είναι η ταξινόμηση (Classification) και η παλινδρόμηση (Regression) (Ghareeb et all, 2022, Mohssen et all, 2017). Μέθοδοι Επιβλεπόμενης Μάθησης αποτελούν οι:

- Μάθηση Εννοιών (Concept Learning)
- Δένδρα Ταξινόμησης ή απόφασης (Classification / Decision Trees)
- Μάθηση Κανόνων (Rule Learning)
- Μάθηση κατά Περίπτωση (Instance Based Learning)
- Μάθηση κατά Bayes
- Γραμμική Παρεμβολή (Linear Regression)
- Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)
- Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines, SVM) (Βλαχάβας, 2006)

Στην παρούσα μελέτη εξετάζεται ο αλγόριθμος Random Forest. Όπως αναφέρθηκε και νωρίτερα αποτελεί ένα αλγόριθμο επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης και ανήκει στην κατηγορία των Δένδρων Απόφασης (Decision Trees). Αποτελείται λοιπόν από ένα σύνολο δένδρων απόφασης κάθε ένα από τα οποία εξάγει μια πρόβλεψη για κάθε θεματική κατηγορία. Η θεματική κατηγορία η οποία υπερέχει γίνεται εν τέλει και η πρόβλεψη του μοντέλου. Η τελική πρόβλεψη του μοντέλου γίνεται με τον υπολογισμό του μέσου όρου από τις προβλέψεις κάθε δένδρου απόφασης. Συνεπώς όσο αυξάνεται ο αριθμός των δένδρων απόφασης τόσο μεγαλύτερη ακρίβεια θα έχει του μοντέλου.

➤ Μη επιβλεπόμενη Μάθηση

Σε αυτόν τον τύπο μάθησης ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται σε μη επισημασμένα (no- labeled) δεδομένα. Έτσι ο αλγόριθμος προσπαθεί να βρει ανάμεσα στα δεδομένα πρότυπα ή συσχετισμούς με σκοπό τη δημιουργία μοτίβων. Οι τεχνικές που ακολουθούνται για την περιγραφή των δεδομένων είναι η ομαδοποίηση (Clustering), συσχέτιση (Association) και Μείωση διάστασης (Dimensionality reduction) (Ghareeb et all, 2022, Mohssen et all, 2017).



Εικόνα 5: Η διαδικασία της μη επιβλεπόμενης μάθησης (Ghareeb et all, 2022)

➤ Ενισχυμένη Μάθηση

Αποτελεί ένα μοντέλο συμπεριφορικής μάθησης. Η ενισχυμένη μάθηση βασίζεται σε ένα σύστημα ανταμοιβής του αλγόριθμου κατά τη διάρκεια της ολοκλήρωσης μιας εργασίας. Πιο συγκεκριμένα όσο ο αλγόριθμος εκτελεί μια εργασία του δίνονται σήματα μέσω ανατροφοδότησης, είτε θετικά είτε αρνητικά, τα οποία τον καθοδηγούν να αντιληφθεί εάν είναι σωστή ή όχι η πορεία που ακολουθεί. Ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται μέσω δοκιμών και σφαλμάτων οπότε αυτή βελτιώνεται με την ύπαρξη μιας σειράς από επιτυχημένες αποφάσεις (Bertsekas, 2012, Ghareeb et all, 2022, Mohssen et all, 2017).

➤ Ημειπιβλεπόμενη Μάθηση

Αυτός ο τύπος μάθησης αποτελεί έναν συνδυασμό της επιβλεπόμενης και μη μάθησης. Η εκπαίδευση του αλγόριθμου γίνεται μέσω της παροχής σε αυτόν δεδομένων με ετικέτα, έχοντας σαν αποτέλεσμα τη δημιουργία ενός μοντέλου μερικώς εκπαιδευμένου, το οποίο στη συνέχεια καλείται να εξερευνήσει τα δεδομένα μόνο του και να εντοπίσει τα χωρίς ετικέτα δεδομένα. Μέσω αυτής της διαδικασίας συνενώνονται τα επισημασμένα και μη δεδομένα και οδηγούν στην παραγωγή ενός νέου μοντέλου (Mohssen et all, 2017).

2.4.3 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)

Η βαθιά μάθηση αποτελεί υποκατηγορία της μηχανικής μάθησης (Machine Learning) και συνεπώς της τεχνητής νοημοσύνης (AI). Επιτρέπει σε υπολογιστικά μοντέλα τα οποία αποτελούνται από πολλαπλά στρώματα επεξεργασίας να εκπαιδευτούν σε ιεραρχικές αναπαραστάσεις δεδομένων σε πολλαπλά επίπεδα (Lecun et all., 2015). Η βαθιά μάθηση βασίζεται στην αξιοποίηση τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Artificial neural networks – ANN), κάθε ένα από τα οποία αποτελείται από διασυνδεδεμένους νευρώνες, οι οποίοι μιμούνται την αρχιτεκτονική και τη λειτουργία των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Με αυτό τον τρόπο έχουν τη δυνατότητα να εκπαιδευτούν σε μεγάλα σύνολα δεδομένων με σκοπό την εξαγωγή αποτελεσμάτων υψηλής ακρίβειας. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα διακρίνονται σε τρεις βασικές κατηγορίες:

- Τα τροφοδοτικά νευρωνικά δίκτυα (Feedforward Neural Networks-FNN)
- Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (Recurrent Neural Networks - RNN)
- Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks - CNN).

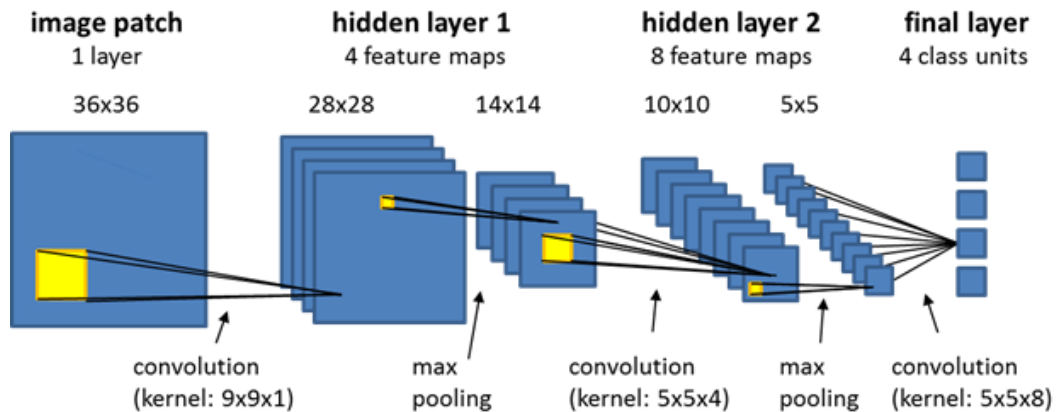
Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα - (Convolutional Neural Networks - CNN)

Τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNN) αποτελούν έναν τύπο τεχνητού νευρωνικού δικτύου και είναι ιδιαίτερα διαδεδομένα για την επεξεργασία και την ανάλυση εικόνων. Η υπεροχή των συνελκτικών νευρωνικών δικτύων για την επεξεργασία δορυφορικών εικόνων έγκειται στην ταχύτητα με την οποία επεξεργάζονται μεγάλων διαστάσεων επίπεδα εισόδου.

Η δομή τους, όπως φαίνεται και στην εικόνα , περιλαμβάνει:

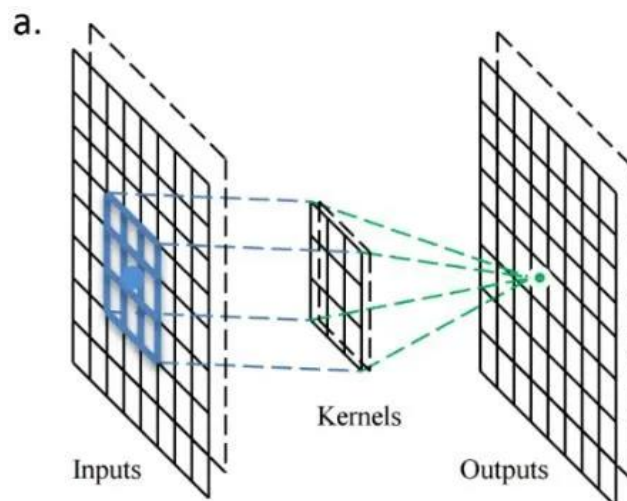
- Ένα επίπεδο εισόδου

- Δύο κρυφά επίπεδα, κάθε ένα από τα οποία περιλαμβάνει δύο επιμέρους επίπεδα, το επίπεδο συνέλιξης (convolution) και το επίπεδο συγκέντρωσης (pooling).
- Ένα επίπεδο εξόδου.



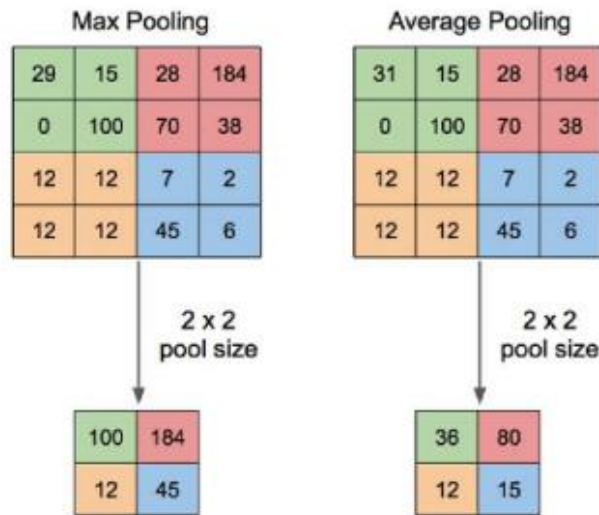
Εικόνα 6: Η δομή ενός απλού μοντέλου Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου (CNN) (Πηγή: Trimble's eCognition Developer User Guide, 2023)

Πιο συγκεκριμένα τα επίπεδα συνέλιξης αποτελούνται από πλέγματα νευρώνων. Σε κάθε ένα επίπεδο συνέλιξης εισάγεται ένα πλέγμα από το προηγούμενο επίπεδο και τα βάρη του παραμένουν σταθερά για όλους τους νευρώνες που ακολουθούν. Κάθε συνελκτικό επίπεδο εκτελεί την συνέλιξη του προηγούμενου επιπέδου, δηλαδή την εφαρμογή πολλαπλών φίλτρων στο επίπεδο εισόδου με σκοπό την ανίχνευση συγκεκριμένων μοτίβων.



Εικόνα 7: Η διαδικασία στο επίπεδο συνέλιξης (Πηγή: Poletaev I., et all, 2016)

Τα επίπεδα μέγιστης συγκέντρωσης συναντώνται έπειτα από τα συνελικτικά επίπεδα. Σε αυτά εισάγεται ένα πλέγμα από το συνελικτικό επίπεδο που έχει προηγηθεί και εξάγουν μια τιμή (μέγιστη τιμή, μέση τιμή κ.α). Τα επίπεδα συγκέντρωσης αποσκοπούν στη μείωση των διαστάσεων των feature maps διατηρώντας τις σημαντικότερες πληροφορίες ούτως ώστε να αποφευχθεί η υπερπροσαρμογή του μοντέλου.



Εικόνα 8: Η διαδικασία στο επίπεδο συγκέντρωσης για τη μέγιστη και τη μέση τιμή (Muhamad Y. et all, 2019)

Το λογισμικό eCognition χρησιμοποιεί συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα η ανάπτυξη των οποίων βασίζεται στην τεχνολογία βαθιάς μάθησης Google TensorFlow (Trimble's eCognition Developer User Guide, 2023). Κατά τη διάρκεια της φόρτωσης του μοντέλου ο χρήστης καλείται να επιλέξει ανάμεσα σε δύο νευρωνικά δίκτυα, το TensorFlow και το eCognition Model. Στην παρούσα μελέτη αξιοποιήθηκε το συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο eCognition Model.

2.4.5 Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων

Ο πλέον συνηθισμένος τρόπος αξιολόγησης της ακρίβειας των ταξινομήσεων είναι η εξαγωγή πινάκων σύγχυσης (Confusion Matrix). Κάθε πίνακας αποτελείται από σειρές και στήλες ίσες στον αριθμό. Στις σειρές περιγράφονται τα δεδομένα ελέγχου των θεματικών κατηγοριών ενώ στις στήλες περιγράφονται τις θεματικές κατηγορίες τις ταξινόμησης. Τα δεδομένα που

προκύπτουν από έναν πίνακα σύγκρισης αξιοποιούνται για τον υπολογισμό δεικτών αξιολόγησης και διακρίνονται στις ακόλουθες κατηγορίες:

- Ως True Positive (TP) χαρακτηρίζονται τα pixels τα οποία ταξινομήθηκαν σωστά σε μια θεματική κατηγορία στην οποία είχαν τοποθετηθεί.
- Ως True Negative (TN) χαρακτηρίζονται τα pixels τα οποία, σωστά, δε ταξινομήθηκαν σε μια θεματική κατηγορία
- Ως False Positive (FP) χαρακτηρίζονται τα pixels τα οποία ταξινομήθηκαν σε μια θεματική κατηγορία στην οποία δεν είχαν τοποθετηθεί και
- Ως False Negative (FN) χαρακτηρίζονται τα pixels τα οποία δε ταξινομήθηκαν σε μια θεματική κατηγορία ενώ θα έπρεπε.

Πιο συγκεκριμένα οι δείκτες αξιολόγησης που προκύπτουν είναι οι εξής:

- Η Ακρίβεια του Παραγωγού (Producer's Accuracy)

Υπολογίζεται ως το πηλίκο των σωστά ταξινομημένων εικονοστοιχείων μια θεματικής κατηγορίας προς το σύνολο των εικονοστοιχείων που ανήκουν στην κατηγορία αυτή. Αντιπροσωπεύει την επιτυχία της ταξινόμησης των εικονοστοιχείων αναφοράς για κάθε θεματική κατηγορία.

- Η Ακρίβεια του Χρήστη (User's Accuracy)

Υπολογίζεται ως το πηλίκο των σωστά ταξινομημένων εικονοστοιχείων μια θεματικής κατηγορίας προς το σύνολο των εικονοστοιχείων που ταξινομήθηκαν στην κατηγορία αυτή. Αντιπροσωπεύει την πιθανότητα ένα εικονοστοιχείο να αντιπροσωπεύει στην πραγματικότητα την θεματική κατηγορία στην οποία έχει ταξινομηθεί.

- Ο συντελεστής Kappa

Εκφράζει τη διαφορά των σφαλμάτων που προκύπτουν από την διαδικασία της ταξινόμησης από τα σφάλματα που προκύπτουν μέσα από μια τυχαία ταξινόμηση.

$$k = \frac{2*(TP*TN - FN*FP)}{(TP+FP)*(FP+TN) + (TP+FN)*(FN+TN)}$$

- Η Ολική Ακρίβεια (Overall Accuracy)

Αντικατοπτρίζει την συνολική ακρίβεια της ταξινόμησης και υπολογίζεται ως το πηλίκο του συνόλου των εικονοστοιχείων που ταξινομήθηκαν σωστά στην κάθε θεματική κατηγορία,

δηλαδή στο άθροισμα των τιμών που βρίσκονται στη διαγώνιο του πίνακα, προς το σύνολο των εικονοστοιχείων.

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

➤ Precision ή Ευστοχία

Υπολογίζεται ως το πηλίκο των ορθά θετικών εικονοστοιχείων προς το άθροισμα των ορθά και ψευδώς αρνητικών εικονοστοιχείων και αντικατοπτρίζει τον αριθμό των εικονοστοιχείων που έχει σωστά ταξινομήσει ο αλγόριθμος

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

➤ Recall ή Ανάκληση

Υπολογίζεται ως το πηλίκο των ορθά θετικών εικονοστοιχείων προς το άθροισμα των ορθά θετικών και ψευδώς αρνητικών εικονοστοιχείων και αντικατοπτρίζει τον αριθμό των δεδομένων ελέγχου που έχει εντοπίσει ο αλγόριθμος.

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

➤ F-1 Score

Αποτελεί έναν σταθμισμένο δείκτη ο οποίος συνδυάζει τους δείκτες Recall και Precision. (Kattenborn, 2021)

$$\text{F1 Score} = \frac{2 * (\text{Recall} * \text{Precision})}{(\text{Recall} + \text{Precision})}$$

3. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Στη μελέτη «Towards a green sustainable strategy for Mediterranean cities: Assessing the benefits of large-scale green roofs implementation in Thessaloniki, Northern Greece, using environmental modelling, GIS and very high spatial resolution remote sensing data» των Karteris M., Theodoridou I., Mallinis G., Tsiros E. και Karteris A., επιλέχθηκε ως περιοχή μελέτης ο πολεοδομικός ιστός της Θεσσαλονίκης ενώ ως αντικείμενο είχε την αξιολόγηση των επίπεδων οροφών της πόλης που μπορούν να υποστηρίξουν την εγκατάσταση πράσινων

οροφών αλλά και την ποσοτικοποίηση των θετικών επιδράσεων που θα έχουν για αυτή. Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε βασίστηκε στην αξιοποίηση ορθοφωτογραφιών της πόλης, σε ψηφιακό μοντέλο επιφάνειας αλλά και σε διανυσματικά αρχεία με τα αποτυπώματα των κτιρίων και με πληροφορίες που αφορούν τις χρήσεις γης, τα ύψη των κτιρίων, τα συστήματα κατασκευής και τις ημερομηνίες κατασκευής τους καθώς και κοινωνικοοικονομικά και πληθυσμιακά δεδομένα, εφαρμοσμένα σε επίπεδο οικοδομικού τετραγώνου, τα οποία ελήφθησαν από την τεχνική αρχή του Δήμου Θεσσαλονίκης και από την Ελληνική Στατιστική Αρχή. Για την επίτευξη του σκοπού της μελέτης εφαρμόστηκε αντικειμενοστρεφής ανάλυση εικόνας με πρώτο βήμα την εφαρμογή κατάτμησης σε τρία επίπεδα αξιοποιώντας πολλαπλούς αλγόριθμους στο λογισμικό eCognition και τέλος εφαρμόστηκε η ταξινόμηση της εικόνας με θέσπιση κανόνων ασαφούς λογικής.

Οι Joshi M., Selmi W., Binard M., Nys G. και Teller J. στη μελέτη τους με τίτλο «Potential for urban greening with green roofs: a way towards smart cities» εστιάζουν στην πόλη της Λιέγης, στοχεύοντας στην ανίχνευση των εν δυνάμει πράσινων οροφών μέσω μια ιεράρχησης δεδομένων που αφορούν την όπως η έλλειψη υφιστάμενου πρασίνου, η ζώνες με υψηλή θερμοκρασία αλλά και οι κοινωνικοοικονομικές συνθήκες. Για τη διεξαγωγή της μελέτης αυτής αξιοποιήθηκαν δεδομένα από διαφορετικές πηγές όπως δεδομένα LiDAR και δεδομένα από τη δημόσια υπηρεσία της Βαλλονίας που περιλαμβάνουν τρισδιάστατη ψηφιακή χαρτογράφηση όλης της περιοχής και τα οποία αξιοποιήθηκαν σε περιβάλλον GIS. Η μεθοδολογία που εφαρμόστηκε περιλάμβανε τον εντοπισμό των επίπεδων οροφών από τα δεδομένα LiDAR με τη χρήση μη επιβλεπόμενων αλγόριθμων ανίχνευσης σχήματος. Τα πλάνα που εξετάστηκαν αφορούσαν μια περιοχή 10 τετραγωνικών μέτρων και επίπεδες οροφές με κλίση μεταξύ 0-10 μοίρες. Μια ακόμη παράμετρος που προσμετρήθηκε είναι η στατικότητα των κτιρίων καθώς τα κτίρια κατασκευασμένα από τσιμέντο είναι πολύ ισχυρότερα από αυτά που είναι κατασκευασμένα από ατσάλι. Έτσι μέσω των δεδομένων LiDAR έγινε εξαγωγή ψηφιακού μοντέλου υψομέτρου και σύμφωνα με το οποίο επιλέγονται κτίρια με επίπεδες οροφές με ύψος μεγαλύτερο από 20 μέτρα είναι το υλικό κατασκευής είναι το τσιμέντο και μικρότερο από 20 μέτρα εάν το υλικό κατασκευής είναι το ατσάλι. Τελευταίο βήμα για την εξαγωγή του αποτελέσματος αποτέλεσε η εφαρμογή του δείκτη βλάστησης NDVI για την εξαγωγή της υπάρχουσας βλάστησης στην περιοχή μελέτης με σκοπό την προτεραιοποίηση των περιοχών που προορίζονται για την εγκατάσταση πράσινων οροφών.

Στη μελέτη των Santos T., Tenedório J. A., Gonçalves J. A. με τίτλο «Quantifying the City's Green Area Potential Gain Using Remote Sensing Data» επιχειρήθηκε ο υπολογισμός της

υπάρχουσας βλάστησης, μέσω αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης αξιοποιώντας εικόνα υψηλής ανάλυσης του δορυφόρου Worldview 2 και η εκτίμηση της δυνητικής κάλυψης από βλάστηση χρησιμοποιώντας τρισδιάστατα δεδομένα LiDAR. Η μεθοδολογία περιλάμβανε αρχικά την εφαρμογή του δείκτη βλάστησης NDVI στην δορυφορική εικόνα Worldview 2 για την εξαγωγή της υπάρχουσας βλάστησης στην περιοχή μελέτης. Στη συνέχεια αξιοποιήθηκε επίσης η δορυφορική εικόνα σε συνδυασμό με το αρχείο των αποτυπωμάτων των κτιρίων για την ταξινόμηση της εικόνας με σκοπό την ανίχνευση των υλικών κατασκευής των οροφών αναδεικνύοντας όσες δεν καλύπτονται από κεραμίδια. Ακολούθως πραγματοποιήθηκε μια τρισδιάστατη ανάλυση όπου αξιοποιήθηκαν το ψηφιακό μοντέλο επιφάνειας, τα αποτυπώματα των κτιρίων και η δορυφορική εικόνα με σκοπό την εξαγωγή μοντέλου από το οποίο εντοπίζονται οι οροφές με τα επιθυμητά χαρακτηριστικά όπως έκταση μεγαλύτερη από 100 τετραγωνικά μέτρα και κλίση έως 20 μοίρες. Τέλος από την ανάλυση του ψηφιακού μοντέλου εδάφους προέκυψε μια κατηγοριοποίηση στις ώρες που υπάρχει ηλιακή ακτινοβολία. Όλα αυτά τα δεδομένα συνενώθηκαν δημιουργώντας έναν χάρτη με τις δυνητικά πράσινες οροφές της πόλης της Λισαβώνας.

Οι Mallinis G., Karteris M., Theodoridou I., Tsioukas V. and Karteris V., (2014) στην μελέτη «Development of a nationwide approach for large scale estimation of green roof retrofitting areas and roof-top solar energy potential using VHR natural colour orthoimagery and DSM data over Thessaloniki, Greece» ανέπτυξαν μια μεθοδολογία αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης για την επεξεργασία ορθοφωτογραφίας πολύ υψηλής ανάλυσης με σκοπό τη χαρτογράφηση των διαθέσιμων επίπεδων οροφών για την εγκατάσταση φυτεμένων δωματίων και ηλιακών πάνελ στη πόλη της Θεσσαλονίκης. Προς αυτή την κατεύθυνση εκτός από την αξιοποίηση της αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης εικόνας χρησιμοποιήθηκε και το ψηφιακό μοντέλο επιφάνειας της πόλης (DSM) αλλά και διανυσματικά αρχεία όπως τα αποτυπώματα των κτιρίων. Η διαδικασία της αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης πραγματοποιήθηκε έχοντας ως πρώτο βήμα την κατάτμηση της εικόνας σε τέσσερα επίπεδα, στο λογισμικό eCognition, αξιοποιώντας τον αλγόριθμο multi-resolution segmentation και τον αλγόριθμο contrast-split segmentation. Στη συνέχεια εφαρμόστηκε η ταξινόμηση της εικόνας αξιοποιώντας κανόνες ασαφούς λογικής αφού επιλέχθηκαν χειροκίνητα δείγματα για κάθε θεματική κατηγορία και αναγνωρίστηκαν τα διαφορετικά χαρακτηριστικά και τα ασαφή όρια των κανόνων. Τέλος για την αξιολόγηση της ταξινόμησης υπολογίσθηκαν το μέσο και το απόλυτο σφάλμα.

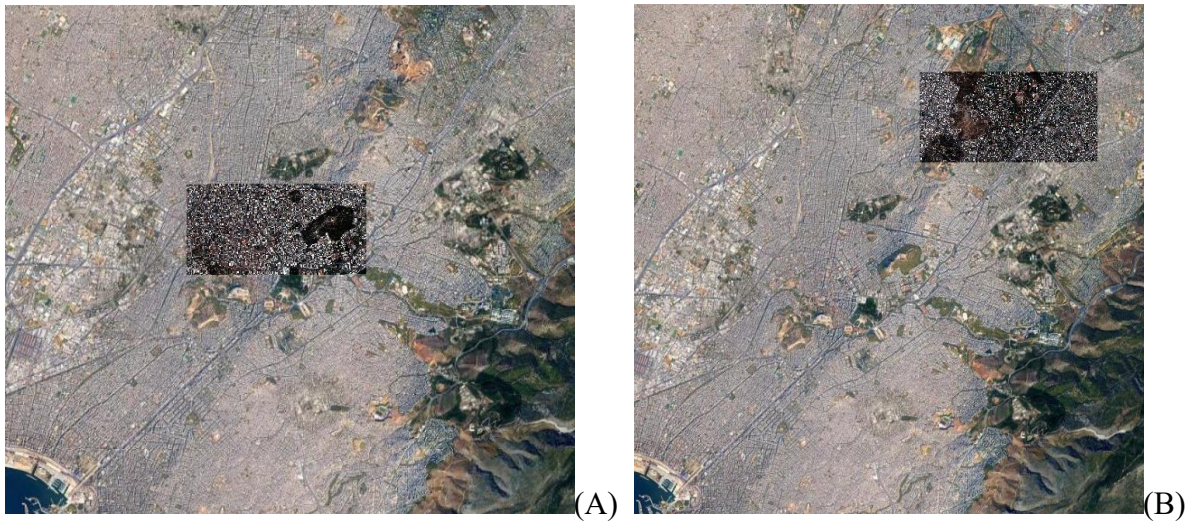
Τέλος, η μελέτη με τίτλο «Assessment of combining convolutional neural networks and object based image analysis to land cover classification using Sentinel 2 satellite imagery (Tenes

region, Algeria)» των Zaabar N., Nicolescu S. και Mihoubi M., (2022) είχε ως στόχο την ανάλυση των καλύψεων γης καθώς και την εξαγωγή των χαρακτηριστικών της περιοχής Tenes που βρίσκεται στη βορειοδυτική Αλγερία. Προς αυτή την κατεύθυνση αξιοποιήθηκε εικόνα από τον δορυφόρο Sentinel-2. Η εικόνα αρχικά υπέστη ατμοσφαιρική διόρθωση και στη συνέχεια εφαρμόστηκαν δείκτες όπως ο NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), ο NDBI (Normalized Difference Built-up Index) και ο NDWI (Normalized Difference Water Index) για την εξαγωγή φασματικών χαρακτηριστικών με στόχο τη διευκόλυνση της ταξινόμησης. Κατόπιν δημιουργήθηκαν οι θεματικές κατηγορίες ενδιαφέροντος για τις οποίες ελήφθησαν δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα ελέγχου από διαφορετικά σημεία της εικόνας. Τα δείγματα εκπαίδευσης αξιοποιήθηκαν για την δημιουργία και εκπαίδευση του μοντέλου νευρωνικών δικτύων CNN στο λογισμικό eCognition, ενώ για την ταξινόμηση της εικόνας εφαρμόστηκε η μέθοδος αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης με χρήση, των παραγόμενων από το μοντέλο, χαρτών θερμότητας. Ένα άλλο βήμα της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε αφορούσε τη σύγκριση της ταξινόμησης με τη χρήση CNN με OBIA με ταξινομήσεις με τη χρήση OBIA και των αλγόριθμων μηχανικής μάθησης Random Forest (RF) και Support Vector Machine (SVM). Τέλος οι ακρίβειες των ταξινομήσεων και η σύγκριση τους έγινε λαμβάνοντας υπόψιν δείκτες όπως η ακρίβεια του παραγωγού (producer's accuracy), η ακρίβεια του χρήστη (user's accuracy), η ολική ακρίβεια (overall accuracy) και ο συντελεστής kappa.

4. Δεδομένα και Μεθοδολογία

4.1 Περιοχή Μελέτης

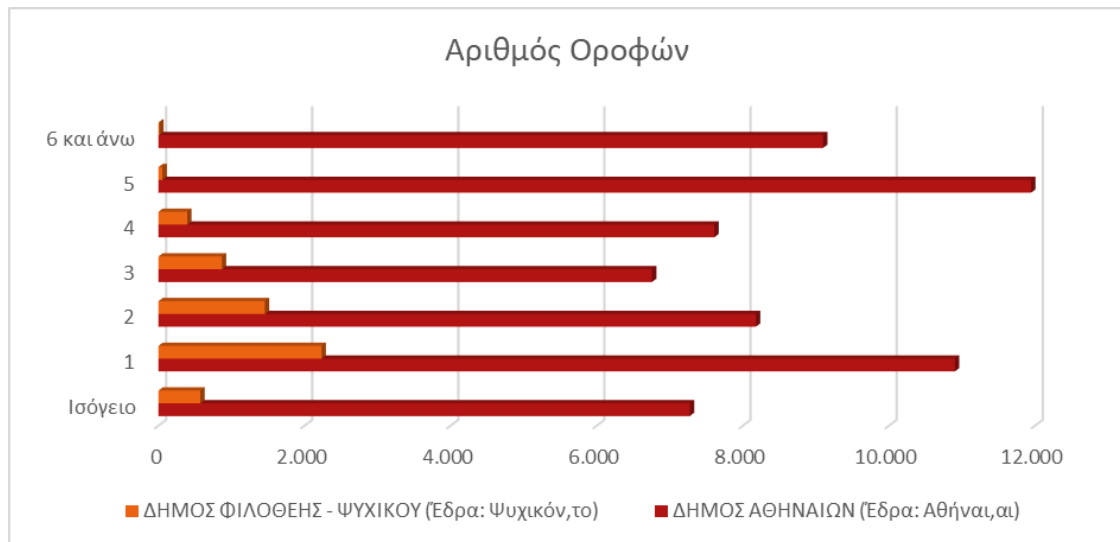
Ως περιοχές μελέτης ορίζονται οι συνοικίες Εξάρχεια – Γκύζη, Κεραμικός – Μεταξουργείο, Κολωνάκι – Ιλίσια και Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο. Οι περιοχές μελέτης βρίσκονται εντός του Δήμου Αθηναίων, ο οποίος ανήκει στην Περιφερειακή Ενότητα Κεντρικού Τομέα Αθηνών, η έκτασή του είναι 39 τετραγωνικά χιλιόμετρα και έχει πληθυσμό 643.452 κατοίκους. Επίσης ως περιοχές μελέτης ορίζεται τμήμα του Δήμου Φιλοθέης – Ψυχικού. Η τελευταία περιοχή μελέτης αφορά τμήμα του Δήμου Φιλοθέης – Ψυχικού ο οποίος ανήκει στην Περιφερειακή Ενότητα Βορείου Τομέα Αθηνών έχει έκταση 6,2 τετραγωνικά χιλιόμετρα και πληθυσμό 30.754 κατοίκους. Η επιλογή των περιοχών αυτών έγινε βάσει της διαφοράς τους ως προς το υφιστάμενο πράσινο με στόχο να αναδειχθούν οι διαφορετικές ανάγκες για τον εμπλουτισμό του.



Εικόνα 9: Οι δορυφορικές εικόνες με τις περιοχές μελέτης: (Α) Συνοικίες Εξάρχεια – Γκόζη, Κεραμικός – Μεταξουργείο, Κολωνάκι - Ιλίσια και Εμπορικό Τρίγωνο - Θησείο του Δήμου Αθηναίων, (Β) Τμήματα του Δήμου Φιλοθέης – Ψυχικού

Ακόμη και με μια πρώτη παρατήρηση των δορυφορικών εικόνων, φαίνεται πως οι περιοχές μελέτης που βρίσκονται εντός του Δήμου Αθηναίων χαρακτηρίζονται από έντονη δόμηση αντίθετα με την περιοχή του Δήμου Φιλοθέης - Ψυχικού.

Τα κτίρια στον Δήμο Αθηναίων εμφανίζουν μεγαλύτερο εύρος όσον αφορά τον αριθμό των οροφών τους και κατά συνέπεια του ύψους τους. Η πλειονότητα τους όμως, σύμφωνα με τα αποτελέσματα της απογραφής κτιρίων της ΕΛΣΤΑΤ το 2011, αφορά κτίρια με πέντε ορόφους σε αντίθεση με τον Δήμο Φιλοθέης – Ψυχικού όπου τα περισσότερα αποτελούνται από έναν όροφο, πάνω από το ισόγειο.



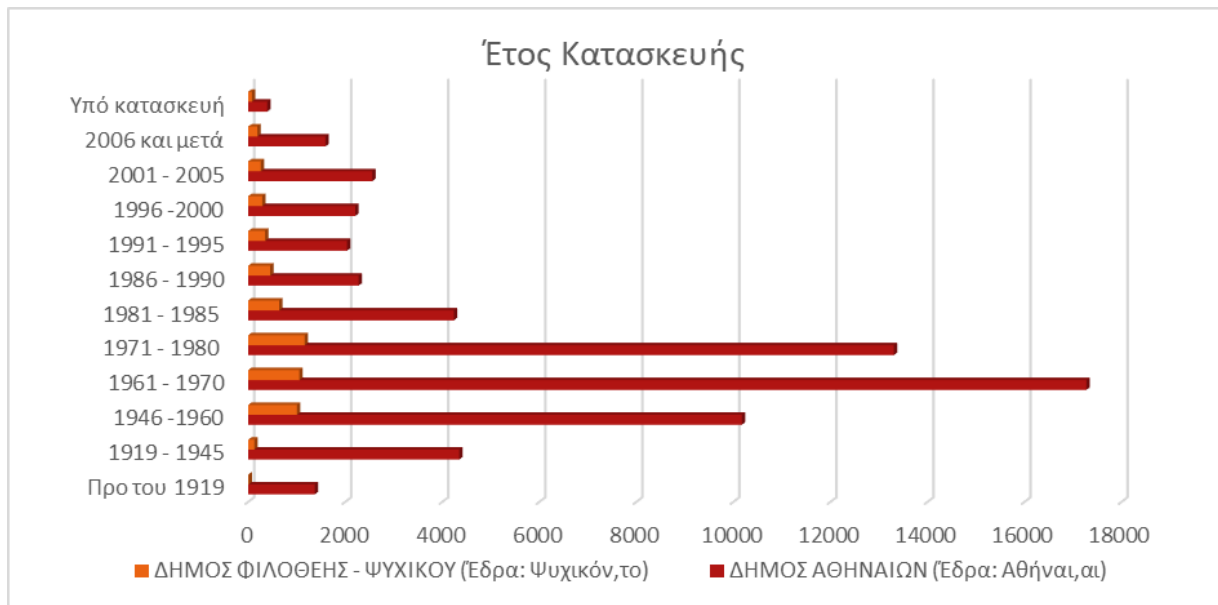
Γράφημα 1: Αριθμός οροφών κτιρίων ανά Δήμο (Πηγή: ίδια επεξεργασία, ΕΛΣΤΑΤ, 2011)

Παρατηρείται επίσης στα αποτελέσματα της απογραφής ότι και στις δύο περιοχές τα περισσότερα κτίρια καταλήγουν σε ταράτσα (Γράφημα 2), γεγονός που τα καθιστά κατάλληλα για την εγκατάσταση φυτεμένων δωματίων. Είναι σημαντικό όμως να ληφθεί υπόψιν και η πραγματική επιφάνεια της ταράτσας κάθε κτιρίου. Συνεπώς πρέπει να αφαιρεθούν οι επιφάνειες που αφορούν τα κλιμακοστάσια και τα φρεάτια των ανελκυστήρων, αλλά και τις βεράντες των ρετιρέ καθώς λόγω κανονισμού δεν μπορούν να εγκατασταθούν πράσινες οροφές σε αυτές. Όσον αφορά τους ηλιακούς θερμοσίφωνες που συναντώνται κατά κόρον στις ταράτσες αλλά και τις εξωτερικές μονάδες των κλιματιστικών δεν αποτελούν σημαντικό εμπόδιο καθώς υπάρχει η δυνατότητα μετακίνησης τους κατά βούληση.



Γράφημα 2: Είδος οροφής και υλικό επίστρωσης κτιρίων ανά Δήμο (Πηγή: ίδια επεξεργασία, ΕΛΣΤΑΤ, 2011)

Όσον αφορά την χρονική περίοδο κατά την οποία κατασκευάστηκαν τα κτίρια παρατηρείται πως ο κύριος κτιριακός όγκος και στις δύο περιοχές αφορά κατασκευές που πραγματοποιήθηκαν το διάστημα από το 1946 έως και το 1980 (Γράφημα 3). Το έτος κατασκευής του κτιρίου αποτελεί σημαντικό κριτήριο για την κατασκευή φυτεμένων δωμάτων. Αυτό συμβαίνει καθώς τα κτίρια αυτά είναι κατασκευασμένα πριν την εφαρμογή του πιο αυστηρού Αντισεισμικού Κανονισμού (1980) (Karteris, 2016). Σε αυτή την κατεύθυνση στα κτίρια που είναι κατασκευασμένα προ του 1980 μπορούν να εγκατασταθούν πράσινες οροφές εκτατικού ή ημιεντατικού τύπου που είναι καθώς αποτελούν πιο ελαφριές κατασκευές. Συνεπώς απαιτείται περεταίρω διερεύνηση σχετικά με τη στατική αντοχή κάθε κτιρίου αλλά και για τον τύπο φυτεμένου δώματος που μπορεί να εγκατασταθεί σε αυτό.



Γράφημα 3: Έτος κατασκευής κτιρίων ανά Δήμο (Πηγή: ίδια επεξεργασία, ΕΛΣΤΑΤ, 2011)

4.2 Δεδομένα

Για την εκπόνηση της εργασίας αξιοποιήθηκαν δορυφορικές εικόνες υψηλής χωρικής ανάλυσης (Very High Resolution) Worldview 2, οι οποίες είχαν ληφθεί τον Ιούνιο του 2011 και αφορούν τμήματα των Δήμων Αθηναίων, Γαλατσίου, Φιλοθέης – Ψυχικού και Χαλανδρίου. Πιο συγκεκριμένα οι πολυφασματικές εικόνες του δορυφόρου Worldview 2 διαθέτει οκτώ κανάλια (Coastal, Blue, Green, Yellow, Red, Red Edge, NIR1, NIR2) με χωρική ανάλυση 1,8 μέτρα, ενώ οι παγχρωματικές εικόνες έχουν ανάλυση 0,46 μέτρα.

	Bands	Wavelength (nm)	Spatial Resolution
Worldview-2	Coastal	400-450 nm	1.8 m
	Blue	450-510 nm	1.8 m
	Green	510-580 nm	1.8 m
	Yellow	585-625 nm	1.8 m
	Red	630-690 nm	1.8 m
	Red Edge	705-745 nm	1.8 m
	NIR1	770-895 nm	1.8 m
	NIR2	860-1040 nm	1.8 m

Πίνακας 1: Τα φασματικά κανάλια και οι προδιαγραφές τους (Πηγή: earth.esa.int)

Επίσης αξιοποιήθηκαν διανυσματικά αρχεία για την επεξεργασία των εικόνων των περιοχών μελέτης. Τέτοια αρχεία είναι τα όρια των συνοικιών του Δήμου Αθηναίων και τα όρια των τοπικών διαμερισμάτων του Δήμου Φιλοθέης – Ψυχικού τα οποία χρησιμοποιήθηκαν κατά την απογραφή πληθυσμού και κτηρίων της ΕΛΣΤΑΤ το 2011.

Δεδομένα	Έτος	Πηγή
Δορυφορική Εικόνα Worldview 2 για τμήμα του Δήμου Αθηναίων	2011	European Space Agency
Δορυφορική Εικόνα Worldview 2 για τμήμα των Δήμων Γαλατσίου, Φιλοθέης – Ψυχικού και Χαλανδρίου	2011	European Space Agency
Όρια συνοικιών Δήμου Αθηναίων	2019	Δήμος Αθηναίων
Όρια Τοπικών Διαμερισμάτων	2009	ΕΛΣΤΑΤ

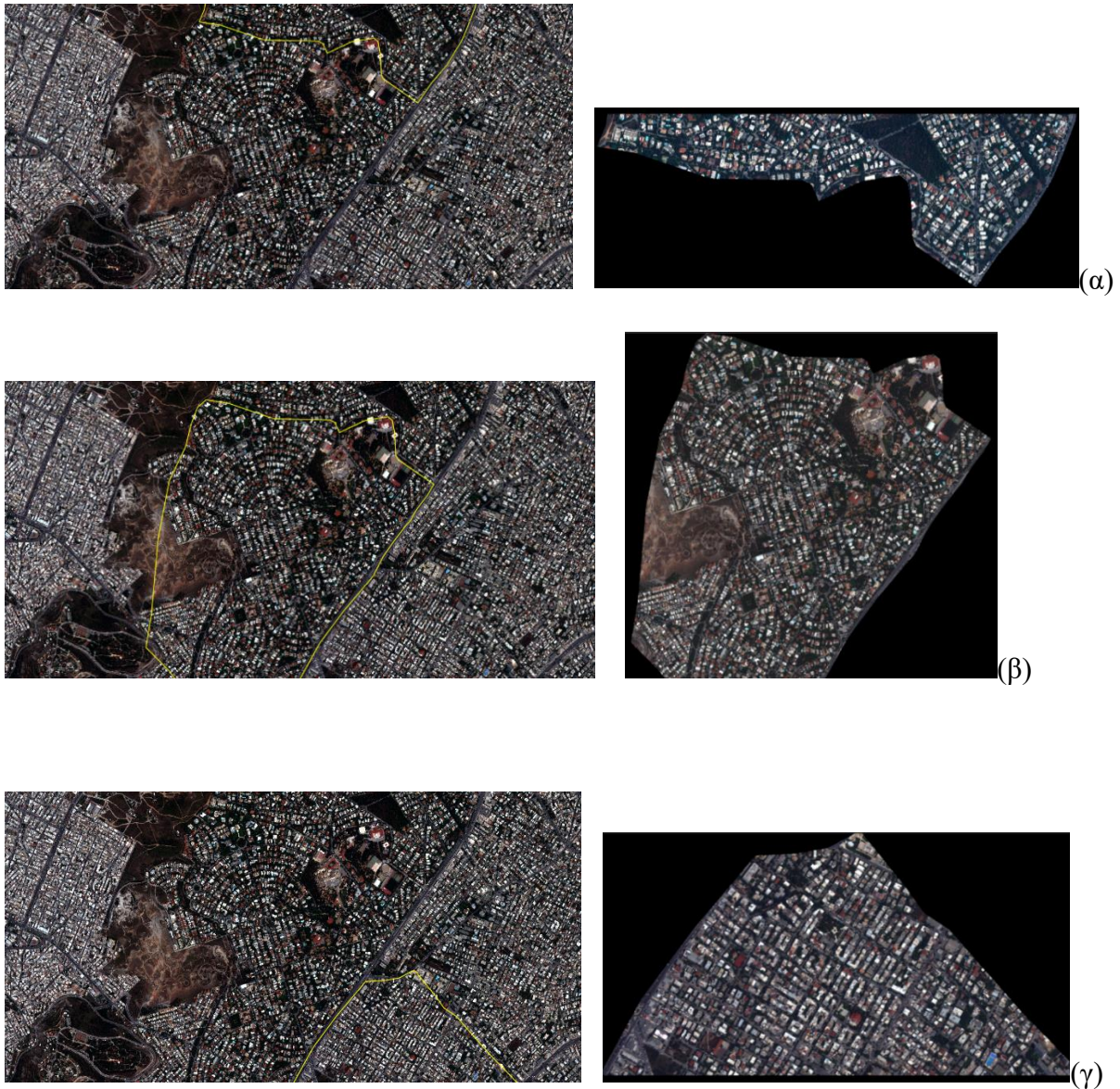
Πίνακας 2: Πίνακας Δεδομένων (Πηγή: ίδια επεξεργασία)

4.2.1 Επεξεργασία Δεδομένων

Πρώτο μεθοδολογικό βήμα αποτέλεσε η προεπεξεργασία των εικόνων των περιοχών μελέτης στο λογισμικό QGIS, ώστε να δημιουργηθούν μικρότερες περιοχές μελέτης προς διευκόλυνση της διαδικασίας που θα ακολουθηθεί. Έτσι μετά την εισαγωγή των εικόνων στο λογισμικό εισήχθησαν και τα γεωχωρικά δεδομένα που αφορούν στα όρια των συνοικιών του Δήμου Αθηναίων και στα όρια των τοπικών διαμερισμάτων. Στη συνέχεια έγινε η περικοπή των εικόνων μέσω της επιλογής «Clip Raster by Mask Layer» εισάγοντας ως input layer τη δορυφορική εικόνα και ως mask layer το διανυσματικό αρχείο με τις συνοικίες του Δήμου Αθηναίων για την πρώτη εικόνα και διανυσματικό αρχείο των τοπικών διαμερισμάτων για την δεύτερη εικόνα. δημιουργώντας από την πρώτη εικόνα τις περιοχές Εξάρχεια – Γκύζη (α), Κεραμικός – Μεταξουργείο (β), Κολωνάκι – Ιλίσια (γ), Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο (δ) και από τη δεύτερη τις περιοχές Φιλοθέη (α), Ψυχικό (β), Νέο Ψυχικό (γ)



Εικόνα 10: Το διανυσματικό αρχείο με τα όρια καθώς και η εικόνα μετά την αποκοπή της εικόνα για τις συνοικίες Εξάρχεια – Γκύζη (α), Κεραμικός – Μεταξουργείο (β), Κολωνάκι – Ιλίσια (γ), Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο (δ) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 11: Το διανυσματικό αρχείο με τα όρια καθώς και η εικόνα μετά την αποκοπή της εικόνα για τις δημοτικές ενότητες Φιλοθέη (α), Ψυχικό (β), Νέο Ψυχικό (γ) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

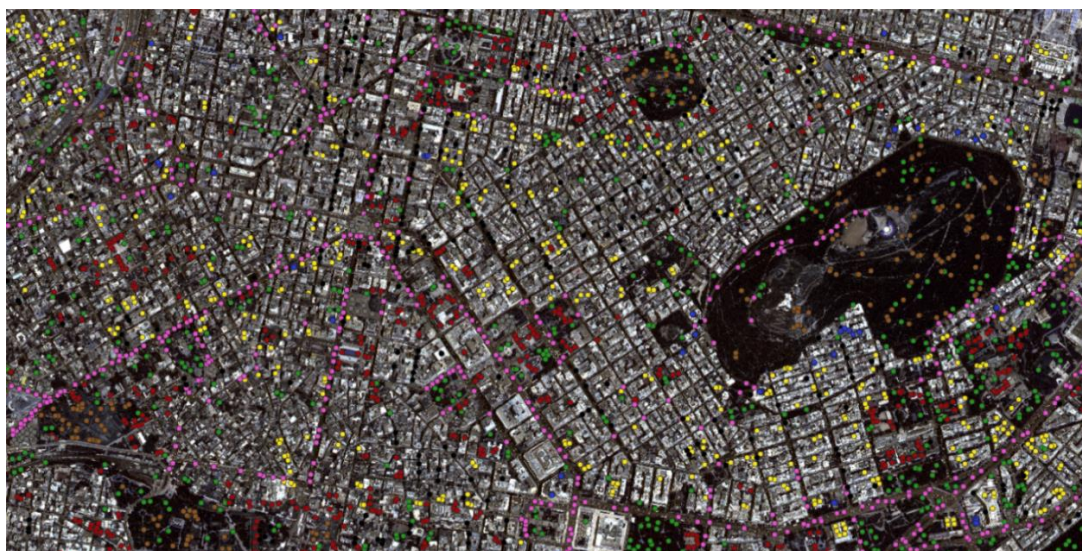
Στη συνέχεια δημιουργήθηκε ένα νέο διανυσματικό αρχείο για την εικόνα του Δήμου Αθηναίων, όπου επιλέχθηκαν σημεία τα οποία αντιστοιχούν σε όσες θεματικές κατηγορίες παρατηρούνται και τα οποία θα αξιοποιηθούν ως δείγματα εκπαίδευσης του αλγόριθμου. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι το ίδιο αρχείο με αντίστοιχα σημεία για τις ίδιες θεματικές κατηγορίες δημιουργήθηκε και για την εικόνα που αφορά τμήματα των Δήμων Γαλατσίου, Φιλοθέης – Ψυχικού και Χαλανδρίου. Δημιουργήθηκαν λοιπόν οι εξής 8 θεματικές κατηγορίες (Εικόνα 11):

- Γυμνό Έδαφος (Bare Soil), με 200 σημεία
- Επίπεδες Οροφές (Flat Roof), με 500 σημεία
- Αδιαπέρατα Υλικά και Κεκλιμένες Οροφές από άλλα υλικά (Impervious and Other Sloping Roof) με 300 σημεία
- Οδικό Δίκτυο (Roads), με 500 σημεία
- Σκίαση (Shadow), με 300 σημεία
- Κεκλιμένες Οροφές από Κεραμίδια (Sloping Roof (Tile)), με 500 σημεία
- Βλάστηση (Vegetation), με 500 σημεία
- Νερό (Water), με 200 σημεία

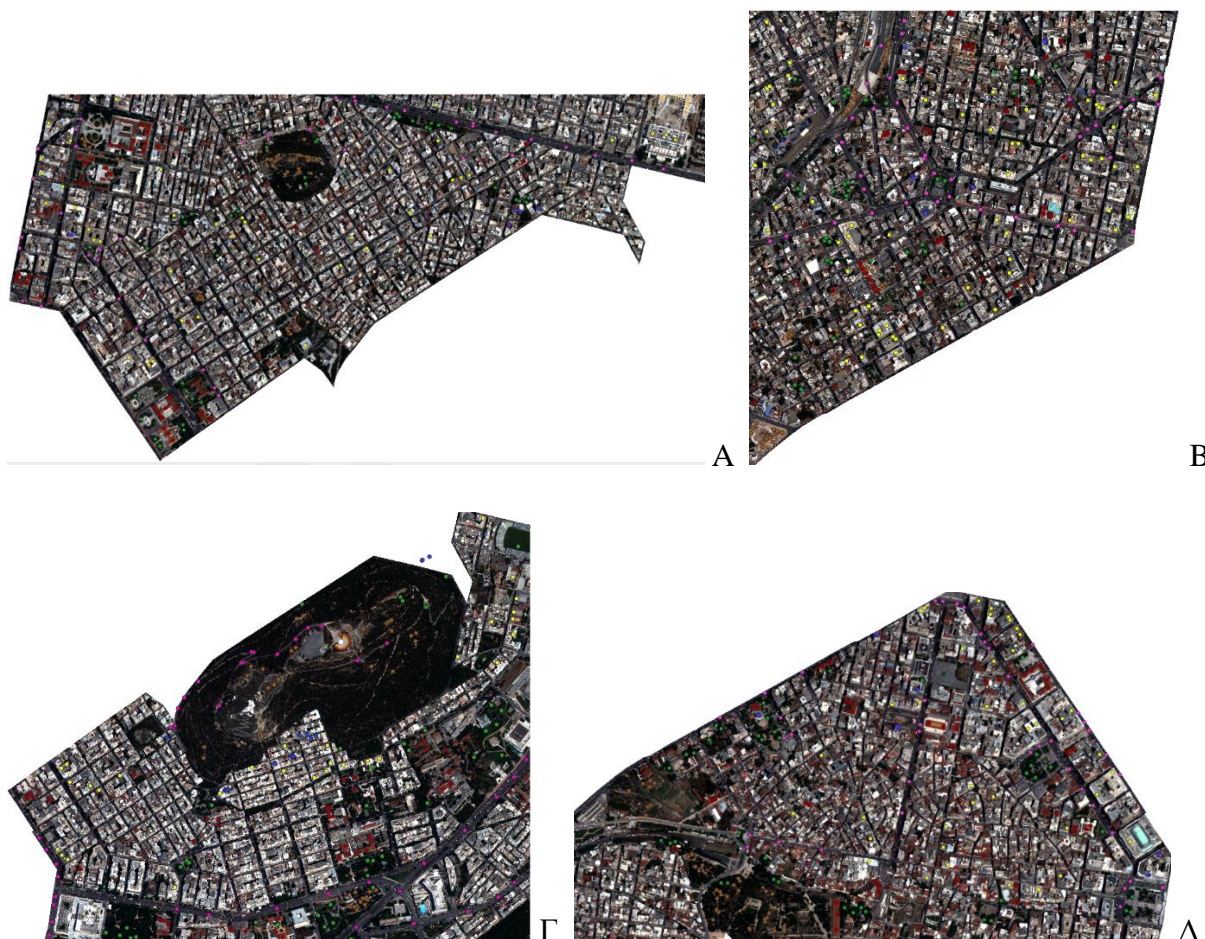
Δημιουργήθηκε επίσης για κάθε περιοχή μελέτης ξεχωριστά νέο διανυσματικό αρχείο το οποίο περιέχει νέα σημεία, τα οποία αντιστοιχούν στις θεματικές κατηγορίες που δημιουργήθηκαν πριν και τα οποία θα αξιοποιηθούν για ως δεδομένα ελέγχου για την ταξινόμηση (Εικόνες 13,14).

- Bare Soil
- Flat Roof
- Impervious and Other Sloping Roof
- Roads
- Shadow
- Sloping Roof (Tile)
- Vegetation
- Water

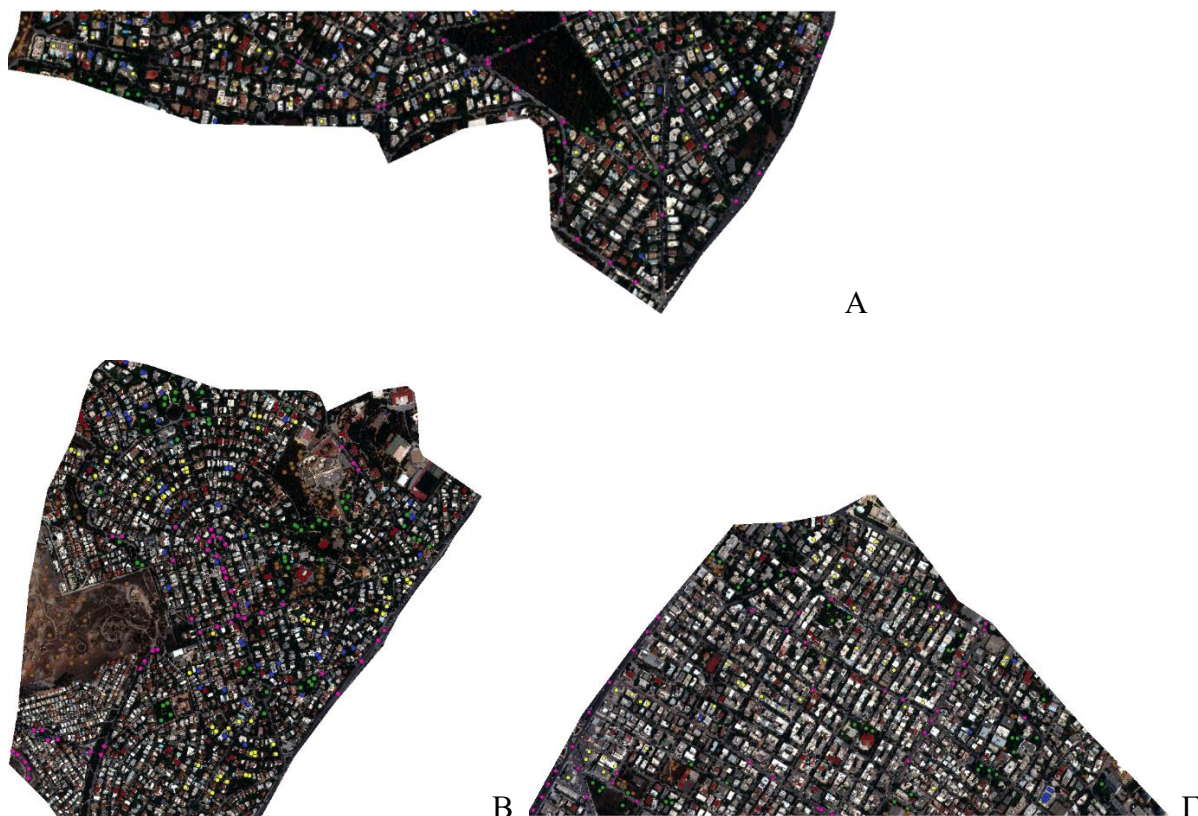
Εικόνα 12: Κατηγορίες Δειγμάτων Εκπαίδευσης και Δειγμάτων Ελέγχου (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 13: Δείγματα Εκπαίδευσης (Ground Truth) για την περιοχή του Δήμου Αθηναίων (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 14: Δείγματα Ελέγχου (Validation) για την περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη (Α), Κεραμικός - Μεταξουργείο (Β), Κολωνάκι - Ιλίσια (Γ), Εμπορικό Τρίγωνο - Θησείο (Δ)



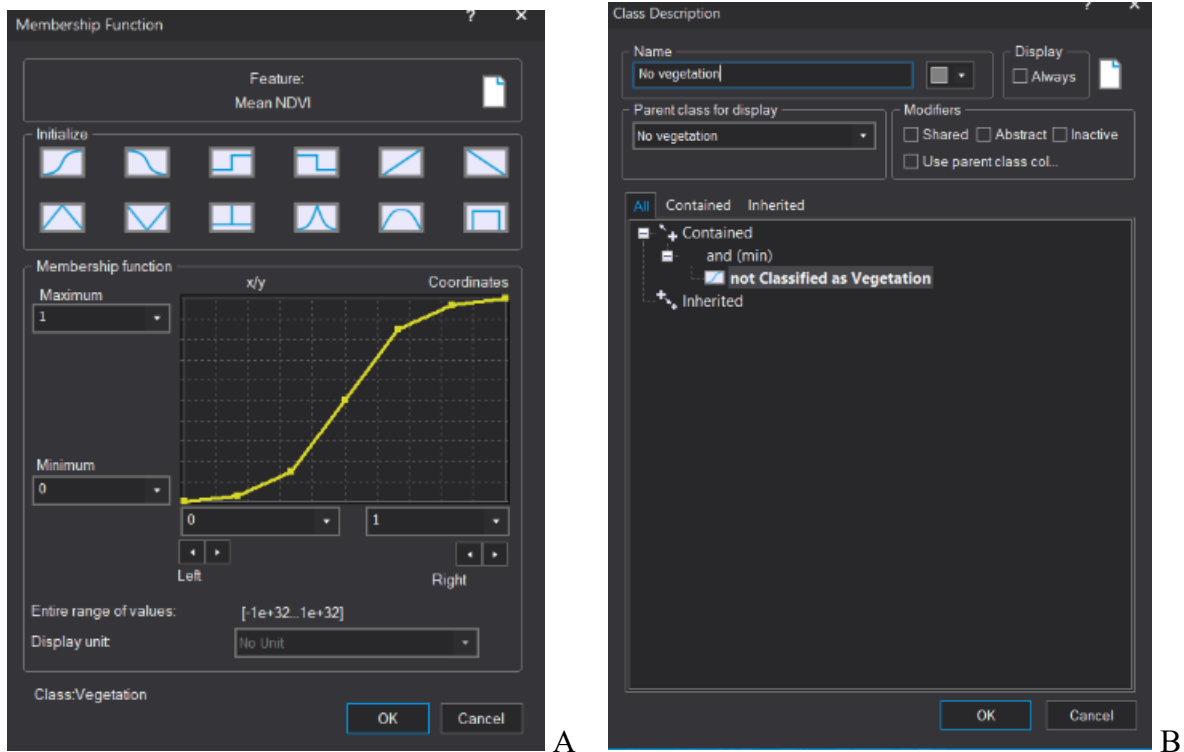
Εικόνα 15: Δείγματα Ελέγχου (Validation) για την περιοχή Φιλοθέη (Α), Ψυχικό (Β), Νέο Ψυχικό (Γ) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Τέλος εισήχθη η εικόνα του Δήμου Αθηναίων στο λογισμικό e-Cognition όπου έγινε εφαρμογή του δείκτη βλάστησης NDVI (Normalised Difference Vegetation Index) μέσω του αλγόριθμου «index layer calculation» όπου επιλέχθηκαν τα κατάλληλα κανάλια για τον υπολογισμό του. Ο δείκτης βλάστησης NDVI αποτελεί τον περισσότερο χρησιμοποιούμενο τρόπο για τον εντοπισμό της βλάστησης και βασίζεται στην υψηλή τιμή ανακλαστικότητας στο εγγύς υπέρυθρο κανάλι, με αποτέλεσμα η βλάστηση να απεικονίζεται με κόκκινο χρώμα. Υπολογίζεται ως το πηλίκο της διαφοράς του εγγύς υπέρυθρου καναλιού με το κόκκινο προς το άθροισμα του εγγύς υπέρυθρου καναλιού με το κόκκινο.

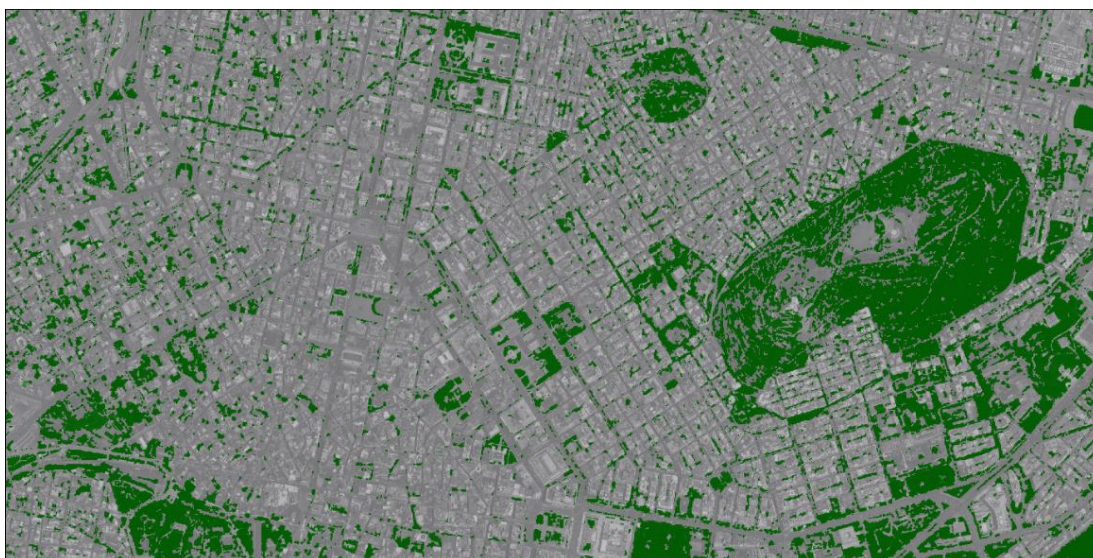
$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

Κατόπιν εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος πολλαπλής κατάτμησης, επιλέγοντας ως παραμέτρους την κλίμακα 30, 0,6 το κριτήριο του σχήματος και 0,4 το κριτήριο του συμπαγούς του σχήματος. Δημιουργήθηκαν δύο κατηγορίες, Vegetation και No vegetation στο παράθυρο Class

Hierarchy και ως κανόνες ορίσθηκαν στην κατηγορία της βλάστησης η μέση τιμή του layer NDVI να είναι από 0 έως 1 με συνάρτηση θετικής κλίσης και για την κατηγορία όχι βλάστηση ορίσθηκε ο κανόνας να μην ταξινομηθεί ως βλάστηση (Εικόνα 15). Στη συνέχεια εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος της ιεραρχικής ταξινόμησης και το αποτέλεσμα φαίνονται στην Εικόνα για το Δήμο Αθηναίων και στην Εικόνα για το Δήμο Φιλοθέης Ψυχικού.



Εικόνα 16: Κανόνες για την κατηγορία Vegetation (A) και No vegetation (B) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

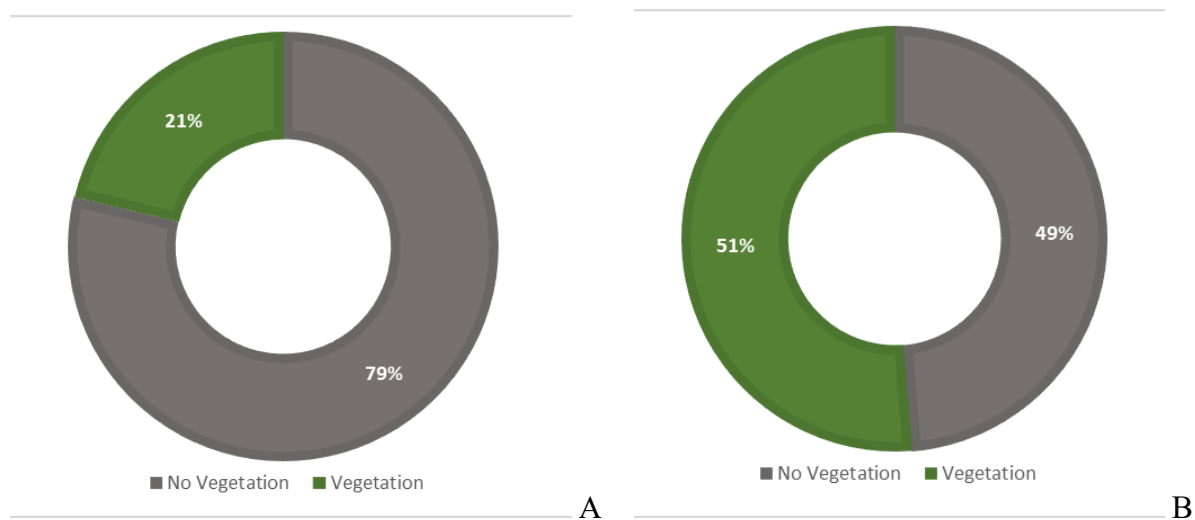


Εικόνα 17: Υφιστάμενο πράσινο στον Δήμο Αθηναίων (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 18: Υφιστάμενο πράσινο στον Δήμο Φιλοθέης – Ψυχικού (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Τέλος έγινε εξαγωγή του αποτελέσματος της ταξινόμησης με τη μορφή διανυσματικού αρχείου, πολυγώνων, και εισήχθη στο λογισμικό QGIS όπου δημιουργήθηκε στον πίνακα ιδιοτήτων (Attribute Table) νέα στήλη όπου και υπολογίστηκε το εμβαδόν κάθε πολυγώνου. Από τα εμβαδά αυτά υπολογίστηκαν και τα ποσοστά κάλυψης πρασίνου στους Δήμους Αθηναίων και Φιλοθέης – Ψυχικού (Εικόνα 18).



Εικόνα 19: Ποσοστό επί τις εκατό κάλυψης των επιφανειών από πράσινο στον Δήμο Αθηναίων (A) και στον Δήμο Φιλοθέης – Ψυχικού (B) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

4.3 Μέθοδοι

4.3.1 Φωτοερμηνεία Εικόνων

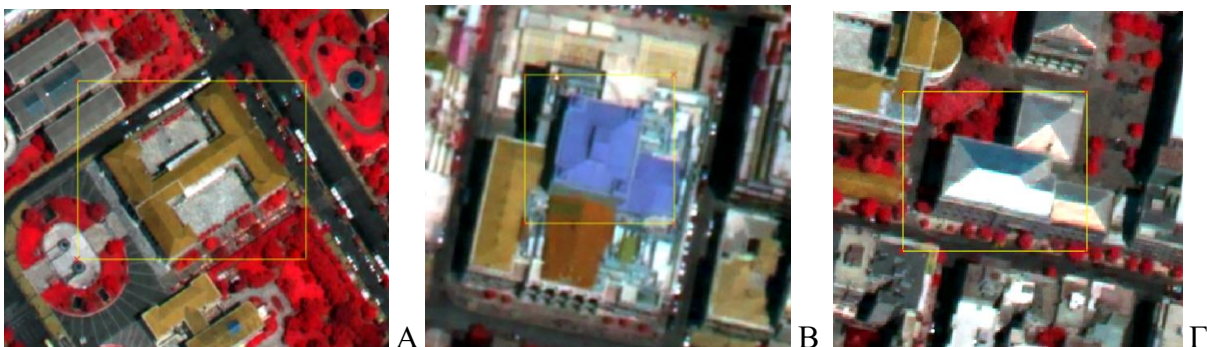
Και οι δύο, προς μελέτη, δορυφορικές εικόνες περιλαμβάνουν τμήματα της πόλης τα οποία μπορούν να χαρακτηρισθούν ως αστικό περιβάλλον. Καλύπτουν μεγάλη έκταση κι αυτό έχει ως αποτέλεσμα τον εντοπισμό πολλών κατηγοριών. Πιο συγκεκριμένα παρατηρούνται κτίρια, τα οποία αποτελούν και την κατηγορία ενδιαφέροντος της εργασίας και ειδικότερα τα κτίρια με επίπεδες οροφές, αδιαπέρατα υλικά, οδικό δίκτυο, σκίαση, γυμνό έδαφος, βλάστηση και υδάτινες επιφάνειες. Για τη φωτοερμηνεία των εικόνων αξιοποιήθηκαν το φυσικό έγχρωμο σύνθετο (Red – Blue - Green) και το ψευδέγχρωμο σύνθετο (NIR2 – Green - Red).

Ιδιαίτερα στην εικόνα που αφορά τον Δήμο Αθηναίων, το μεγαλύτερο μέρος της καταλαμβάνουν οι κτιριακές υποδομές. Τα κτίρια αυτά ποικίλουν σε έκταση, σχήμα, το είδος της οροφής (επίπεδη ή επικλινής) αλλά υλικό κατασκευής της οροφής (κεραμοσκεπή ή με άλλα υλικά επικάλυψης και πλακοσκεπή κτίρια). Πιο συγκεκριμένα όσον αφορά το σχήμα στην πλειοψηφία τους τα κτίρια έχουν τετράγωνο ή ορθογώνιο σχήμα καθώς και σύνθετα όπως οι εκκλησίες με ορθογώνιο σχήμα και τον κυκλικό τρούλο αλλά και κάποια ιστορικά κτίρια. Επίσης παρατηρήθηκαν διαφορές που αφορούν τις φασματικές υπογραφές και στις δύο κατηγορίες οροφών, επίπεδες και επικλινής.

Όσον αφορά τις επίπεδες οροφές παρατηρήθηκε ότι στο φυσικό έγχρωμο σύνθετο (Red – Blue - Green) έχουν λευκό, ανοιχτό γκρι και σκούρο γκρι χρώμα. Το χρώμα διαφοροποιείται ανάλογα με την ύπαρξη ή μη υλικού επίστρωσης όπως για παράδειγμα μονωτικά υλικά. Στις επικλινείς οροφές εντοπίστηκαν μέσω του ψευδέγχρωμου σύνθετου (NIR2 – Green - Red) με καφέ τόνο οι κεραμοσκεπές και με γαλάζιο και άσπρο τόνο κεκλιμένες οροφές από άλλα υλικά όπως μέταλλο, ελενίτ κ.α.

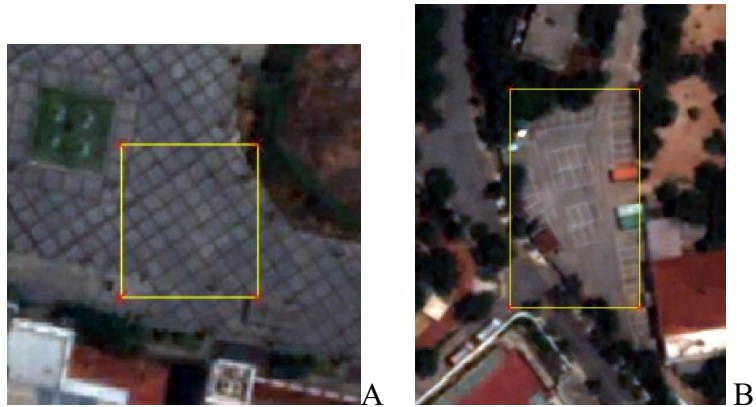


Εικόνα 20: Επίπεδες οροφές στο φυσικό έγχρωμο (Red – Blue - Green) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 21: Κεκλιμένες οροφές από Κεραμίδια (A) και άλλα υλικά (B,Γ) στο ψευδέγχρωμο σύνθετο (NIR2 – Green - Red) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Επίσης στις περιοχές μελέτης παρατηρήθηκαν επιφάνειες οι οποίες είναι πλακοστρωμένες ή καλυμμένες με τσιμέντο όπως πλατείες, αυλές, πάρκινγκ, ακάλυπτοι χώροι ανάμεσα σε πολυκατοικίες. Εντοπίζονται με γκρι χρώμα που μοιάζει σε ορισμένες περιπτώσεις με αυτό του οδοστρώματος αλλά και με ορισμένες επίπεδες οροφές γεγονός που αποτελεί δυσκολία για τον διαχωρισμό τους κατά τη διαδικασία της ταξινόμησης που θα ακολουθήσει.



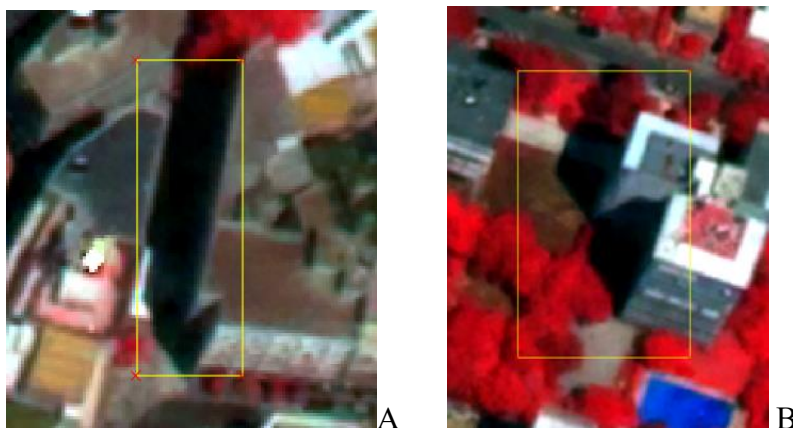
Εικόνα 22: Αδιαπέρατα υλικά στο φυσικό έγχρωμο (Red – Blue - Green) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Το οδικό δίκτυο εντοπίστηκε κυρίως από το μήκος και το μακρόστενο σχήμα του ενώ σε κάποια σημεία της πόλης παρατηρήθηκαν και καμπυλώσεις, επίσης χαρακτηριστική είναι η παρουσία αυτοκινήτων εντός του. Παρατηρείται, επίσης, διαφοροποίηση στο μέγεθος των δρόμων μεταξύ κεντρικών αρτηριών, όπως οι λεωφόροι Σταδίου, Πανεπιστημίου, Αλεξάνδρας και Κηφισίας, και μικρότερων οδών. Ειδικότερα το μικρό πλάτος, η ύπαρξη έντονης σκίασης στο οδόστρωμα από τα γειτονικά κτίρια καθώς και η ύπαρξη πρασίνου σε ορισμένες οδούς δυσχέραιναν τον εντοπισμό τους. Τέλος όλοι οι δρόμοι παρουσιάζονται με σκούρο γκρι χρώμα τόσο στο φυσικό έγχρωμο (Red – Blue - Green) όσο και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο (NIR2 – Green - Red).



Εικόνα 23: Οδικό δίκτυο στο ψευδέγχρωμο σύνθετο (NIR2 – Green - Red) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Η παρουσία σκιάσεων είναι πολύ έντονη σε όλες τις προς μελέτη εικόνες κυρίως λόγω της μεγάλης κάλυψης της περιοχής από κτίρια τα οποία εμφανίζουν μεγάλη υψομετρική διαφορά από τον περιβάλλοντα χώρο τους. Εντοπίζονται με έντονο μαύρο χρώμα στο φυσικό έγχρωμο (Red – Blue - Green) και στο ψευδέγχρωμο σύνθετο (NIR2 – Green - Red). Το σχήμα τους ποικίλει ανάλογα με το αντικείμενο που τις προκαλεί αλλά στην πλειονότητα τους έχουν μακρόστενο σχήμα, ενώ σε πολλές περιπτώσεις καλύπτει μεγάλα τμήματα του οδικού δικτύου. Σκιάσεις, επίσης, παρατηρούνται και από την ύπαρξη δενδρώδους βλάστησης.



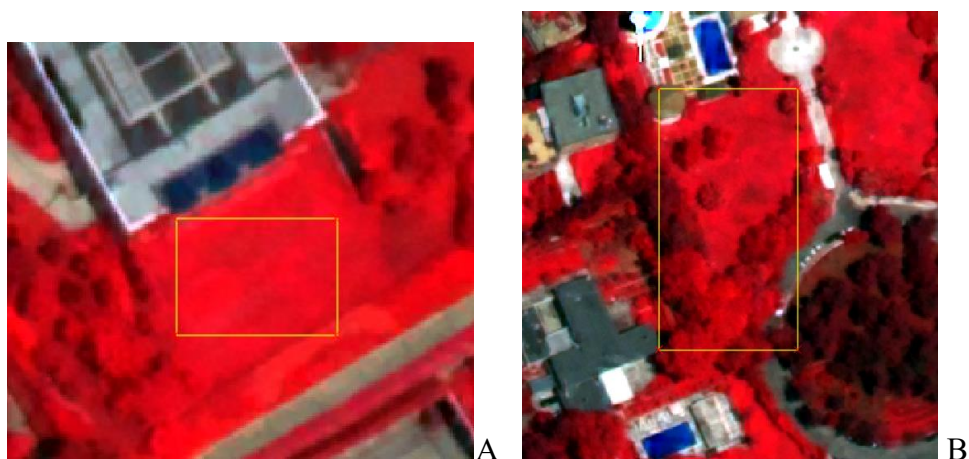
Εικόνα 24: Σκίαση στο ψευδέγχρωμο σύνθετο (NIR2 – Green - Red) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

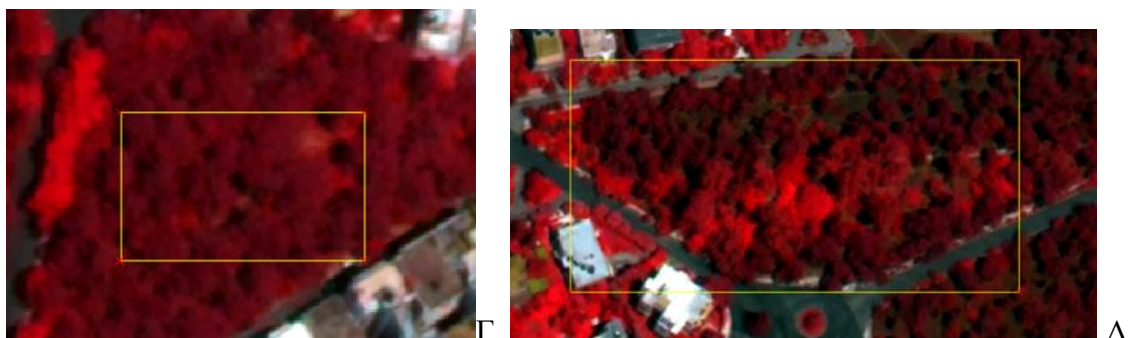
Στις περιοχές μελέτης συναντώνται αρκετές περιοχές γυμνού εδάφους κυρίως στον λόφο του Λυκαβηττού, στον λόφο Στρέφη, στο Πάρκο Ηρώδου Αττικού και στα Τουρκοβούνια. Εντοπίζονται με καφέ χρώμα στο φυσικό έγχρωμο (Red – Blue - Green) και γκρι – καφέ στο ψευδέγχρωμο σύνθετο (NIR2 – Green - Red) ενώ στην πλειονότητα τους περιβάλλονται από βλάστηση.



Εικόνα 25: Γυμνό Έδαφος στο φυσικό έγχρωμο (Red – Blue - Green) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Η βλάστηση που εντοπίζεται στις περιοχές μελέτης διακρίνεται κυρίως σε χαμηλή και σε δενδρώδη. Συναντάται σε πολύ μικρότερο βαθμό στην περιοχή του Δήμου Αθηναίων όπου και είναι συγκεντρωμένη κυρίως στους λόφους, σε πάρκα και πλατείες που απαντώνται στην περιοχή αυτή αλλά και σε ορισμένα σημεία περίξ του οδικού δικτύου. Στην περιοχή του Δήμου Φιλοθέης – Ψυχικού συναντάται σε πολύ μεγαλύτερο ποσοστό, καθώς εκεί είναι ιδιαίτερα αυξημένο και το ιδιωτικό πράσινο. Ο εντοπισμός της βλάστησης είναι ιδιαίτερα εύκολος στο ψευδέγχρωμο σύνθετο (NIR2 – Green - Red) αφού παρουσιάζεται με διαβαθμίσεις του κόκκινου χρώματος καθιστώντας τη βλάστηση πιο εύκολα αντιληπτή απ’ ότι με το πράσινο χρώμα στο φυσικό έγχρωμο (Red – Blue - Green). Πιο συγκεκριμένα η χαμηλή βλάστηση εμφανίζεται με ζωνρό κόκκινο ενώ η δενδρώδης με βαθύ κόκκινο χρώμα.





Εικόνα 26: Χαμηλή Βλάστηση (Α,Β) και Δενδρώδης Βλάστηση (Γ,Δ) στο ψευδέγχρωμο σύνθετο (NIR2 – Green - Red) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Τέλος παρατηρούνται αρκετές υδάτινες επιφάνειες, στις περιοχές μελέτης οι οποίες αντιστοιχούν σε ιδιωτικές πισίνες ιδίως στην περιοχή του Δήμου Φιλοθέης - Ψυχικού ενώ στον Δήμο Αθηναίων είναι πολύ μικρότερος ο αριθμός τους και αφορά κυρίως πισίνες ξενοδοχειακών μονάδων. Εμφανίζονται με ανοιχτό γαλάζιο χρώμα στο φυσικό έγχρωμο (Red – Blue - Green) και με έντονο μπλε χρώμα στο ψευδέγχρωμο σύνθετο (NIR2 – Green - Red) και το σχήμα τους είναι ως επί το πλείστον ορθογώνιο.



Εικόνα 27: Υδάτινη Επιφάνεια στο ψευδέγχρωμο σύνθετο (NIR2 – Green - Red) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

4.3.2 Ταξινόμηση με αλγόριθμους Βαθιάς Μάθησης

Για την πραγματοποίηση της ταξινόμησης της εικόνας και την ανίχνευση των κτιρίων και κατ' επέκταση των επίπεδων οροφών αξιοποιήθηκαν αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης μέσω του λογισμικού eCognition 10.2. Δημιουργήθηκε μια σειρά κανόνων με σκοπό τη δημιουργία δειγμάτων, την εκπαίδευση του μοντέλου και τέλος την αποθήκευση του. Εκπαιδεύτηκαν δύο μοντέλα για την εικόνα που αφορά τον Δήμο Αθηναίων και για την εικόνα που αφορά τμήματα των Δήμων Γαλατσίου, Φιλοθέης – Ψυχικού και Χαλανδρίου. Η εφαρμογή τους έγινε σε τμήματα αυτών, τα οποία προέκυψαν όπως περιγράφεται στην προηγούμενη ενότητα. Στη συνέχεια περιγράφεται η διαδικασία που ακολουθήθηκε για την εκπαίδευση του μοντέλου η οποία ήταν η ίδια και για τις δύο εικόνες. Παρατίθενται εικόνες και αποτελέσματα της πρώτης περίπτωσης καθώς αυτή ήταν και η πιο επιτυχημένη.

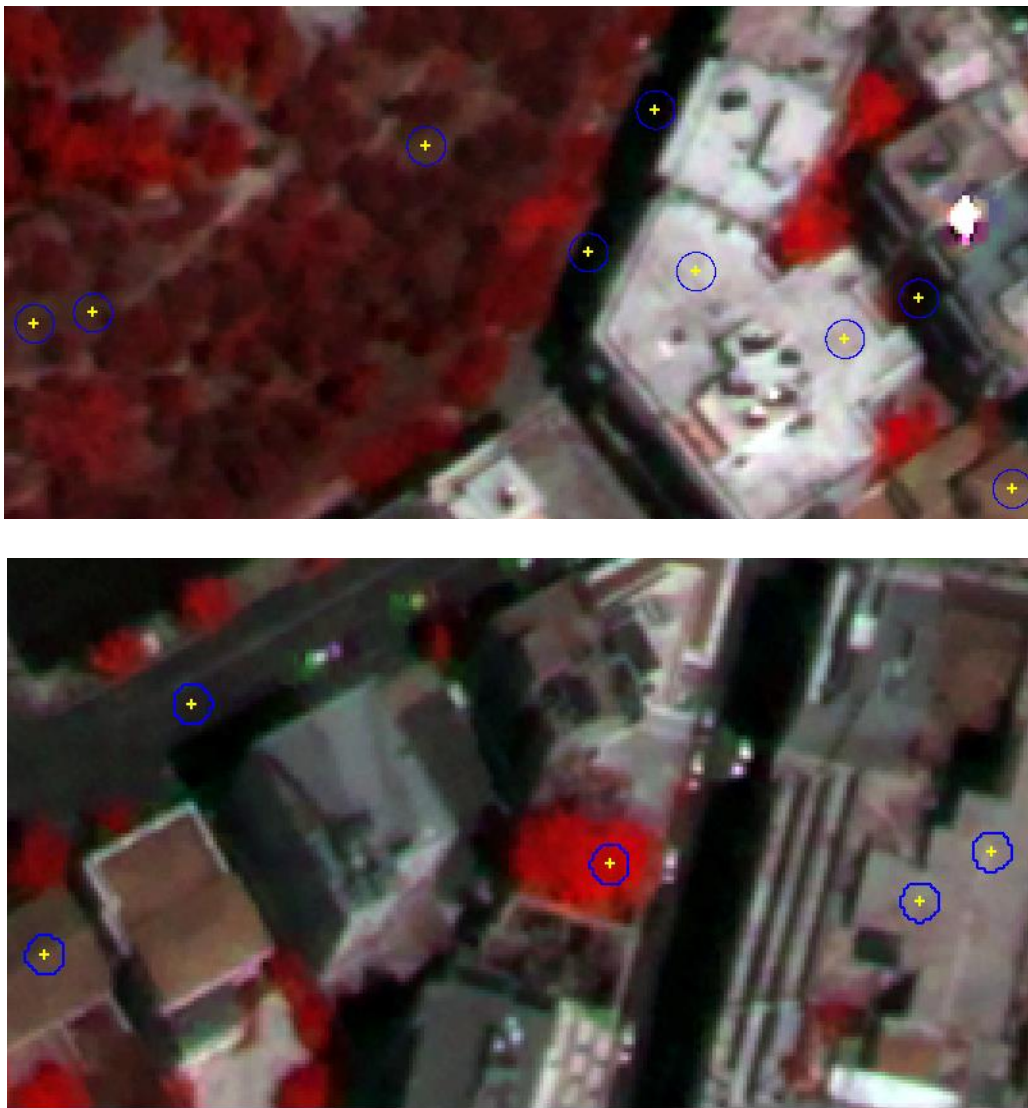
4.3.2.1 Δημιουργία Δειγμάτων Εκπαίδευσης

Αρχικά δημιουργήθηκε ένα νέο project εργασίας στο οποίο εισήχθη η δορυφορική εικόνα που αφορά τμήμα του Δήμου Αθηναίων και το διανυσματικό αρχείο Ground Truth με τα σημεία που αντικατοπτρίζουν τις οκτώ θεματικές κατηγορίες.



Εικόνα 28: Δορυφορική εικόνα του Δήμου Αθηναίων και το διανυσματικό αρχείο Ground Truth (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

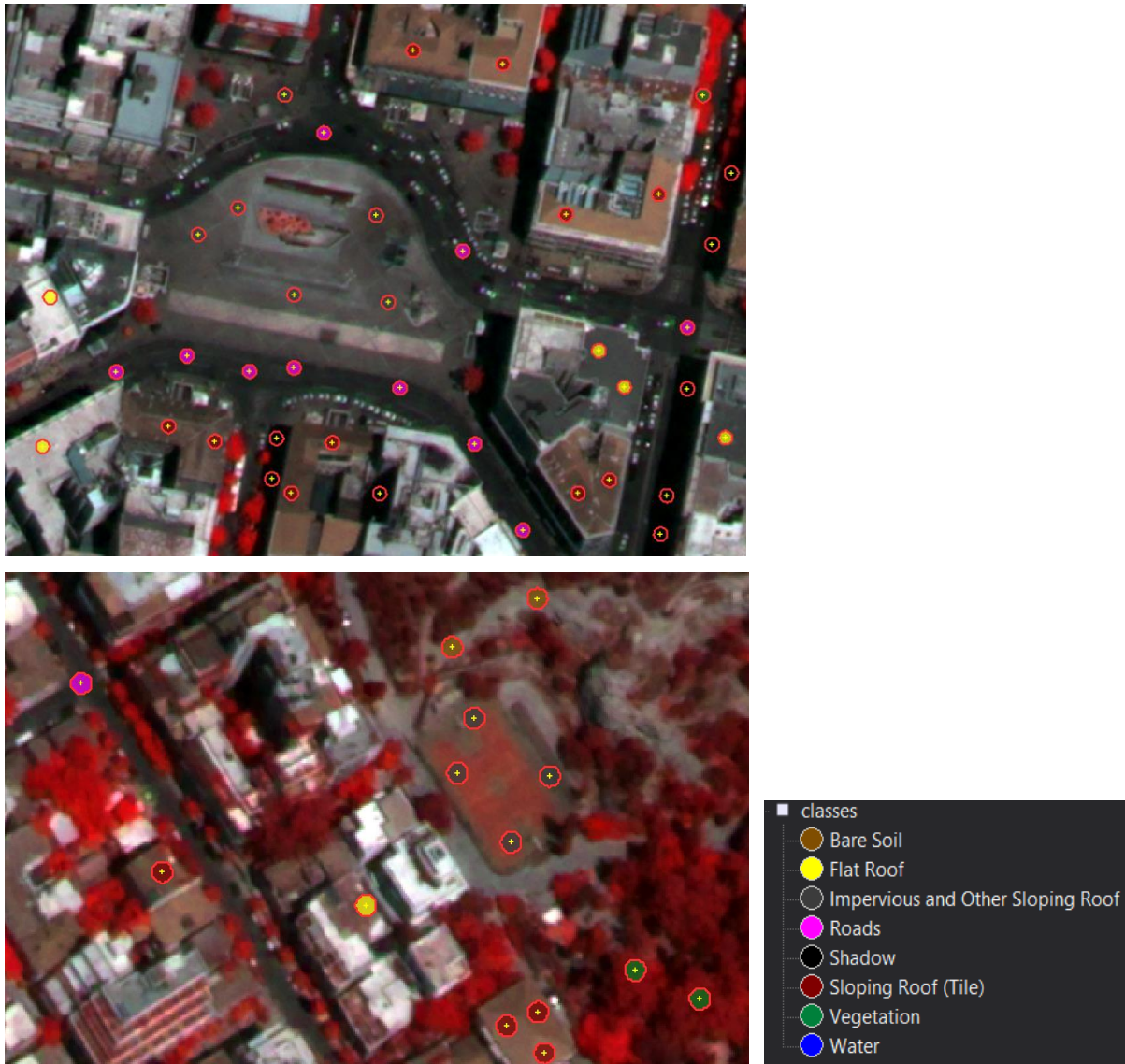
Στη συνέχεια τα σημεία μετατράπηκαν σε μεγαλύτερες περιοχές, που θα περιέχουν περισσότερα εικονοστοιχεία της εικόνας, μέσω της εντολής «Vector buffering/shrinking» επιλέγοντας η μεγέθυνση της περιοχής να γίνει σε κυκλικό σχήμα (Buffering mode - Round) με διάμετρο (Offset distance) 1 μέτρο ώστε να δημιουργηθεί ένα νέο επίπεδο με διανυσματικά στοιχεία (Vector buffered). Στο επίπεδο αυτό θα εκτελεστεί η εντολή «Vector-based segmentation» για την κατάτμηση της εικόνας με την δημιουργία νέων αντικειμένων, τα οποία θα περιέχουν τα αντίστοιχα εικονοστοιχεία (Εικόνα 28).



Εικόνα 29: Η ζώνη γύρω από τα σημεία του αρχείου Ground Truth και η κατάτμηση βάσει των διανυσματικών στοιχείων (A,B) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Ακολουθώντας μέσω της εντολής «Assign class by thematic layer» κάθε αντικείμενο καταχωρείται στην κατάλληλη θεματική κατηγορία μέσω της επιλογής του κατάλληλου πεδίου του διανυσματικού αρχείου «Ground Truth». Και για τα δύο διανυσματικά αρχεία που αφορούν τις περιοχές μελέτης επιλέχθηκε το πεδίο «Classes» καθώς σε αυτό έχουν καταγραφεί οι θεματικές κατηγορίες που αντιστοιχούν σε κάθε σημείο (Εικόνα 29).

Το επόμενο βήμα αφορά την αφαίρεση των μη επιθυμητών σημείων εντός των αντικειμένων. Η αφαίρεση των σημείων αυτών πραγματοποιείται μέσω της εντολής «Assign class» επιλέγοντας τη συνθήκη «Distance to scene border ≤ 32 pixels». Με αυτό τον τρόπο θα αφαιρεθούν τα σημεία που βρίσκονται κοντά στα όρια της εικόνας, σε απόσταση δηλαδή μικρότερη ή ίση των 32 pixels και τα οποία δεν θα μπορέσουν να δημιουργήσουν δείγματα εκπαίδευσης με εμβαδόν 64x64 pixels.



Εικόνα 30: Η καταχώρηση των αντικειμένων στην κατάλληλη θεματική κατηγορία (Δήμος Αθηναίων) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Το επόμενο βήμα αφορά τη δημιουργία δειγμάτων εκπαίδευσης. Πριν από αυτό δημιουργείται ένας πίνακας στροφών ανά 10 μοίρες (από 0 έως 350 μοίρες) ώστε κάθε περιοχή εκπαίδευσης να στραφεί 36 φορές και εν τέλει να δημιουργηθούν 97.200 δείγματα. Δοκιμάστηκε και η δημιουργία πίνακα στροφών ανά 45 μοίρες όμως δεν έδωσε καλά αποτελέσματα καθώς δεν δημιουργήθηκαν αρκετά δείγματα. Η στροφή της εικόνας εκτελείται μέσω της εντολής «Copy Map».

Στη συνέχεια δημιουργούνται τα δείγματα εκπαίδευσης (Sample patches) για κάθε μία θεματική κατηγορία μέσω της εντολής «Generate labelled sample patches», ορίζοντας

1. Τον τύπο των δειγμάτων εκπαίδευσης ως «Raw», ούτως ώστε να διαμορφωθούν συντομότερα και να καταλαμβάνουν μικρότερο όγκο
2. Τον κατάλληλο αριθμό δειγμάτων για κάθε κατηγορία, όσα σημεία δηλαδή έχουν ληφθεί κατά τη δημιουργία του διανυσματικού αρχείου «Ground Truth»
3. Το μέγεθος των δειγμάτων, 64x64 pixels καθώς και
4. Τα κανάλια Blue, Green, Red και NIR ως τα διαθέσιμα κανάλια των εικόνων

```
<?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?>
<sample-space>
  <sample-info data-type="32 bit float" channels="4" size="64" type="raw"></sample-info>
  <class-mapping>
    <class id="0" count="7200">Bare Soil</class>
    <class id="1" count="18000">Flat Roof</class>
    <class id="2" count="10800">Impervious and Other</class>
    <class id="3" count="18000">Roads</class>
    <class id="4" count="10800">Shadow</class>
    <class id="5" count="18000">Sloping Roof (Tile)</class>
    <class id="6" count="18000">Vegetation</class>
    <class id="7" count="7200">Water</class>
  </class-mapping>
</sample-space>
```

Εικόνα 31: Τα δείγματα εκπαίδευσης που δημιουργήθηκαν μετά την εκτέλεση του αλγόριθμου (Δήμος Αθηναίων)

4.3.2.2 Δημιουργία Συνελικτικού Νευρωνικού Δικτύου (CNN)

Η δημιουργία του μοντέλου CNN πραγματοποιείται με την εκτέλεση της εντολής «Create convolutional neural network» αφού έχουν ορισθεί πρώτα

1. Το μέγεθος των δειγμάτων εκπαίδευσης (Sample patch size) , δηλαδή 64 pixels
2. Ο αριθμός των διαθέσιμων καναλιών (Number of image layers), Blue, Green, Red και NIR
3. Οι κατηγορίες στις οποίες θα κατηγοριοποιηθεί η εικόνα (Model classes), δηλαδή οι θεματικές κατηγορίες κάθε εικόνας αντίστοιχα
4. Ο αριθμός των κρυφών επιπέδων του μοντέλου (Number of hidden layers), όπου επιλέχθηκαν 3 επίπεδα ως η βέλτιστη επιλογή από τις δοκιμές που εφαρμόστηκαν
5. Το μέγεθος «Kernel» (Kernel size), ορίσθηκαν ως 7, 5 και 3 για τα 3 κρυφά επίπεδα αντίστοιχα. Αξίζει να σημειωθεί πως πραγματοποιήθηκαν άλλες δυο προσπάθειες χρησιμοποιώντας 2 κρυφά επίπεδα με μεγέθη Kernel 7,5 και 7,3 όμως τα προκύπτοντα αποτελέσματα ήταν πολύ κατώτερα.

6. Ο αριθμός των χαρτών χαρακτηριστικών (Number of feature maps), όπου επιλέχθηκε η προεπιλεγμένη από το πρόγραμμα τιμή
7. Η μέγιστη συγκέντρωση (Max pooling), η οποία επιλέχθηκε να μην υπάρχει

4.3.2.3 Εκπαίδευση Συνελικτικού Νευρωνικού Δικτύου (CNN)

Για την εκπαίδευση του μοντέλου CNN πρώτα απαιτείται το ανακάτεμα των δειγμάτων εκπαίδευσης μέσω της εντολής «Shuffle labeled sample patches» και στη συνέχεια μέσω της εντολής «Train convolutional neural network» ολοκληρώνεται η εκπαίδευση του μοντέλου. Η εκτέλεση της εντολής πραγματοποιείται αφού έχουν ορισθεί

1. Ο δείκτης εκμάθησης (Learning rate), ο οποίος αποτελεί την πιο σημαντική μεταβλητή, καθώς εάν έχει πολύ χαμηλή τιμή μπορεί να προκληθεί καθυστέρηση στην εκπαίδευση του προγράμματος ενώ αν είναι πολύ υψηλή μπορεί να δημιουργεί γρήγορη ενημέρωση των βαρών γεγονός που οδηγεί σε αστάθεια
2. Ο αριθμός βημάτων εκπαίδευσης (Training steps) και
3. Ο αριθμός των δειγμάτων που θα χρησιμοποιηθούν σε κάθε βήμα της εκπαίδευσης (Batch Size)

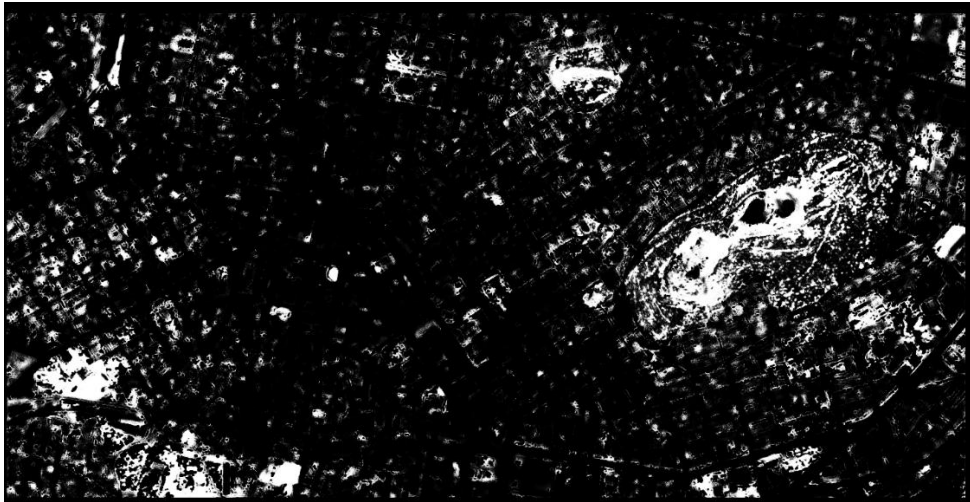
Ύστερα από πειραματισμούς με τις παραμέτρους του δείκτη εκμάθησης και τον αριθμό βημάτων της εκπαίδευσης επιλέχθηκαν ως βέλτιστες οι προεπιλεγμένες τιμές. Πιο συγκεκριμένα επιχειρήθηκε αύξηση του δείκτη εκμάθησης από 0.006 σε 0.01 όμως το αποτέλεσμα επιδεινώθηκε, γεγονός που δικαιολογείται καθώς με την αύξηση του δείκτη εκμάθησης το μοντέλο μπορεί να μαθαίνει γρηγορότερα όμως υπάρχει κίνδυνος να μειωθεί η ακρίβεια του. Τέλος είναι απαραίτητη η αποθήκευση του μοντέλου μέσω της εντολής «Save convolutional neural network» ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί όπου είναι επιθυμητό.

4.3.2.4 Εφαρμογή Συνελικτικού Νευρωνικού Δικτύου (CNN)

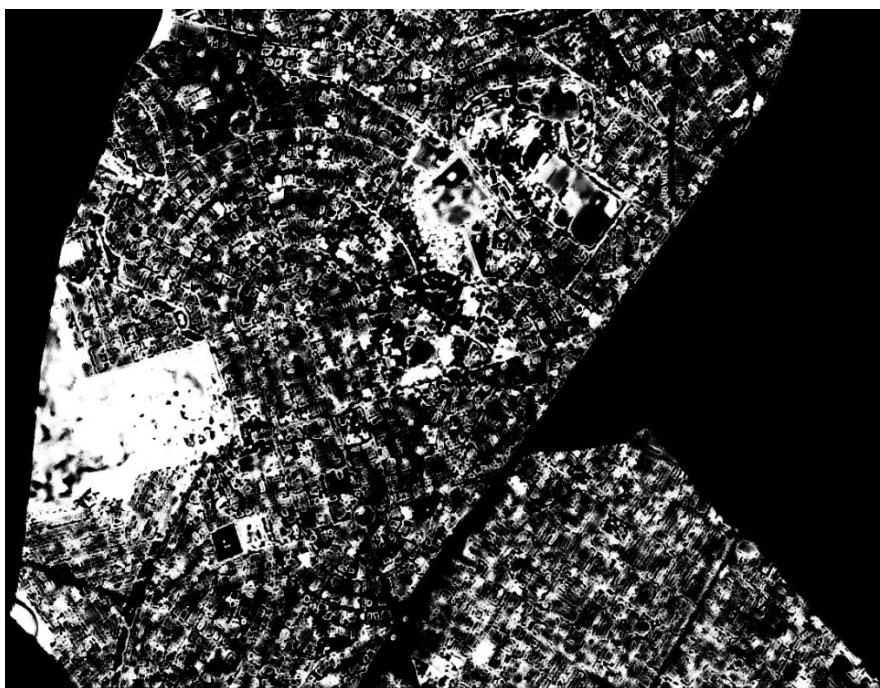
Η εφαρμογή του εκπαιδευμένου μοντέλου (CNN), έγινε σε ένα νέο project εργασίας, στο οποίο εισήχθησαν διαδοχικά τα επιμέρους τμήματα των δορυφορικών εικόνων των περιοχών μελέτης. Πρώτα φορτώθηκε το μοντέλο (CNN) μέσω της εντολής «Load convolutional neural network» και στη συνέχεια έγινε η εφαρμογή του με την εντολή «Apply convolutional neural network» αφού πρώτα ορίστηκαν:

1. Ο τύπος του μοντέλου, όπου επιλέχθηκε το eCognition Model
2. Ο τύπος που θα εξαχθεί από την εντολή, δηλαδή οι χάρτες θερμότητας (Heat Maps) για κάθε θεματική κατηγορία και
3. Τα κανάλια της εικόνας, όπου επιλέχθηκαν τα Blue, Green, Red and NIR1, αυτά τα κανάλια που χρησιμοποιήθηκαν και στην εκπαίδευση του μοντέλου

Οι χάρτες θερμότητας που παρήχθησαν εμφανίζονται ως επίπεδα (layers) στα χαρακτηριστικά της εικόνας και απεικονίζουν τις κατηγορίες που δημιουργήθηκαν από το μοντέλο κατά την κατηγοριοποίηση κάθε εικονοστοχείου βάσει των δεδομένων που του δόθηκαν. Ακολούθως παρατίθενται οι χάρτες θερμότητας για κάθε εικόνα στην οποία εφαρμόστηκε το μοντέλο CNN.



A

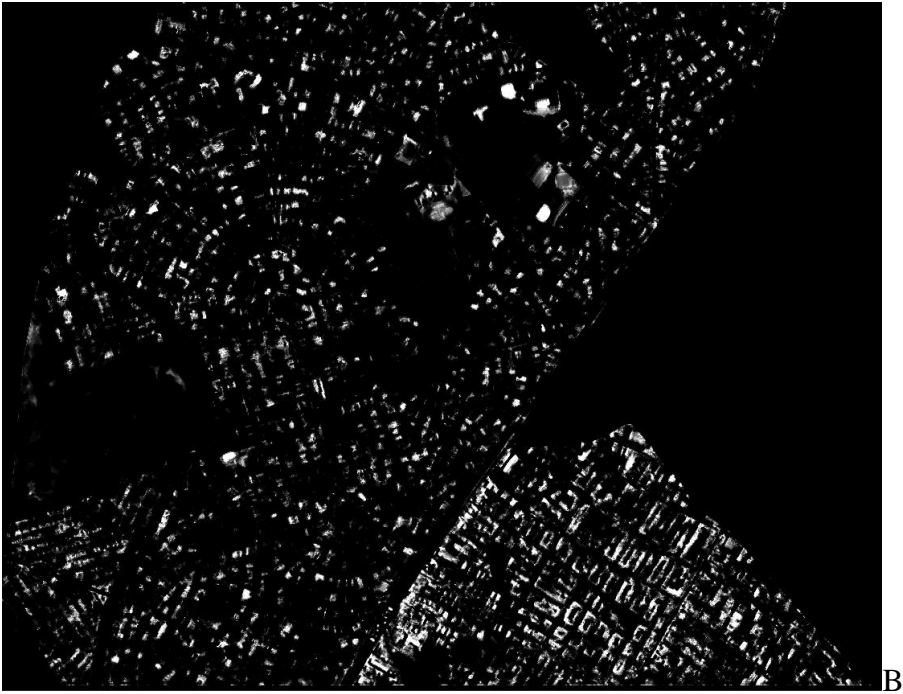


B

Εικόνα 32: Χάρτης Θερμότητας (Heat Map) για την κατηγορία Γυμνό Έδαφος για τον Δήμο Αθηναίων (A) και για τον Δήμο Φιλοθέης – Ψυχικού (B) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

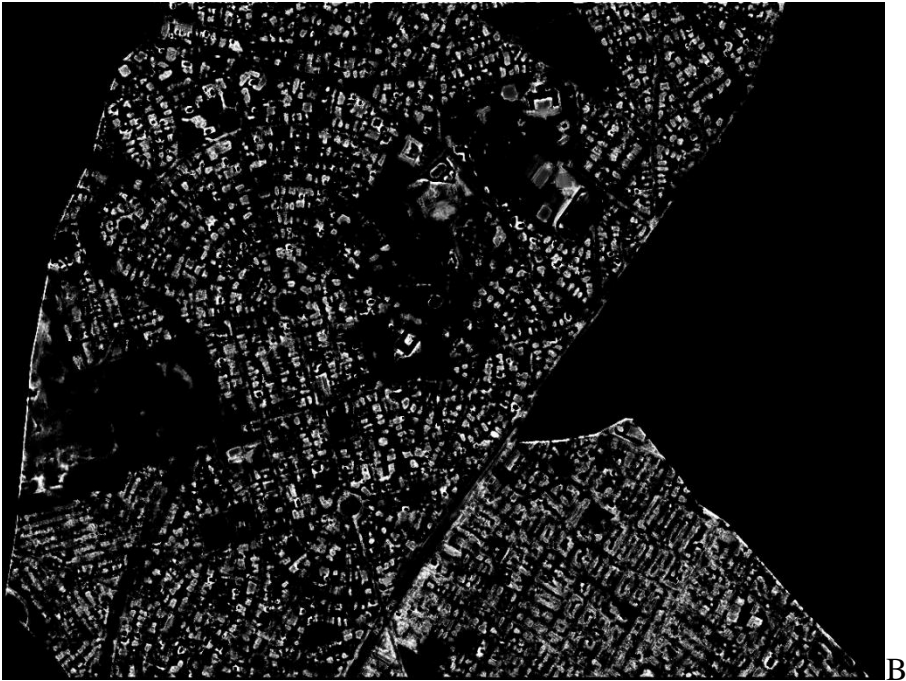


A

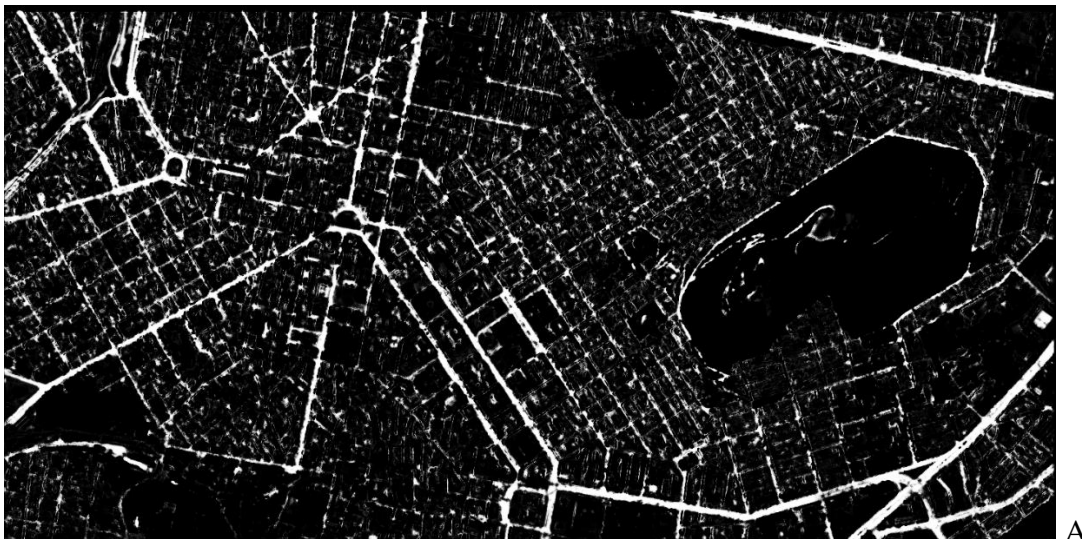


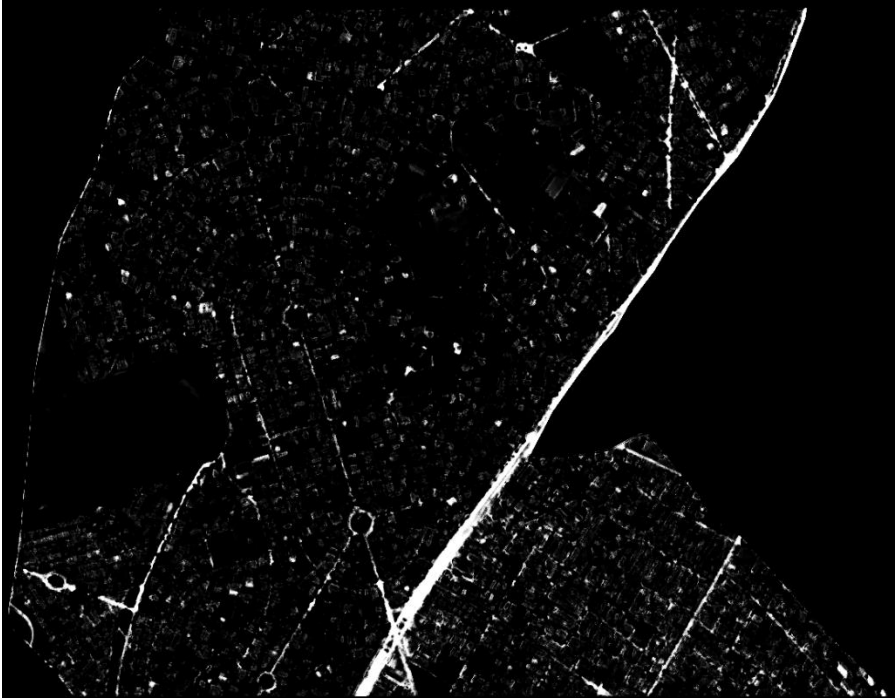
Εικόνα 33: Χάρτης Θερμότητας (Heat Map) για την κατηγορία Επίπεδες Οροφές για τον Δήμο Αθηναίων (A) και για τον Δήμο Φιλοθέης – Ψυχικού (B) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).





Εικόνα 34: Χάρτης Θερμότητας (Heat Map) για την κατηγορία Αδιαπέρατα Υλικά και Κεκλιμένες Οροφές από άλλα υλικά για τον Δήμο Αθηναίων (A) και για τον Δήμο Φιλοθέης – Ψυχικού (B) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



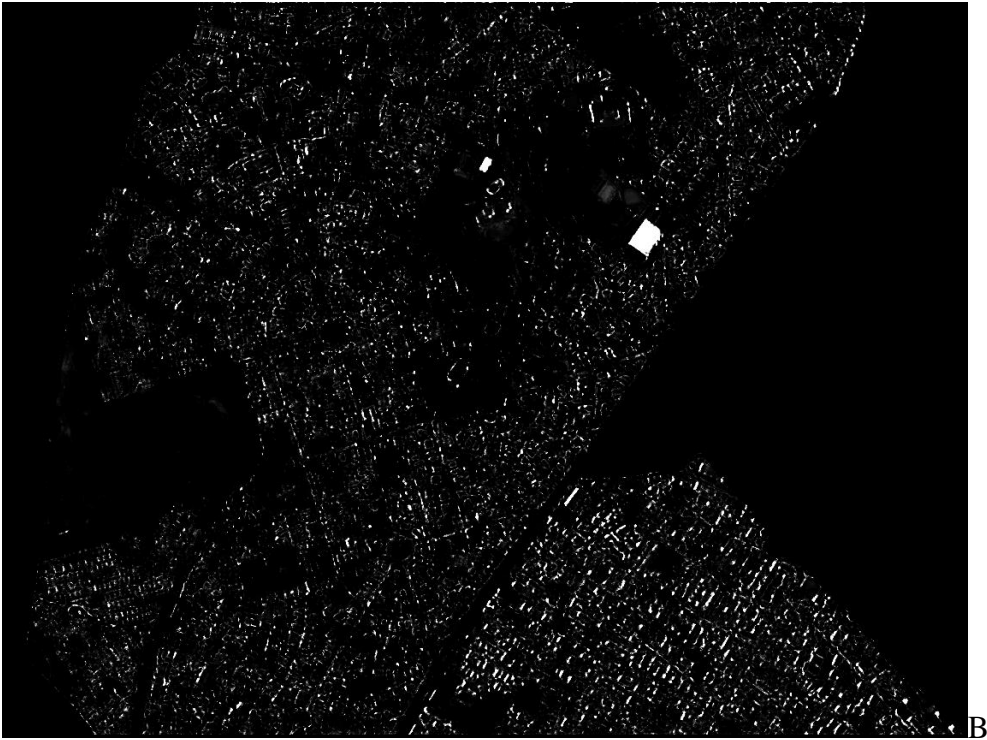


B

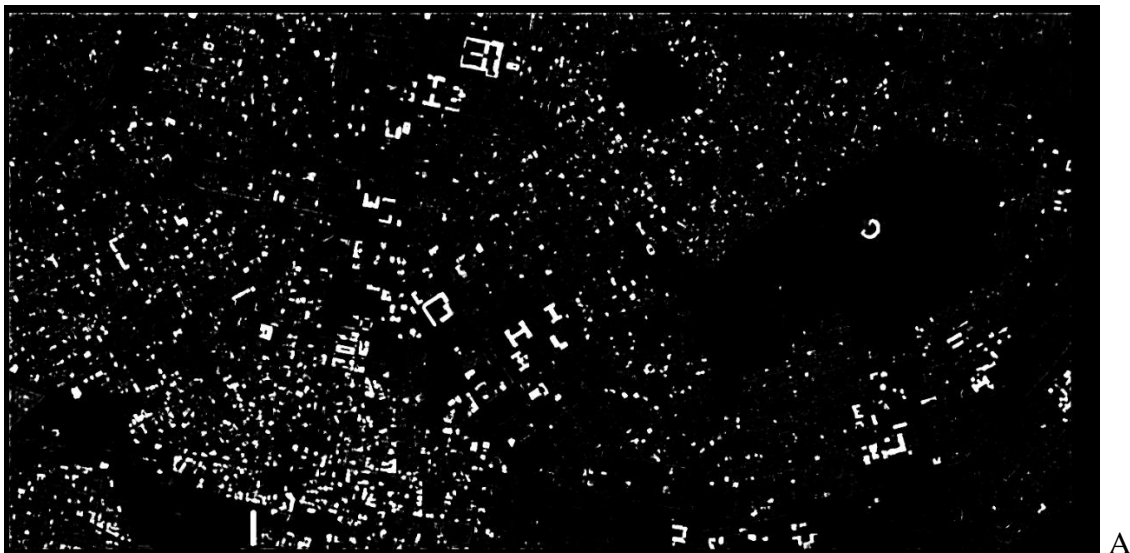
Εικόνα 35: Χάρτης Θερμότητας (Heat Map) για την κατηγορία Οδικό Δίκτυο για τον Δήμο Αθηναίων (A) και για τον Δήμο Φιλοθέης – Ψυχικού (B) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

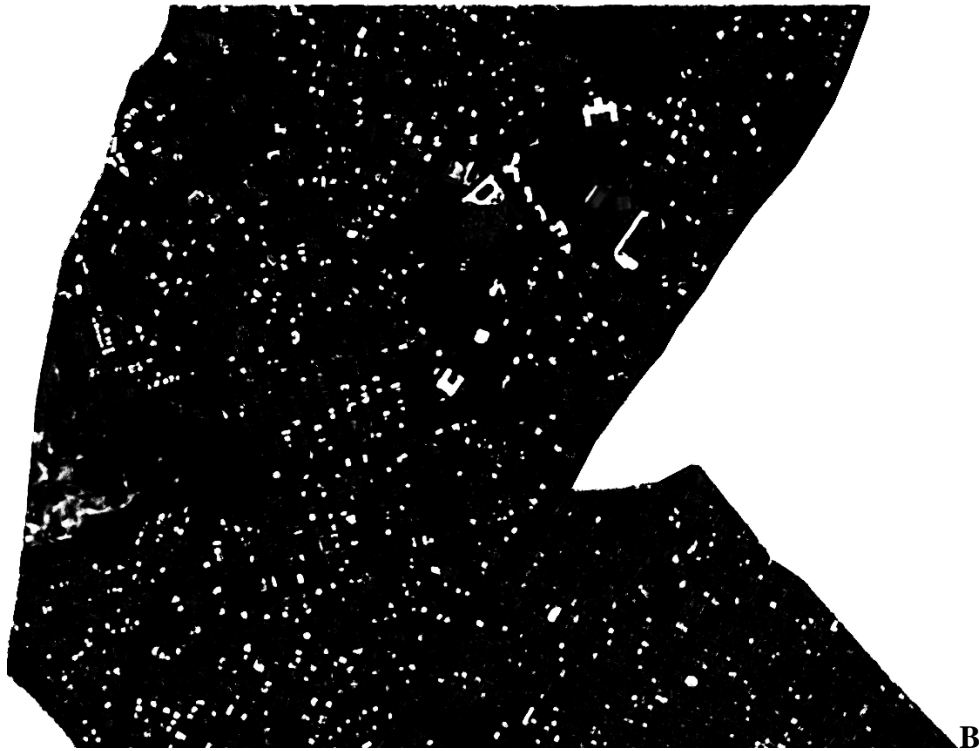


A

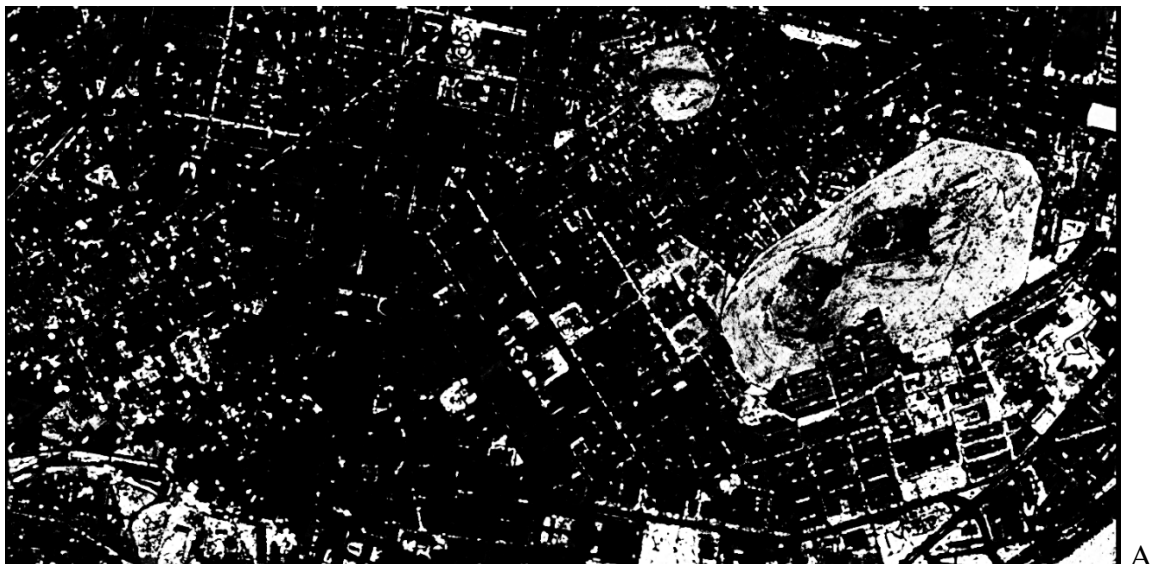


Εικόνα 36: Χάρτης Θερμότητας (Heat Map) για την κατηγορία Σκίαση για τον Δήμο Αθηναίων (A) και για τον Δήμο Φιλοθέης – Ψυχικού (B) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



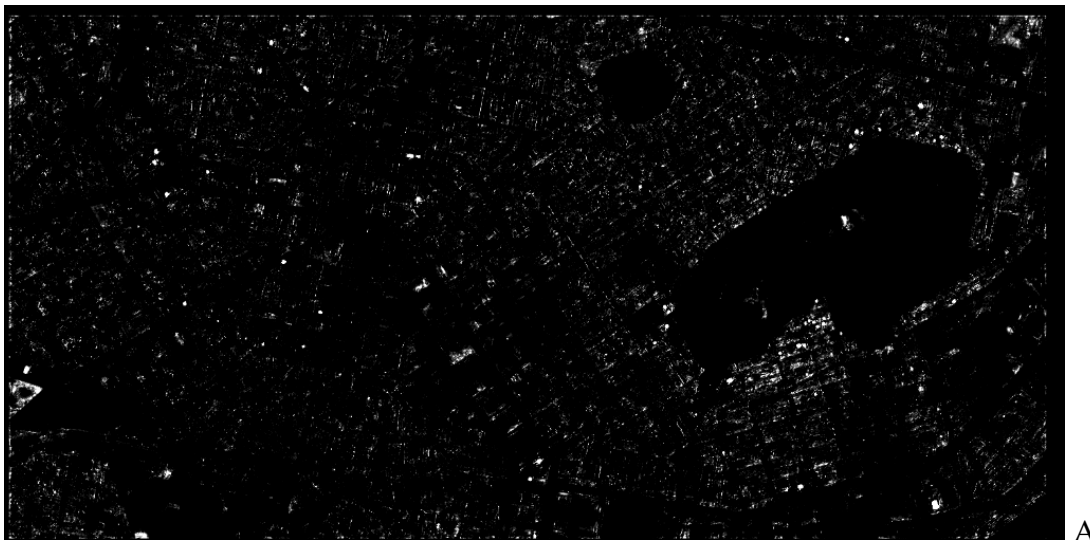


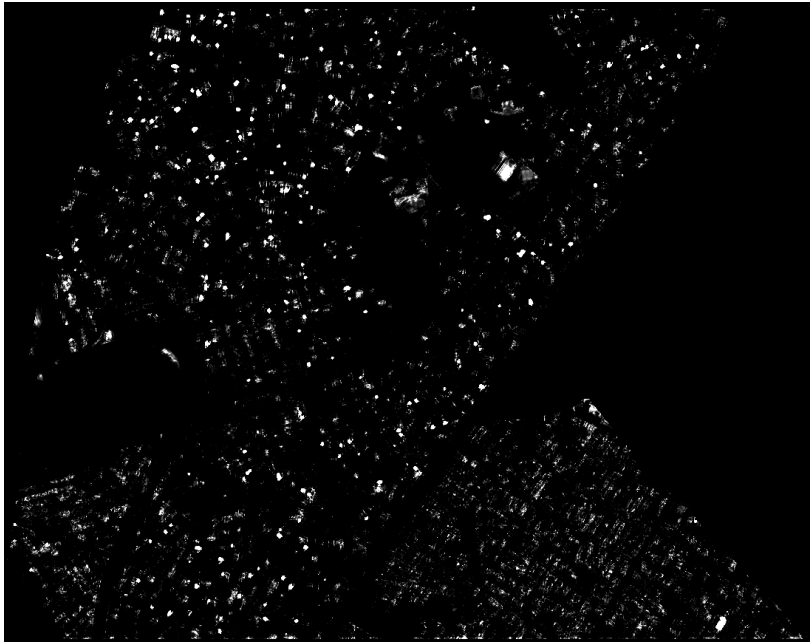
Εικόνα 37: Χάρτης Θερμότητας (Heat Map) για την κατηγορία Κεκλιμένες Οροφές από Κεραμίδι για τον Δήμο Αθηναίων (A) και για τον Δήμο Φιλοθέης – Ψυχικού (B) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).





Εικόνα 38: Χάρτης Θερμότητας (Heat Map) για την κατηγορία Βλάστηση για τον Δήμο Αθηναίων (A) και για τον Δήμο Φιλοθέης – Ψυχικού (B) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).













Εικόνα 39: Χάρτης Θερμότητας (Heat Map) για την κατηγορία Νερό για τον Δήμο Αθηναίων (Α) και για τον Δήμο Φιλοθέης – Ψυχικού (Β)

4.3.2.5 Εφαρμογή CNN σε συνδυασμό με OBIA

Σε αυτό το στάδιο εκτελέστηκε ο αλγόριθμος κατάτμησης πολλαπλής ανάλυσης για κάθε τμήμα των εικόνων ξεχωριστά και μετά από αρκετούς πειραματισμούς, επιλέχθηκαν ως καταλληλότεροι παράμετροι η κλίμακα 30, 0,6 το κριτήριο του σχήματος και 0,4 το κριτήριο του συμπαγούς του σχήματος.

Εφόσον ολοκληρώθηκε η διαδικασία της κατάτμησης δημιουργήθηκαν κανόνες (Πίνακας 3), σε κάθε θεματική κατηγορία, αξιοποιώντας τους χάρτες θερμότητας κάθε κατηγορίας, αντίστοιχα, με συνάρτηση ευθείας θετικής κλίσης, αριστερό όριο 0 και δεξί όριο 1 ώστε να μεταβιβαστούν τα χαρακτηριστικά τους και να επιτευχθεί η τελική ταξινόμηση.

Κατηγορία	Χαρακτηριστικό	Συνάρτηση	Όρια
Bare Soil	Mean Bare Soil		0 -1
Flat Roof	Mean Flat Roof		0 -1

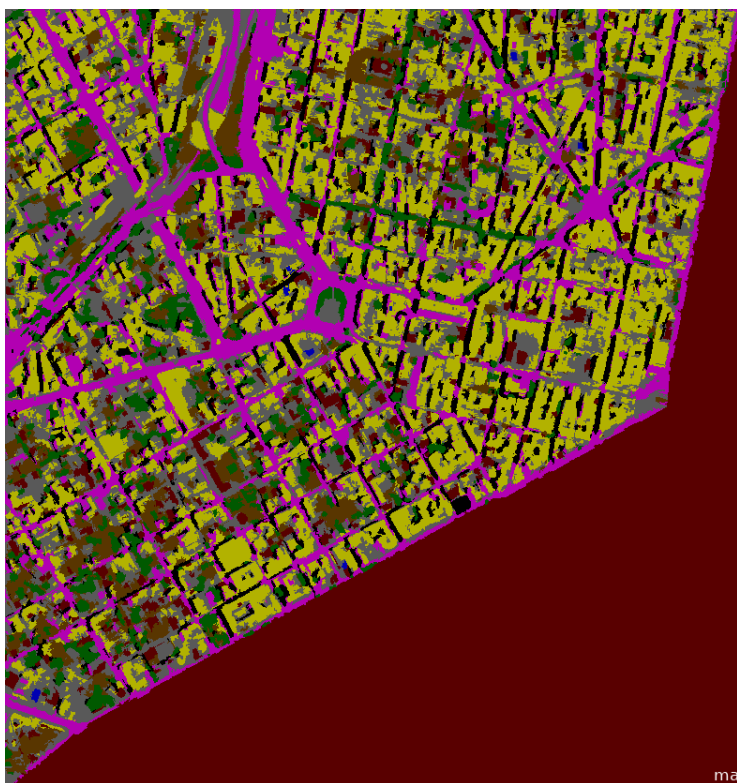
Impervious and Other Sloping Roof	Mean Impervious and Other Sloping Roof		0 -1
Roads	Mean Roads		0 -1
Shadow	Mean Shadow		0 -1
Sloping Roof	Mean Sloping Roof		0 -1
Vegetation	Mean Vegetation		0 -1
Water	Mean Water		0 -1

Πίνακας 3: Οι κανόνες που θεσπίστηκαν στις θεματικές κατηγορίες για την ταξινόμηση με χρήση των θεματικών χαρτών του μοντέλου CNN

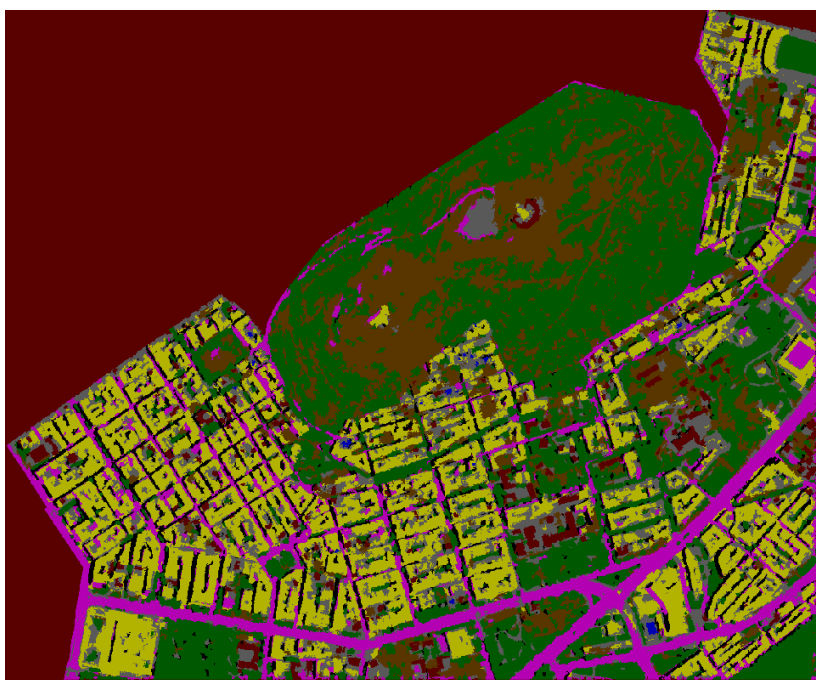
Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των ταξινομήσεων εξήχθησαν οι πίνακες σύγκρισης για κάθε εικόνα καθώς και με τον υπολογισμό των δεικτών απόδοσης όπως φαίνεται στα διαγράμματα που ακολουθούν.



Εικόνα 40: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



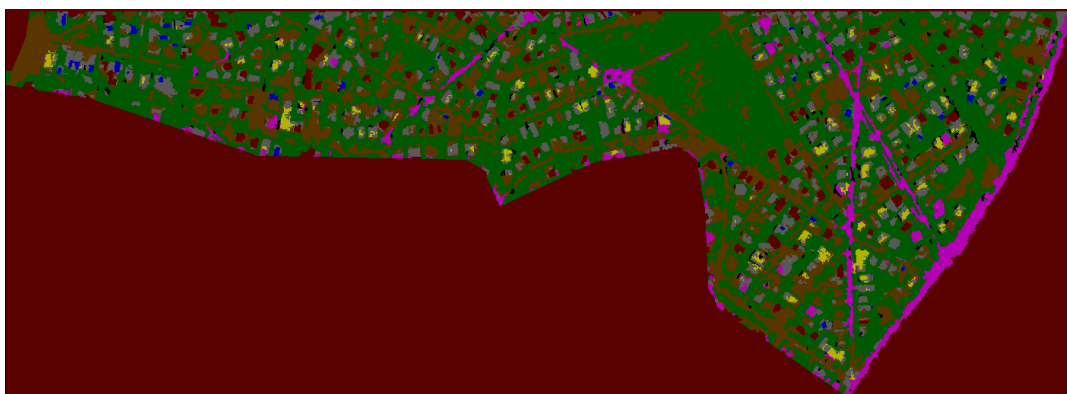
Εικόνα 41: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή Κεραμικός – Μεταξουργείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



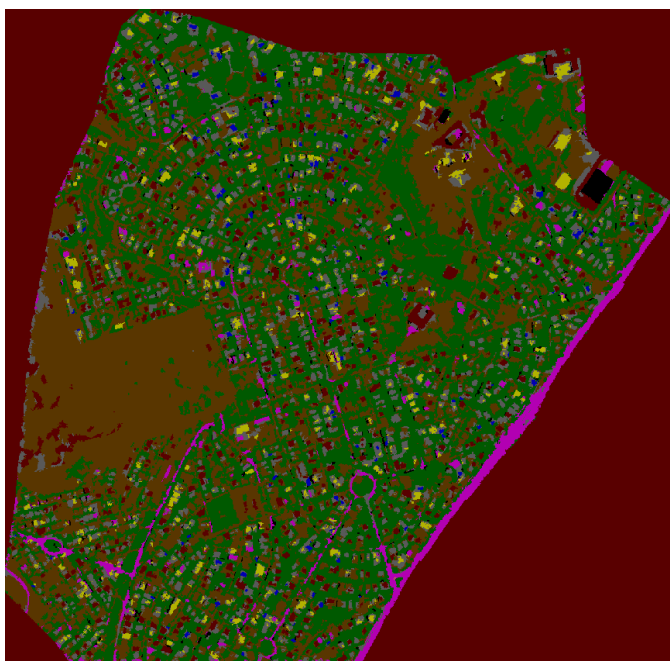
Εικόνα 42: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή Κολωνάκι –Ιλίσια (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



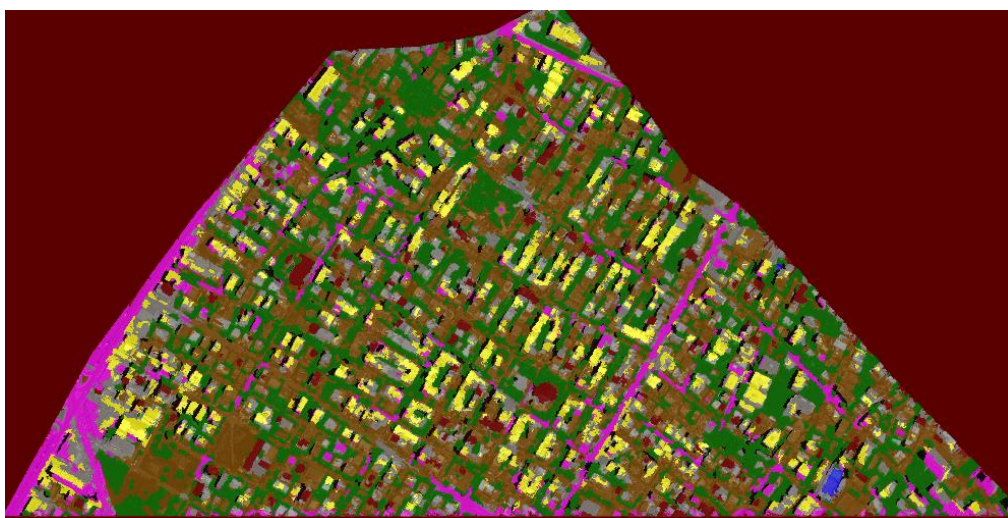
Εικόνα 43: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θεσείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 44: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή της Φιλοθέης (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 45: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή του Ψυχικού (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 46: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή του Νέου Ψυχικού (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

4.3.2.6 Αξιολόγηση της ταξινόμησης του μοντέλου

Μετά την εφαρμογή της ταξινόμησης χρησιμοποιώντας τους χάρτες θερμότητας που παρήχθησαν από το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN, σε κάθε περιοχή μελέτης εκτελέστηκε ο αλγόριθμος «convert thematic object to samples» για τα δεδομένα ελέγχου που είχαν ληφθεί

ούτως ώστε να εξαχθεί ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix). Τα δείγματα ελέγχουν εισήχθησαν στο πρόγραμμα με τη μορφή διανυσματικού αρχείου.

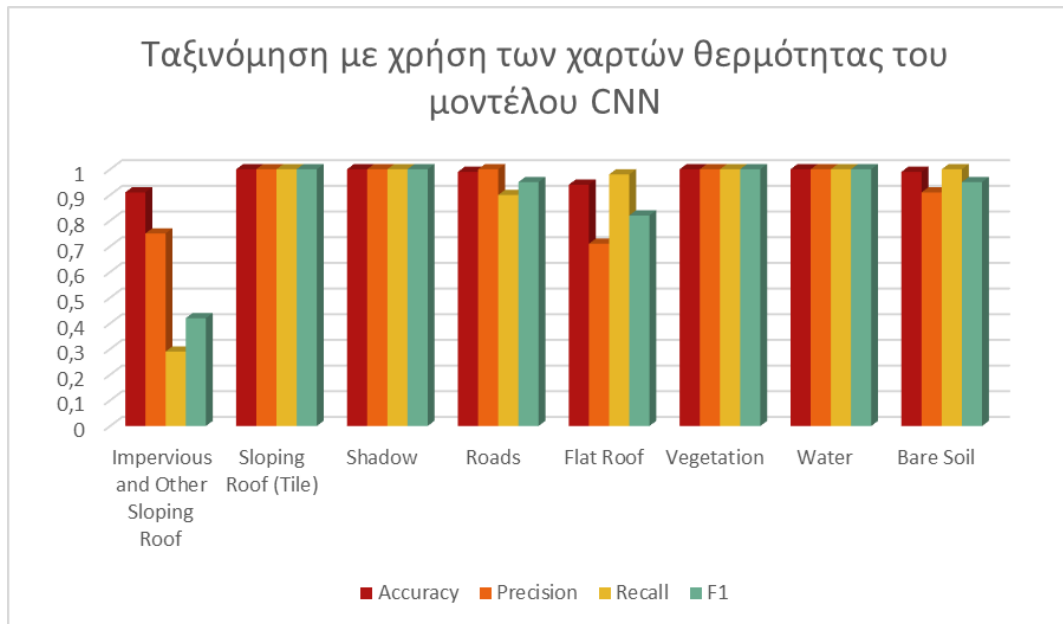
Στην περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη παρατηρείται σύγχυση μόνο σε μια κατηγορία καθώς αρκετά δείγματα από των αδιαπέρατων υλικών ταξινομήθηκαν λανθασμένα στην κατηγορία επίπεδες οροφές. Στην κατηγορία ενδιαφέροντος των επίπεδων οροφών 17 δείγματα δεν ταξινομήθηκαν σωστά. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.9145 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.90 γεγονός που αποδεικνύει ότι η ταξινόμηση είναι αξιόπιστη.

User Class \ Sam...	Impervious and O...	Sloping Roof (Tile)	Shadow	Roads	Flat Roof	Vegetation	Water	Bare Soil	Sum
Confusion Matrix									
Impervious and Ot...	9	0	0	2	1	0	0	0	12
Sloping Roof (Tile)	0	39	0	0	0	0	0	0	39
Shadow	0	0	37	0	0	0	0	0	37
Roads	0	0	0	36	0	0	0	0	36
Flat Roof	16	0	0	0	39	0	0	0	55
Vegetation	0	0	0	0	0	40	0	0	40
Water	0	0	0	0	0	0	6	0	6
Bare Soil	2	0	0	2	0	0	0	40	44
Sum	27	39	37	40	40	40	6	40	
Accuracy									
Producer	0.3333	1	1	0.9	0.975	1	1	1	
User	0.75	1	1	1	0.7091	1	1	0.9091	
Hit/Iden	0.4615	1	1	0.9474	0.8211	1	1	0.9524	
Short	0.3	1	1	0.9	0.6964	1	1	0.9091	
Kappa Per Class	0.3022	1	1	0.8845	0.9686	1	1	1	
Totals									
Overall Accuracy	0.9145								
Kappa	0.9004								

Εικόνα 47: Ο πίνακας σύγχυσης της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Impervious and Other Sloping Roof	235	22	3	9	0,91	0,75	0,29	0,42
Sloping Roof (Tile)	230	0	0	39	1,00	1,00	1,00	1,00
Shadow	232	0	0	37	1,00	1,00	1,00	1,00
Roads	229	4	0	36	0,99	1,00	0,90	0,95
Flat Roof	213	1	16	39	0,94	0,71	0,98	0,82
Vegetation	229	0	0	40	1,00	1,00	1,00	1,00
Water	263	0	0	6	1,00	1,00	1,00	1,00
Bare Soil	225	0	4	40	0,99	0,91	1,00	0,95

Πίνακας 4: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 4: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

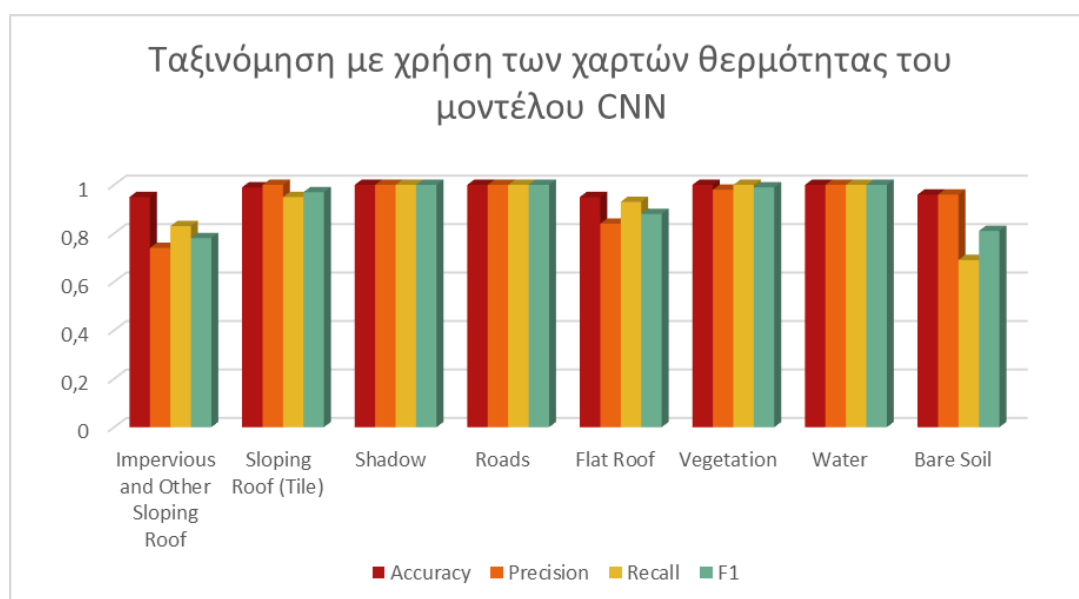
Στην περιοχή Κεραμικός – Μεταξουργείο δεν παρατηρείται ιδιαίτερη σύγχυση μεταξύ των θεματικών κατηγοριών. Στην κατηγορία ενδιαφέροντος των επίπεδων οροφών 8 δείγματα δεν ταξινομήθηκαν σωστά. Τέλος η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.9212 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.908 γεγονός που αποδεικνύει ότι η ταξινόμηση είναι αξιόπιστη.

User Class \ Sam...	Impervious and O...	Sloping Roof (Tile)	Shadow	Roads	Flat Roof	Vegetation	Water	Bare Soil	Sum
Confusion Matrix									
Impervious and Ot...	29	0	0	0	4	0	0	6	39
Sloping Roof (Tile)	0	35	0	0	0	0	0	0	35
Shadow	0	0	37	0	0	0	0	0	37
Roads	0	0	0	40	0	0	0	0	40
Flat Roof	5	2	0	0	56	0	0	4	67
Vegetation	0	0	0	0	0	40	0	1	41
Water	0	0	0	0	0	0	7	0	7
Bare Soil	1	0	0	0	0	0	0	25	26
Sum	35	37	37	40	60	40	7	36	
Accuracy									
Producer	0.8286	0.9459	1	1	0.9333	1	1	0.6944	
User	0.7436	1	1	1	0.8358	0.9756	1	0.9615	
Median	0.7838	0.9722	1	1	0.8819	0.9877	1	0.8065	
Mean	0.6444	0.9459	1	1	0.7887	0.9756	1	0.6757	
Kappa Per Class	0.8021	0.9386	1	1	0.9135	1	1	0.6646	
Totals									
Overall Accuracy	0.9212								
Kappa	0.908								

Εικόνα 48: Ο πίνακας σύγκρισης της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή Κεραμικός - Μεταξουργείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Impervious and Other Sloping Roof	247	6	10	29	0,95	0,74	0,83	0,78
Sloping Roof (Tile)	255	2	0	35	0,99	1,00	0,95	0,97
Shadow	255	0	0	37	1,00	1,00	1,00	1,00
Roads	252	0	0	40	1,00	1,00	1,00	1,00
Flat Roof	221	4	11	56	0,95	0,84	0,93	0,88
Vegetation	251	0	1	40	1,00	0,98	1,00	0,99
Water	285	0	0	7	1,00	1,00	1,00	1,00
Bare Soil	255	11	1	25	0,96	0,96	0,69	0,81

Πίνακας 5: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή Κεραμικός – Μεταξουργείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 5: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή Κεραμικός – Μεταξουργείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

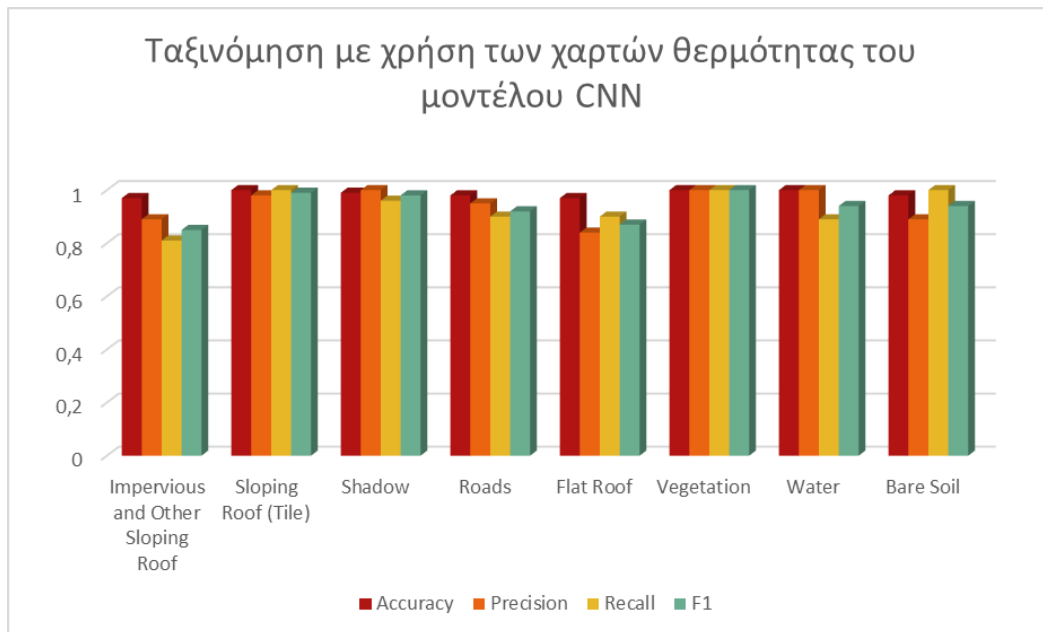
Για την περιοχή Κολωνάκι - Ιλίσια η κατηγορία ενδιαφέροντος των επίπεδων οροφών παρουσιάζει 5 δείγματα τα οποία δεν ταξινομήθηκαν σωστά. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.942 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.9327 γεγονός που αποδεικνύει ότι η ταξινόμηση είναι επιτυχής και αξιόπιστη.

User Class \ Sam...	Impervious and O...	Sloping Roof (Tile)	Shadow	Roads	Flat Roof	Vegetation	Water	Bare Soil	Sum
Confusion Matrix									
Impervious and Ot...	25	0	0	1	2	0	0	0	28
Sloping Roof (Tile)	0	39	0	0	0	0	1	0	40
Shadow	0	0	47	0	0	0	0	0	47
Roads	0	0	2	35	0	0	0	0	37
Flat Roof	5	0	0	0	27	0	0	0	32
Vegetation	0	0	0	0	0	40	0	0	40
Water	0	0	0	0	0	0	8	0	8
Bare Soil	1	0	0	3	1	0	0	39	44
Sum	31	39	49	39	30	40	9	39	
Accuracy									
Producer	0.8065	1	0.9592	0.8974	0.9	1	0.8889	1	
User	0.8929	0.975	1	0.9459	0.8438	1	1	0.8864	
Hellden	0.8475	0.9873	0.9792	0.9211	0.871	1	0.9412	0.9398	
Short	0.7353	0.975	0.9592	0.8537	0.7714	1	0.8889	0.8864	
Kappa Per Class	0.7846	1	0.9508	0.8816	0.8869	1	0.8856	1	
Totals									
Overall Accuracy	0.942								
Kappa	0.9327								

Εικόνα 49: Ο πίνακας σύγχυσης της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή Κολωνάκι –Ιλίσια (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Impervious and Other								
Sloping Roof	242	6	3	25	0,97	0,89	0,81	0,85
Sloping Roof (Tile)	236	0	1	39	1,00	0,98	1,00	0,99
Shadow	227	2	0	47	0,99	1,00	0,96	0,98
Roads	235	4	2	35	0,98	0,95	0,90	0,92
Flat Roof	241	3	5	27	0,97	0,84	0,90	0,87
Vegetation	236	0	0	40	1,00	1,00	1,00	1,00
Water	267	1	0	8	1,00	1,00	0,89	0,94
Bare Soil	232	0	5	39	0,98	0,89	1,00	0,94

Πίνακας 6: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή Κολωνάκι –Ιλίσια (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 6: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή Κολωνάκι -Ιλίσια (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

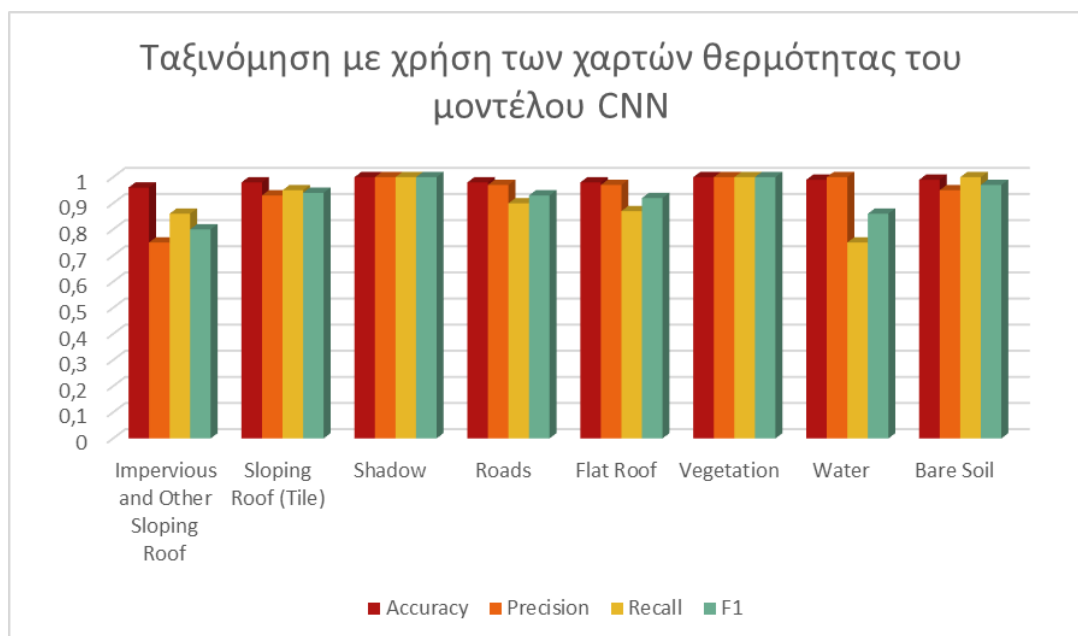
Για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο παρατηρείται η κατηγορία ενδιαφέροντος των επίπεδων οροφών να εμφανίζει 5 δείγματα ταξινομημένα λάθος. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.9449 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.9361 γεγονός που αποδεικνύει ότι η ταξινόμηση στην περιοχή αυτή είναι η πιο επιτυχημένη έως τώρα.

User Class \ Sam...	Impervious and O...	Sloping Roof (Tile)	Shadow	Roads	Flat Roof	Vegetation	Water	Bare Soil	Sum
Confusion Matrix									
Impervious and Ot...	24	0	0	2	4	0	2	0	32
Sloping Roof (Tile)	0	40	0	2	1	0	0	0	43
Shadow	0	0	40	0	0	0	0	0	40
Roads	1	0	0	35	0	0	0	0	36
Flat Roof	1	0	0	0	34	0	0	0	35
Vegetation	0	0	0	0	0	40	0	0	40
Water	0	0	0	0	0	0	6	0	6
Bare Soil	2	0	0	0	0	0	0	38	40
Sum	28	40	40	39	39	40	8	38	
Accuracy									
Producer	0.8571	1	1	0.8974	0.8718	1	0.75	1	
User	0.75	0.9302	1	0.9722	0.9714	1	1	0.95	
Hellden	0.8	0.9639	1	0.9333	0.9189	1	0.8571	0.9744	
Short	0.6667	0.9302	1	0.875	0.85	1	0.75	0.95	
Kappa Per Class	0.8381	1	1	0.8818	0.8529	1	0.7444	1	
Totals									
Overall Accuracy	0.9449								
Kappa	0.9361								

Εικόνα 50: Ο πίνακας σύγχυσης της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Impervious and Other Sloping Roof	236	4	8	24	0,96	0,75	0,86	0,80
Sloping Roof (Tile)	227	2	3	40	0,98	0,93	0,95	0,94
Shadow	232	0	0	40	1,00	1,00	1,00	1,00
Roads	232	4	1	35	0,98	0,97	0,90	0,93
Flat Roof	232	5	1	34	0,98	0,97	0,87	0,92
Vegetation	232	0	0	40	1,00	1,00	1,00	1,00
Water	264	2	0	6	0,99	1,00	0,75	0,86
Bare Soil	232	0	2	38	0,99	0,95	1,00	0,97

Πίνακας 7: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 7: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Στην περιοχή της Φιλοθέης παρατηρείται έντονη σύγχυση μεταξύ των θεματικών κατηγοριών. Τα δείγματα της κατηγορία ενδιαφέροντος, των επίπεδων οροφών, έχουν ταξινομηθεί σχεδόν

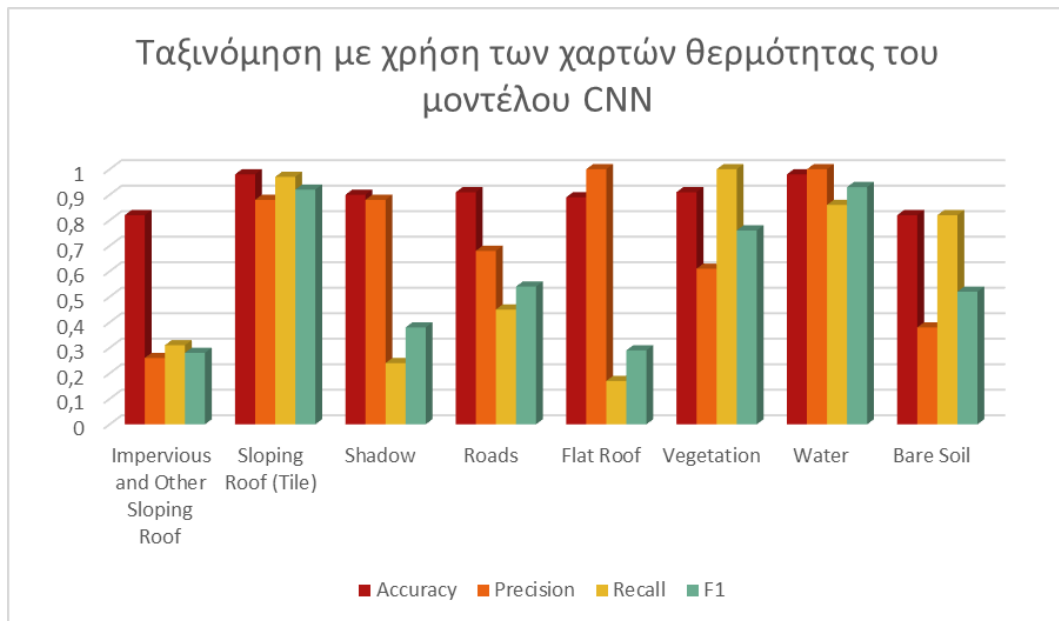
εξ ολοκλήρου λανθασμένα. Το ίδιο συμβαίνει και για τις κατηγορίες αδιαπέρατα υλικά, σκίαση και οδικό δίκτυο. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.6078 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.5518. Όπως είναι αναμενόμενο οι τιμές αυτές αποδεικνύουν ότι η ταξινόμηση αυτή είναι η πιο αποτυχημένη έως τώρα.

User Class \ Sam...	Impervious and O...	Sloping Roof (Tile)	Shadow	Roads	Flat Roof	Vegetation	Water	Bare Soil	Sum
Confusion Matrix									
Impervious and Ot...	8	0	1	1	18	0	2	1	31
Sloping Roof (Tile)	0	29	0	1	0	0	0	3	33
Shadow	0	0	7	0	0	0	1	0	8
Roads	4	0	0	13	2	0	0	0	19
Flat Roof	0	0	0	0	5	0	0	0	5
Vegetation	0	0	18	0	0	31	1	1	51
Water	0	0	0	0	0	0	25	0	25
Bare Soil	14	1	3	14	5	0	0	23	60
Sum	26	30	29	29	30	31	29	28	
Accuracy									
Producer	0.3077	0.9667	0.2414	0.4483	0.1667	1	0.8621	0.8214	
User	0.2581	0.8788	0.875	0.6842	1	0.6078	1	0.3833	
Hellden	0.2807	0.9206	0.3784	0.5417	0.2857	0.7561	0.9259	0.5227	
Short	0.1633	0.8529	0.2333	0.3714	0.1667	0.6078	0.8621	0.3538	
Kappa Per Class	0.2009	0.9611	0.2143	0.3991	0.1483	1	0.8454	0.7591	
Totals									
Overall Accuracy	0.6078								
Kappa	0.5518								

Εικόνα 51: Ο πίνακας σύγκρισης της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή της Φιλοθέης (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Impervious and Other								
Sloping Roof	183	18	23	8	0,82	0,26	0,31	0,28
Sloping Roof (Tile)	198	1	4	29	0,98	0,88	0,97	0,92
Shadow	202	22	1	7	0,90	0,88	0,24	0,38
Roads	197	16	6	13	0,91	0,68	0,45	0,54
Flat Roof	202	25	0	5	0,89	1,00	0,17	0,29
Vegetation	181	0	20	31	0,91	0,61	1,00	0,76
Water	203	4	0	25	0,98	1,00	0,86	0,93
Bare Soil	167	5	37	23	0,82	0,38	0,82	0,52

Πίνακας 8: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή της Φιλοθέης (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 8: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή της Φιλοθέης (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

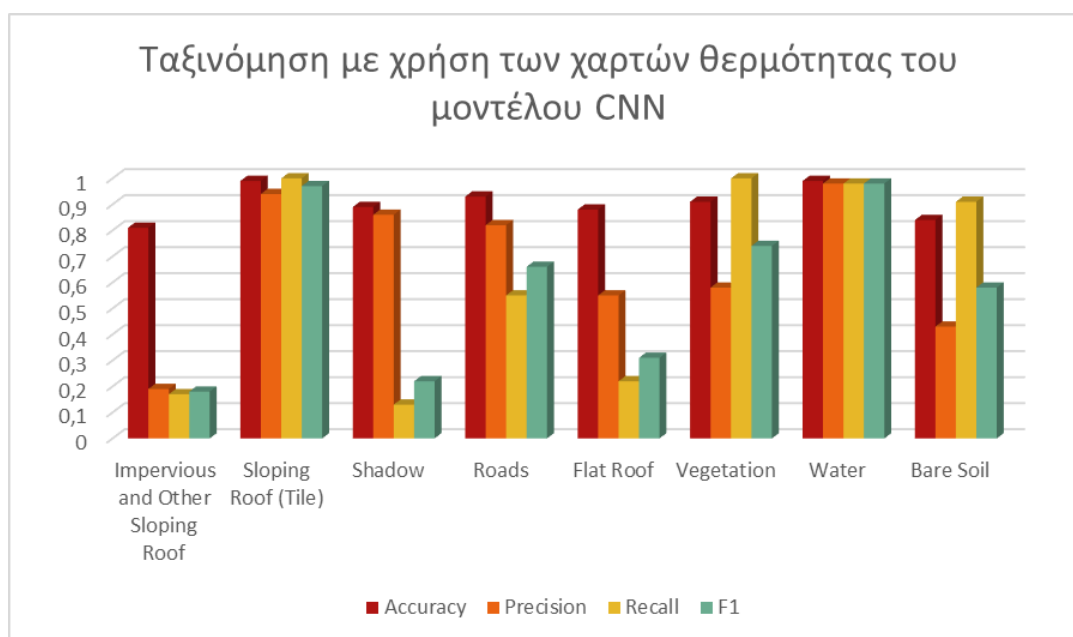
Όπως και στην περιοχή της Φιλοθέης έτσι και στο Παλαιό Ψυχικό παρατηρείται έντονη σύγχυση μεταξύ των θεματικών κατηγοριών. Τα δείγματα της κατηγορίας ενδιαφέροντος, των επίπεδων οροφών, έχουν επίσης ταξινομηθεί σχεδόν εξ ολοκλήρου λανθασμένα. Το ίδιο συμβαίνει και για τις κατηγορίες αδιαπέρατα υλικά, σκίαση και οδικό δίκτυο. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.6198 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.5656. Όπως είναι αναμενόμενο οι τιμές αυτές αποδεικνύουν ότι η ταξινόμηση στην περιοχή δεν είναι αξιόπιστη.

User Class \ Sam...	Impervious and O...	Sloping Roof (Tile)	Shadow	Roads	Flat Roof	Vegetation	Water	Bare Soil	Sum
Confusion Matrix									
Impervious and Ot...	8	0	0	8	24	0	1	1	42
Sloping Roof (Tile)	1	49	0	0	0	0	0	2	52
Shadow	1	0	6	0	0	0	0	0	7
Roads	1	0	0	27	5	0	0	0	33
Flat Roof	9	0	0	0	11	0	0	0	20
Vegetation	0	0	35	0	0	50	0	1	86
Water	1	0	0	0	0	0	45	0	46
Bare Soil	26	0	6	14	10	0	0	42	98
Sum	47	49	47	49	50	50	46	46	
Accuracy									
Producer	0.1702	1	0.1277	0.551	0.22	1	0.9783	0.913	
User	0.1905	0.9423	0.8571	0.8182	0.55	0.5814	0.9783	0.4286	
Hellden	0.1798	0.9703	0.2222	0.6585	0.3143	0.7353	0.9783	0.5833	
Short	0.0988	0.9423	0.125	0.4909	0.1864	0.5814	0.9574	0.4118	
Kappa Per Class	0.0683	1	0.1115	0.5088	0.1771	1	0.9753	0.8832	
Totals									
Overall Accuracy	0.6198								
Kappa	0.5656								

Εικόνα 52: Ο πίνακας σύγκρισης της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή του Ψυχικού (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Impervious and Other Sloping Roof	303	39	34	8	0,81	0,19	0,17	0,18
Sloping Roof (Tile)	332	0	3	49	0,99	0,94	1,00	0,97
Shadow	336	41	1	6	0,89	0,86	0,13	0,22
Roads	329	22	6	27	0,93	0,82	0,55	0,66
Flat Roof	325	39	9	11	0,88	0,55	0,22	0,31
Vegetation	298	0	36	50	0,91	0,58	1,00	0,74
Water	337	1	1	45	0,99	0,98	0,98	0,98
Bare Soil	282	4	56	42	0,84	0,43	0,91	0,58

Πίνακας 9: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή του Ψυχικού (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 9: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή του Ψυχικού (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

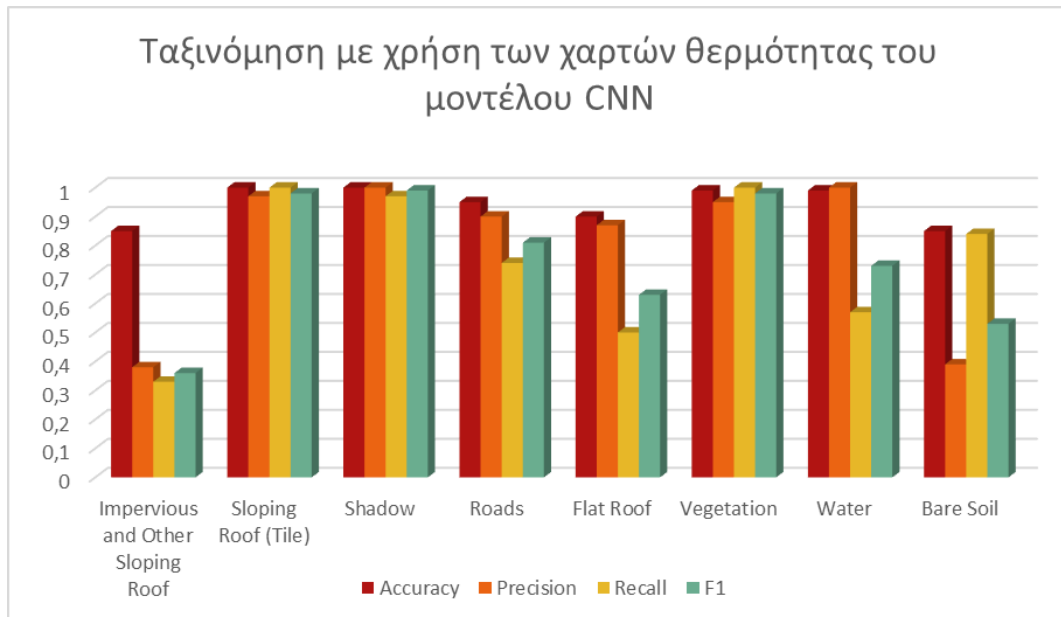
Στην περιοχή του Νέου Ψυχικού σε αντίθεση με τις άλλες δύο περιοχές του ίδιου Δήμου. Τα δείγματα της κατηγορία ενδιαφέροντος, των επίπεδων οροφών, αλλά και της κατηγορίας αδιαπέρατα υλικά έχουν ταξινομηθεί σε μεγάλο ποσοστό λανθασμένα. Έχει όμως βελτιωθεί η ταξινόμηση των άλλων θεματικών κατηγοριών. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.7603 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.7231. Συνεπώς η ταξινόμηση σε αυτή την περιοχή θεωρείται πιο αξιόπιστη.

User Class \ Sam...	Impervious and O...	Sloping Roof (Tile)	Shadow	Roads	Flat Roof	Vegetation	Water	Bare Soil	Sum
Confusion Matrix									
Impervious and Ot...	10	0	0	1	11	0	2	2	26
Sloping Roof (Tile)	1	28	0	0	0	0	0	0	29
Shadow	0	0	33	0	0	0	0	0	33
Roads	1	0	0	28	1	0	0	1	31
Flat Roof	3	0	0	0	20	0	0	0	23
Vegetation	0	0	1	0	0	40	0	1	42
Water	0	0	0	0	0	0	4	0	4
Bare Soil	15	0	0	9	8	0	1	21	54
Sum	30	28	34	38	40	40	7	25	
Accuracy									
Producer	0.3333	1	0.9706	0.7368	0.5	1	0.5714	0.84	
User	0.3846	0.9655	1	0.9032	0.8696	0.9524	1	0.3889	
Hellden	0.3571	0.9825	0.9851	0.8116	0.6349	0.9756	0.7273	0.5316	
Short	0.2174	0.9655	0.9706	0.6829	0.4651	0.9524	0.5714	0.3621	
Kappa Per Class	0.2531	1	0.9659	0.6982	0.4475	1	0.5642	0.794	
Totals									
Overall Accuracy	0.7603								
Kappa	0.7231								

Εικόνα 53: Ο πίνακας σύγχυσης της ταξινόμησης με χρήση των χαρτών θερμότητας που δημιουργήθηκαν από το CNN για την περιοχή του Νέου Ψυχικού (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Impervious and Other Sloping Roof	196	20	16	10	0,85	0,38	0,33	0,36
Sloping Roof (Tile)	213	0	1	28	1,00	0,97	1,00	0,98
Shadow	208	1	0	33	1,00	1,00	0,97	0,99
Roads	201	10	3	28	0,95	0,90	0,74	0,81
Flat Roof	199	20	3	20	0,90	0,87	0,50	0,63
Vegetation	200	0	2	40	0,99	0,95	1,00	0,98
Water	235	3	0	4	0,99	1,00	0,57	0,73
Bare Soil	184	4	33	21	0,85	0,39	0,84	0,53

Πίνακας 10: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή του Νέου Ψυχικού (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

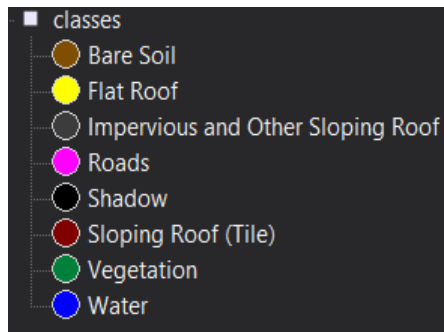


Γράφημα 10: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από το μοντέλο CNN, ανά θεματική κατηγορία για την περιοχή του Νέου Ψυχικού (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

4.3.3 Ταξινόμηση με τον αλγόριθμο Μηχανικής Μάθησης Random Forest

4.3.3.1 Κατάτμηση Εικόνας και Επιλογή Δειγμάτων Αλγόριθμου Random Forest

Το πρώτο βήμα για την ταξινόμηση μέσω του αλγόριθμου Random Forest είναι η εφαρμογή κατάτμησης στην εικόνα μέσω του αλγόριθμο πολλαπλής κατάτμησης «multiresolution segmentation» χρησιμοποιώντας τον συνδυασμό κριτηρίων που αξιοποιήθηκε και στην μεθοδολογία του CNN, δηλαδή η κλίμακα ορίστηκε 30, 0,6 το κριτήριο του σχήματος και 0,4 το κριτήριο του συμπαγούς του σχήματος. Στη συνέχεια δημιουργήθηκαν οι κατηγορίες (Εικόνα 50) για τις οποίες θα επιλεγούν τα δείγματα βάσει των οποίων θα γίνει η ταξινόμηση.

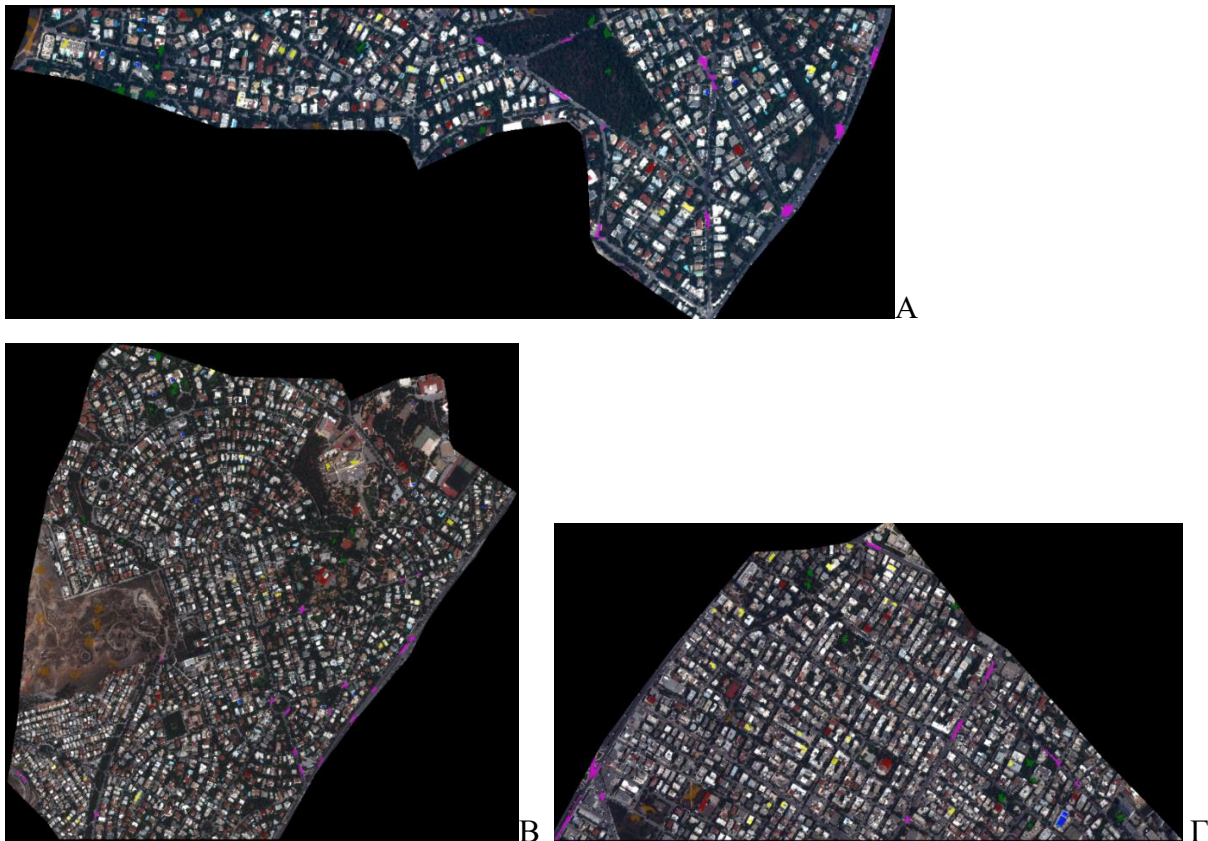


Εικόνα 50: Θεματικές Κατηγορίες για την ταξινόμηση με τον αλγόριθμο Random Forest (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Μέσω του εργαλείου «Sample Select Brush» έγινε η επιλογή δειγμάτων από όλη την έκταση της κάθε εικόνας, με στόχο την καλύτερη αντιπροσωπευτικότητα τους, αλλά και σε ίσο σχεδόν αριθμό δειγμάτων για κάθε μια κατηγορία σε όλες τις εικόνες, όπως φαίνονται στις παρακάτω εικόνες.



Εικόνα 54: Δείγματα Εκπαίδευσης (Ground Truth) για την περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη (Α), Κεραμεικός – Μεταξουργείο (Β), Κολωνάκι – Ιλίσια (Γ), Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο (Δ) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 55: Δείγματα Εκπαίδευσης (Ground Truth) για την περιοχή Φιλοθέη (Α), Ψυχικό (Β), Νέο Ψυχικό (Γ) (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

4.3.3.2 Εκπαίδευση και εφαρμογή Αλγόριθμου Random Forest

Κατόπιν την εκπαίδευση του μοντέλου επιλέχθηκε ο αλγόριθμος «supervised classification» ορίζοντας:

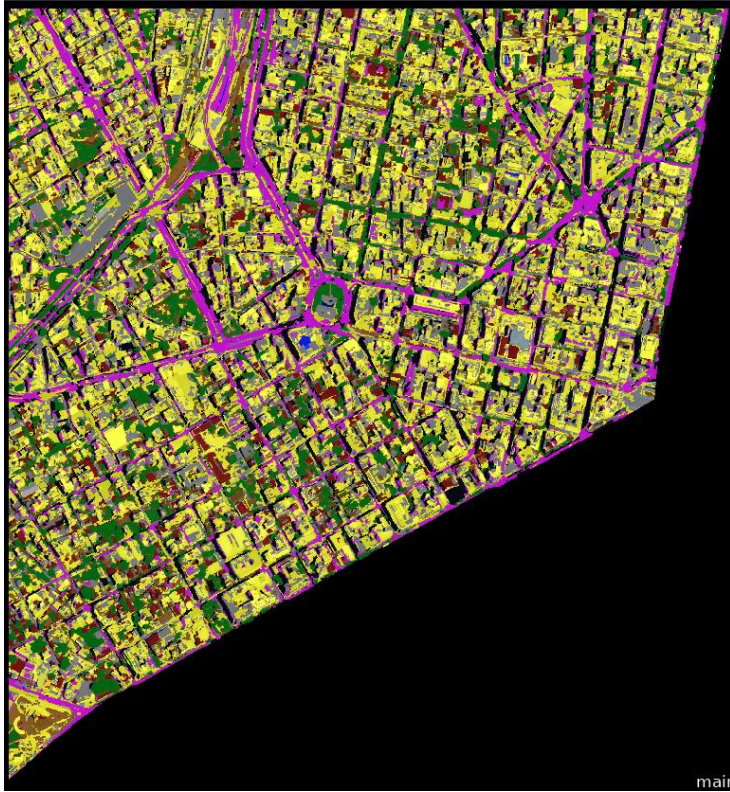
- Την χρήση μόνο των δειγμάτων που έχουν επιλεχθεί
- Το επίπεδο στο οποίο επιθυμούμε να γίνει η εκπαίδευση του μοντέλου, δηλαδή το επίπεδο της κατάτμησης που εφαρμόστηκε στο προηγούμενο βήμα
- Τα επιθυμητά χαρακτηριστικά εκπαίδευσης, επιλέγοντας τις μέσες τιμές όλων των καναλιών
- Το βάθος του δέντρου, το οποίο έμεινε ως το προεπιλεγμένο, δηλαδή 0

- Ο ελάχιστος αριθμός δειγμάτων που έμεινε ως το προεπιλεγμένο, δηλαδή 0
- Η χρήση υποκατάστατων για δεδομένα που ενδεχομένως να λείπουν, όπου επιλέχθηκε να μη χρησιμοποιηθούν
- Ο μέγιστος αριθμός κατηγοριών ορίστηκε το 8
- Οι ενεργές μεταβλητές όπου έμεινε ως το προεπιλεγμένο, δηλαδή 0
- Η ακρίβεια του μοντέλου όπου έμεινε η προεπιλογή 0,01 και
- Ο τύπος κριτηρίων τερματισμού του μοντέλου, εάν δηλαδή θα σταματήσει όταν η εκπαίδευση φθάσει την ακρίβεια του μοντέλου ή τον μέγιστο αριθμό δένδρων ή και τα δύο. Διατηρήθηκε και εδώ η προεπιλογή να ληφθούν υπόψιν και τα δύο κριτήρια τερματισμού του αλγόριθμου.

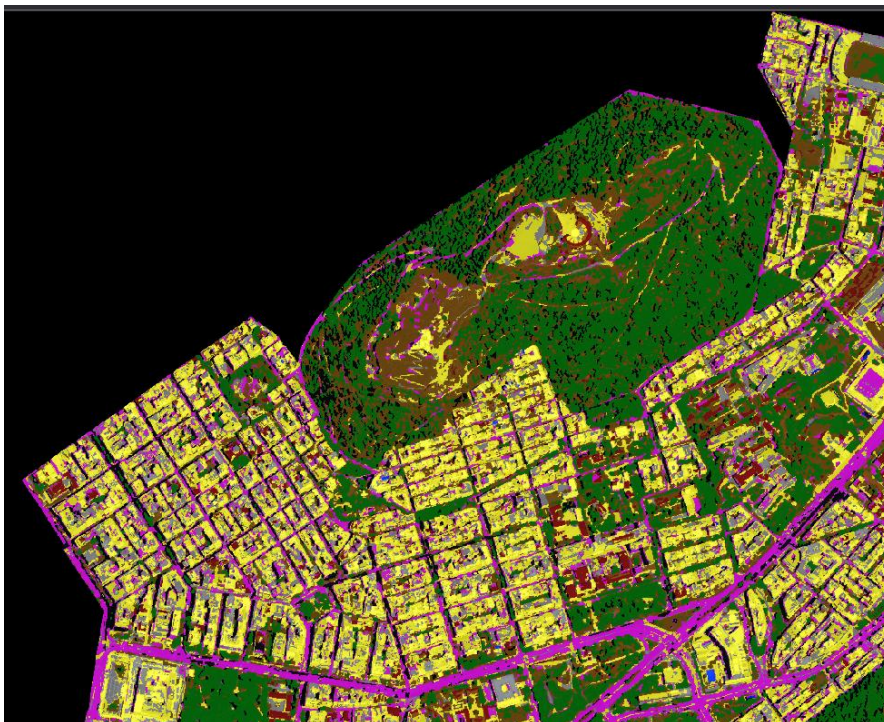
Ακολούθως επιλέχθηκε εκ νέου ο αλγόριθμος «supervised classification» και επιλέγοντας τη λειτουργία «apply» εφαρμόζεται το μοντέλο.



Εικόνα 56: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 57: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Κεραμικός – Μεταξουργείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



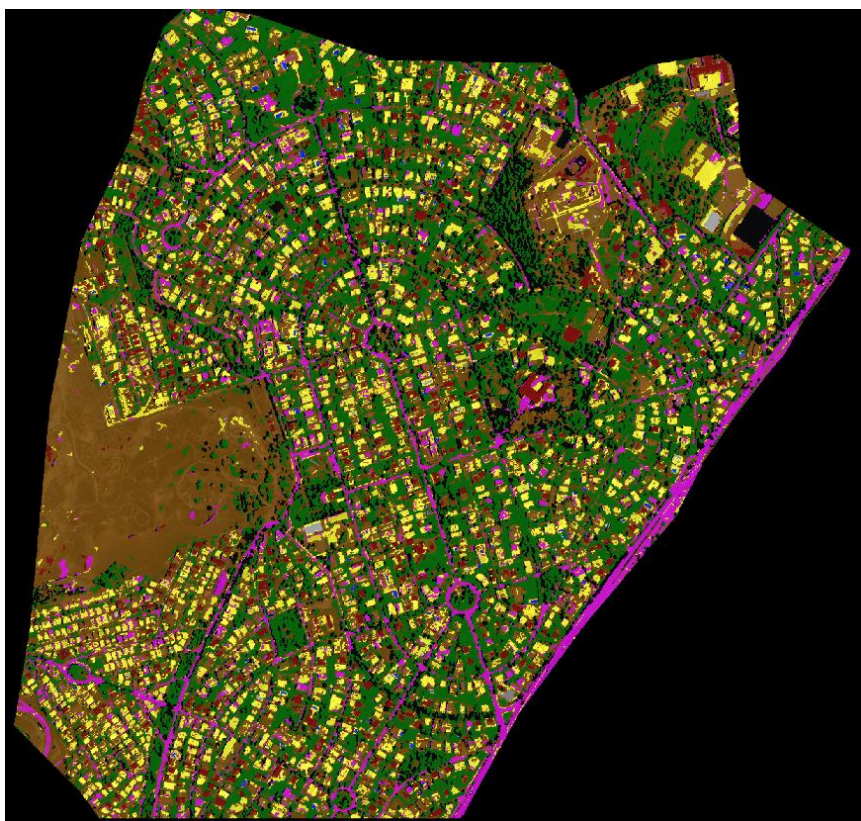
Εικόνα 58: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Κολωνάκι – Ιλίσια (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



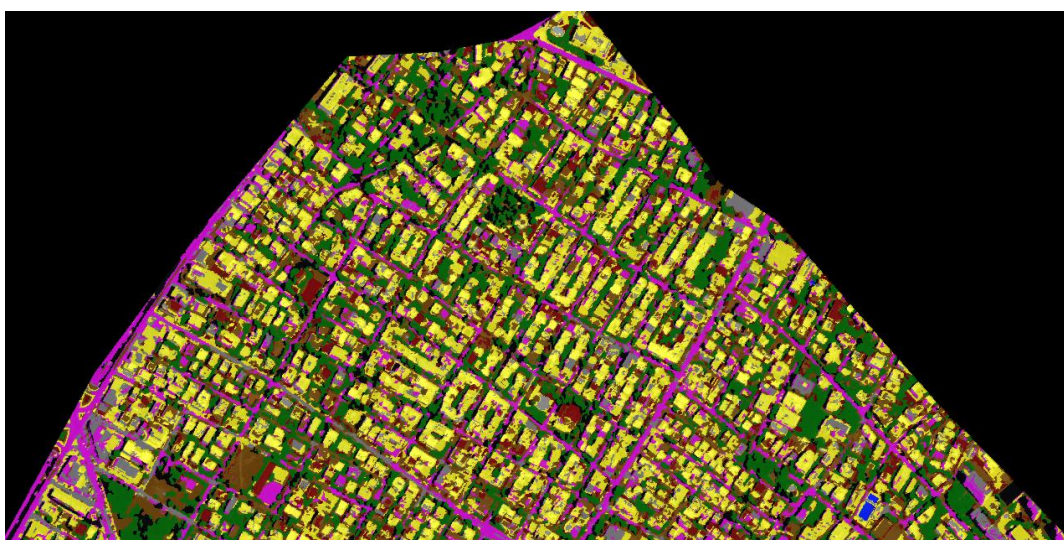
Εικόνα 59: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θεσείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 60: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Φιλοθέη (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 61: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Ψυχικό (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Εικόνα 62: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Νέο Ψυχικό (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

4.3.3.3 Αξιολόγηση της ταξινόμησης μέσω του αλγόριθμου Random Forest

Μετά την εφαρμογή του αλγόριθμου Random Forest, σε κάθε περιοχή μελέτης εκτελέστηκε ο αλγόριθμος «convert thematic object to samples» για τα δεδομένα ελέγχου που είχαν ληφθεί ούτως ώστε να εξαχθεί ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix). Τα δείγματα ελέγχου εισήχθησαν στο πρόγραμμα με τη μορφή διανυσματικού αρχείου.

Στην περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη παρατηρείται σύγχυση καθώς στην κατηγορία ενδιαφέροντος των επίπεδων οροφών 37 δείγματα δεν ταξινομήθηκαν σωστά ενώ έντονο πρόβλημα παρατηρείται και στις κατηγορίες γυμνό έδαφος και αδιαπέρατα υλικά. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.8565 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.8332 γεγονός που αποδεικνύει ότι η ταξινόμηση είναι αξιόπιστη.

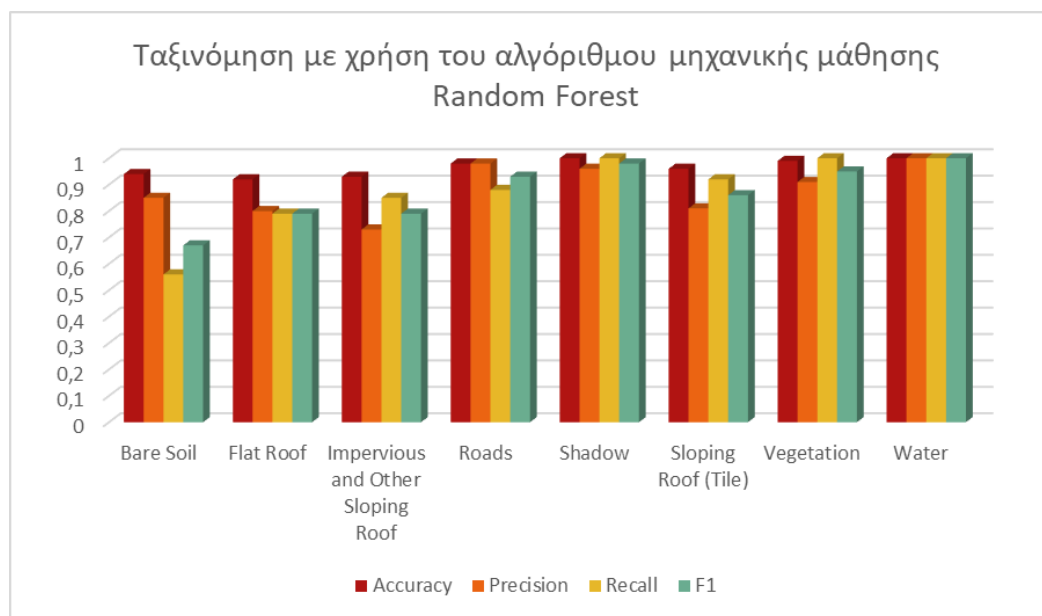
User Class \ Sam...	Bare Soil	Flat Roof	Impervious and O...	Roads	Shadow	Sloping Roof (Tile)	Vegetation	Water	Sum
Confusion Matrix									
Bare Soil	29	0	0	1	0	4	0	0	34
Flat Roof	5	70	11	2	0	0	0	0	88
Impervious and Ot...	0	18	61	3	0	1	0	0	83
Roads	0	1	0	53	0	0	0	0	54
Shadow	0	0	0	2	54	0	0	0	56
Sloping Roof (Tile)	13	0	0	0	0	57	0	0	70
Vegetation	5	0	0	0	0	0	53	0	58
Water	0	0	0	0	0	0	0	17	17
Sum	52	89	72	61	54	62	53	17	
Accuracy									
Producer	0.5577	0.7865	0.8472	0.8689	1	0.9194	1	1	
User	0.8529	0.7955	0.7349	0.9815	0.9643	0.8143	0.9138	1	
Hellden	0.6744	0.791	0.7871	0.9217	0.9818	0.8636	0.955	1	
Short	0.5088	0.6542	0.6489	0.8548	0.9643	0.76	0.9138	1	
Kappa Per Class	0.5224	0.736	0.8136	0.8514	1	0.9049	1	1	
Totals									
Overall Accuracy	0.8565								
Kappa	0.8332								

Εικόνα 63: Ο πίνακας σύγχυσης της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Bare Soil	403	23	5	29	0,94	0,85	0,56	0,67
Flat Roof	353	19	18	70	0,92	0,80	0,79	0,79
Impervious and Other Sloping Roof	366	11	22	61	0,93	0,73	0,85	0,79
Roads	399	7	1	53	0,98	0,98	0,88	0,93

Shadow	404	0	2	54	1,00	0,96	1,00	0,98
Sloping Roof (Tile)	385	5	13	57	0,96	0,81	0,92	0,86
Vegetation	402	0	5	53	0,99	0,91	1,00	0,95
Water	443	0	0	17	1,00	1,00	1,00	1,00

Πίνακας 11: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 11: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Εξάρχεια – Γκύζη (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

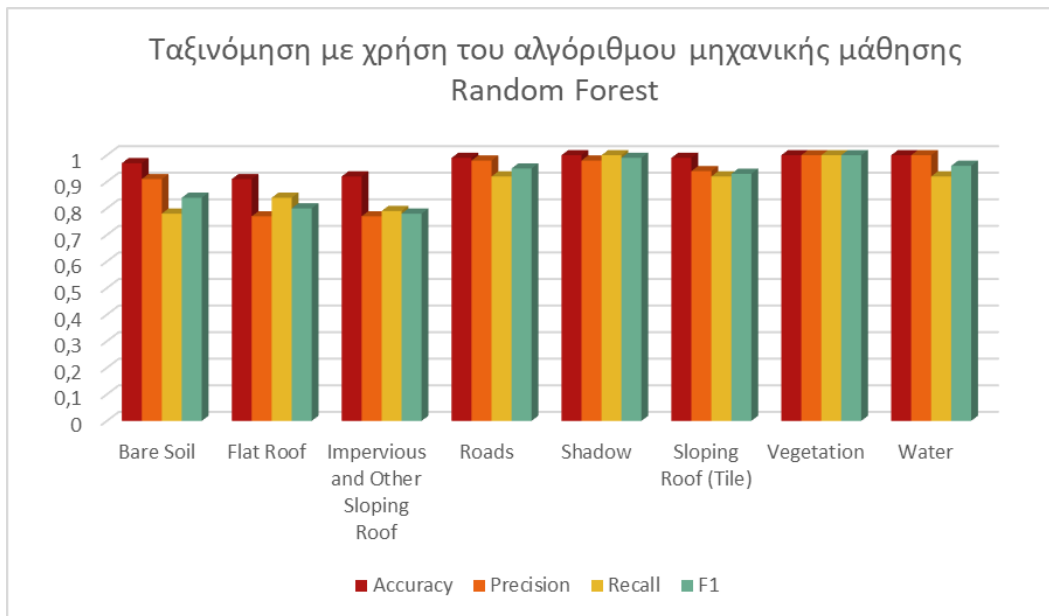
Στην περιοχή Κεραμικός – Μεταξουργείο παρατηρείται έντονη σύγχυση καθώς στην κατηγορία ενδιαφέροντος των επίπεδων οροφών 46 δείγματα δεν ταξινομήθηκαν σωστά αλλά και στις κατηγορίες γυμνό έδαφος και αδιαπέρατα υλικά ταξινομήθηκαν λανθασμένα 15 και 38 δείγματα αντίστοιχα. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.8827 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.8616 γεγονός που αποδεικνύει ότι παρόλες τις αστοχίες η ταξινόμηση είναι αξιόπιστη.

User Class \ Sam...	Bare Soil	Flat Roof	Impervious and O...	Roads	Shadow	Sloping Roof (Tile)	Vegetation	Water	Sum
Confusion Matrix									
Bare Soil	39	1	2	0	0	1	0	0	43
Flat Roof	7	92	15	4	0	2	0	0	120
Impervious and Ot...	1	17	68	0	0	1	0	1	88
Roads	0	0	1	55	0	0	0	0	56
Shadow	0	0	0	1	54	0	0	0	55
Sloping Roof (Tile)	3	0	0	0	0	44	0	0	47
Vegetation	0	0	0	0	0	0	66	0	66
Water	0	0	0	0	0	0	0	11	11
Sum	50	110	86	60	54	48	66	12	
Accuracy									
Producer	0.78	0.8364	0.7907	0.9167	1	0.9167	1	0.9167	
User	0.907	0.7667	0.7727	0.9821	0.9818	0.9362	1	1	
Hellden	0.8387	0.8	0.7816	0.9483	0.9908	0.9263	1	0.9565	
Short	0.7222	0.6667	0.6415	0.9016	0.9818	0.8627	1	0.9167	
Kappa Per Class	0.7586	0.7827	0.7444	0.9058	1	0.9077	1	0.9147	
Totals									
Overall Accuracy	0.8827								
Kappa	0.8616								

Εικόνα 64: Ο πίνακας σύγχυσης της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Κεραμικός – Μεταξουργείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Bare Soil	432	11	4	39	0,97	0,91	0,78	0,84
Flat Roof	348	18	28	92	0,91	0,77	0,84	0,80
Impervious and Other								
Sloping Roof	380	18	20	68	0,92	0,77	0,79	0,78
Roads	425	5	1	55	0,99	0,98	0,92	0,95
Shadow	431	0	1	54	1,00	0,98	1,00	0,99
Sloping Roof (Tile)	435	4	3	44	0,99	0,94	0,92	0,93
Vegetation	420	0	0	66	1,00	1,00	1,00	1,00
Water	474	1	0	11	1,00	1,00	0,92	0,96

Πίνακας 12: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Κεραμικός – Μεταξουργείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 12: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Κεραμικός – Μεταξουργείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

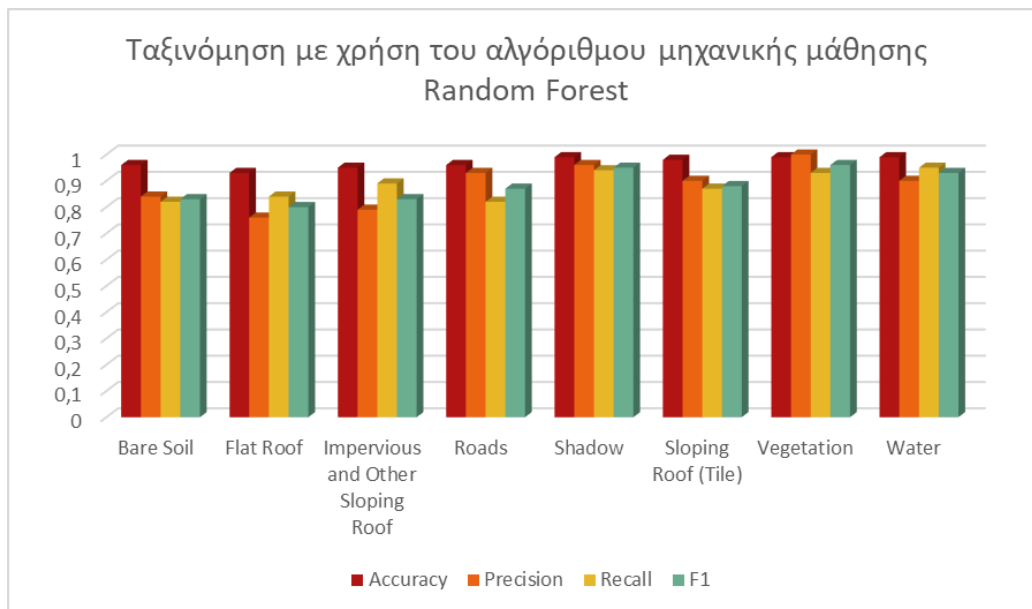
Για την περιοχή Κολωνάκι – Ιλίσια παρατηρείται πως η σύγκριση μεταξύ των κατηγοριών μειώνεται σε σχέση με τις προηγούμενες περιοχές. Στην κατηγορία ενδιαφέροντος, των επίπεδων οροφών, δεν ταξινομήθηκαν σωστά 34. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.8735 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.8535 γεγονός που αποδεικνύει ότι η ταξινόμηση είναι αξιόπιστη.

User Class \ Sam...	Bare Soil	Flat Roof	Impervious and O...	Roads	Shadow	Sloping Roof (Tile)	Vegetation	Water	Sum
Confusion Matrix									
Bare Soil	51	1	0	0	0	4	5	0	61
Flat Roof	8	68	7	4	1	1	0	0	89
Impervious and Ot...	0	11	70	7	0	1	0	0	89
Roads	0	1	0	68	3	1	0	0	73
Shadow	0	0	0	2	65	0	0	1	68
Sloping Roof (Tile)	3	0	0	2	0	45	0	0	50
Vegetation	0	0	0	0	0	0	63	0	63
Water	0	0	2	0	0	0	0	19	21
Sum	62	81	79	83	69	52	68	20	
Accuracy									
Producer	0.8226	0.8395	0.8861	0.8193	0.942	0.8654	0.9265	0.95	
User	0.8361	0.764	0.7865	0.9315	0.9559	0.9	1	0.9048	
Hellden	0.8293	0.8	0.8333	0.8718	0.9489	0.8824	0.9618	0.9268	
Short	0.7083	0.6667	0.7143	0.7727	0.9028	0.7895	0.9265	0.8636	
Kappa Per Class	0.7987	0.8059	0.8622	0.7894	0.9332	0.8509	0.9162	0.9479	
Totals									
Overall Accuracy	0.8735								
Kappa	0.8535								

Εικόνα 65 : Ο πίνακας σύγκρισης της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Κολωνάκι – Ιλίσια (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Bare Soil	442	11	10	51	0,96	0,84	0,82	0,83
Flat Roof	412	13	21	68	0,93	0,76	0,84	0,80
Impervious and Other Sloping Roof	416	9	19	70	0,95	0,79	0,89	0,83
Roads	426	15	5	68	0,96	0,93	0,82	0,87
Shadow	442	4	3	65	0,99	0,96	0,94	0,95
Sloping Roof (Tile)	457	7	5	45	0,98	0,90	0,87	0,88
Vegetation	446	5	0	63	0,99	1,00	0,93	0,96
Water	492	1	2	19	0,99	0,90	0,95	0,93

Πίνακας 13: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Κολωνάκι – Ιλίσια (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 13: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Κολωνάκι – Ιλίσια (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο εντοπίζεται ιδιαίτερη σύγχυση μεταξύ των κατηγοριών επίπεδες οροφές και αδιαπέρατα υλικά. Στην κατηγορία ενδιαφέροντος, των επιπέδων οροφών, δεν ταξινομήθηκαν σωστά 32 και στην κατηγορία αδιαπέρατα υλικά 29

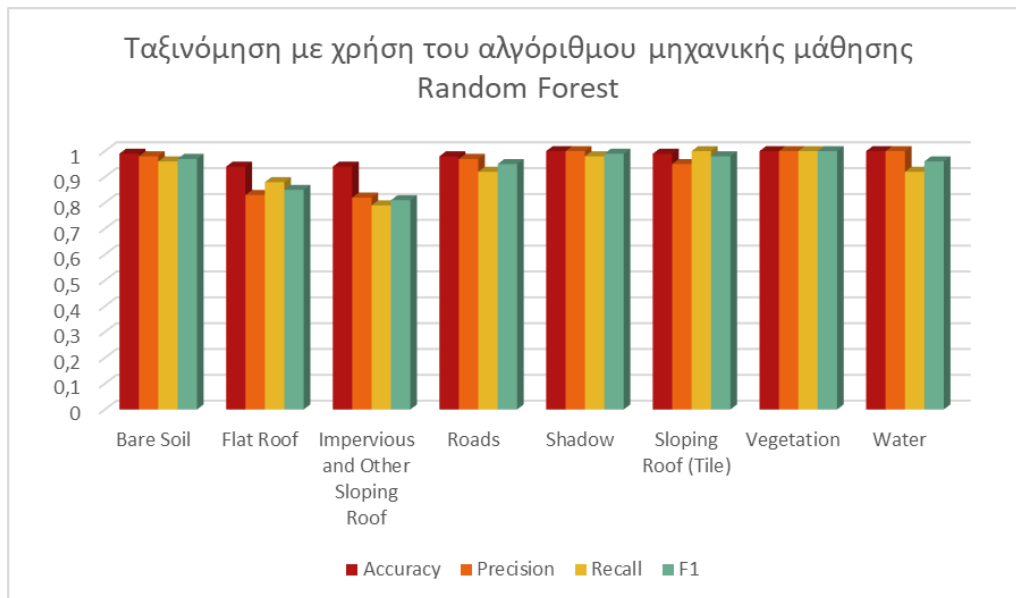
δείγματα. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.9264 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.9142 γεγονός που υποδεικνύει την ταξινόμηση ως την πιο επιτυχημένη έως τώρα.

User Class \ Sam...	Bare Soil	Flat Roof	Impervious and O...	Roads	Shadow	Sloping Roof (Tile)	Vegetation	Water	Sum
Confusion Matrix									
Bare Soil	48	0	0	1	0	0	0	0	49
Flat Roof	0	87	13	4	1	0	0	0	105
Impervious and Ot...	1	10	60	1	0	0	0	1	73
Roads	0	0	2	71	0	0	0	0	73
Shadow	0	0	0	0	58	0	0	0	58
Sloping Roof (Tile)	1	1	1	0	0	60	0	0	63
Vegetation	0	0	0	0	0	0	70	0	70
Water	0	0	0	0	0	0	0	12	12
Sum	50	98	76	77	59	60	70	13	
Accuracy									
Producer	0.96	0.8878	0.7895	0.9221	0.9831	1	1	0.9231	
User	0.9796	0.8286	0.8219	0.9726	1	0.9524	1	1	
Hellden	0.9697	0.8571	0.8054	0.9467	0.9915	0.9756	1	0.96	
Short	0.9412	0.75	0.6742	0.8987	0.9831	0.9524	1	0.9231	
Kappa Per Class	0.9557	0.8581	0.7537	0.9088	0.9808	1	1	0.9212	
Totals									
Overall Accuracy	0.9264								
Kappa	0.9142								

Εικόνα 66: Ο πίνακας σύγκρισης της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Bare Soil	452	2	1	48	0,99	0,98	0,96	0,97
Flat Roof	386	12	18	87	0,94	0,83	0,88	0,85
Impervious and Other Sloping Roof	414	16	13	60	0,94	0,82	0,79	0,81
Roads	424	6	2	71	0,98	0,97	0,92	0,95
Shadow	444	1	0	58	1,00	1,00	0,98	0,99
Sloping Roof (Tile)	440	0	3	60	0,99	0,95	1,00	0,98
Vegetation	433	0	0	70	1,00	1,00	1,00	1,00
Water	490	1	0	12	1,00	1,00	0,92	0,96

Πίνακας 14: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 14: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

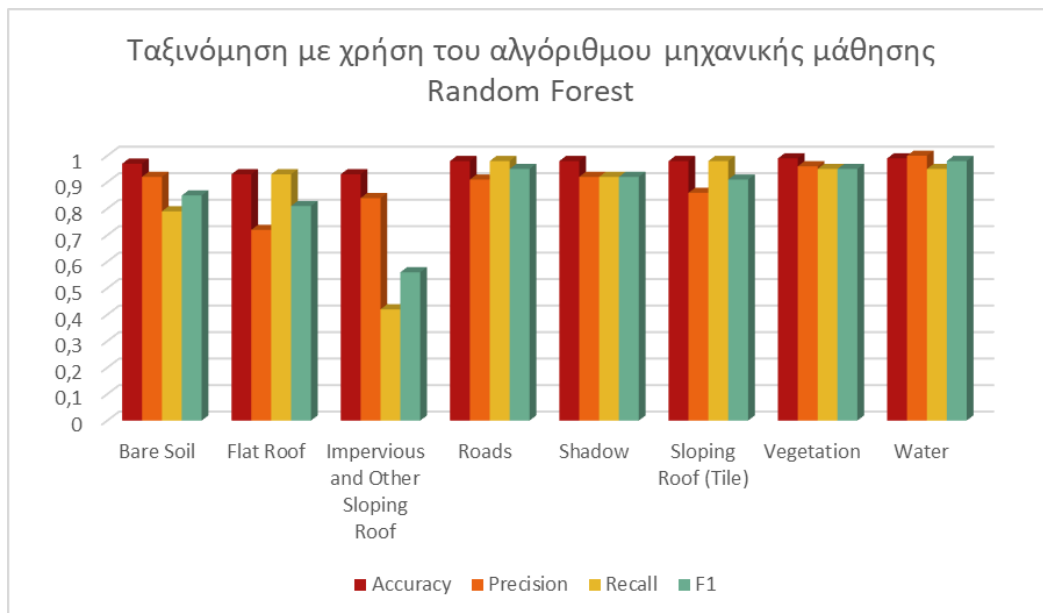
Για την περιοχή της Φιλοθέης παρατηρείται στον πίνακα ιδιαίτερη σύγχυση στην κατηγορία αδιαπέρατα υλικά ενώ στην κατηγορία ενδιαφέροντος, των επίπεδων οροφών, φαίνεται να ταξινομούνται λανθασμένα 25 δείγματα. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.8825 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.8644 γεγονός που χαρακτηρίζει την ταξινόμηση ως αξιόπιστη.

User Class \ Sam...	Bare Soil	Flat Roof	Impervious and O...	Roads	Shadow	Sloping Roof (Tile)	Vegetation	Water	Sum
Confusion Matrix									
Bare Soil	34	0	1	0	1	1	0	0	37
Flat Roof	0	55	18	1	0	0	0	2	76
Impervious and Ot...	1	2	16	0	0	0	0	0	19
Roads	0	2	3	63	1	0	0	0	69
Shadow	2	0	0	0	34	0	1	0	37
Sloping Roof (Tile)	5	0	0	0	0	43	2	0	50
Vegetation	1	0	0	0	1	0	53	0	55
Water	0	0	0	0	0	0	0	40	40
Sum	43	59	38	64	37	44	56	42	
Accuracy									
Producer	0.7907	0.9322	0.4211	0.9844	0.9189	0.9773	0.9464	0.9524	
User	0.9189	0.7237	0.8421	0.913	0.9189	0.86	0.9636	1	
Hitden	0.85	0.8148	0.5614	0.9474	0.9189	0.9149	0.955	0.9756	
Short	0.7391	0.6875	0.3902	0.9	0.85	0.8431	0.9138	0.9524	
Kappa Per Class	0.7683	0.9154	0.3908	0.9809	0.9102	0.9739	0.9374	0.9468	
Totals									
Overall Accuracy	0.8825								
Kappa	0.8644								

Εικόνα 67: Ο πίνακας σύγχυσης της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Φιλοθέη (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Bare Soil	337	9	3	34	0,97	0,92	0,79	0,85
Flat Roof	303	4	21	55	0,93	0,72	0,93	0,81
Impervious and Other Sloping Roof	342	22	3	16	0,93	0,84	0,42	0,56
Roads	313	1	6	63	0,98	0,91	0,98	0,95
Shadow	343	3	3	34	0,98	0,92	0,92	0,92
Sloping Roof (Tile)	332	1	7	43	0,98	0,86	0,98	0,91
Vegetation	325	3	2	53	0,99	0,96	0,95	0,95
Water	341	2	0	40	0,99	1,00	0,95	0,98

Πίνακας 15: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Φιλοθέη (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 15: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Φιλοθέη (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Όπως και στην περιοχή της Φιλοθέης έτσι και στην περιοχή του Ψυχικού η πιο έντονη σύγχυση παρατηρείται μεταξύ των κατηγοριών αδιαπέρατα υλικά, επίπεδες οροφές και γυμνό έδαφος. Στην κατηγορία ενδιαφέροντος, των επίπεδων οροφών, φαίνεται να ταξινομούνται

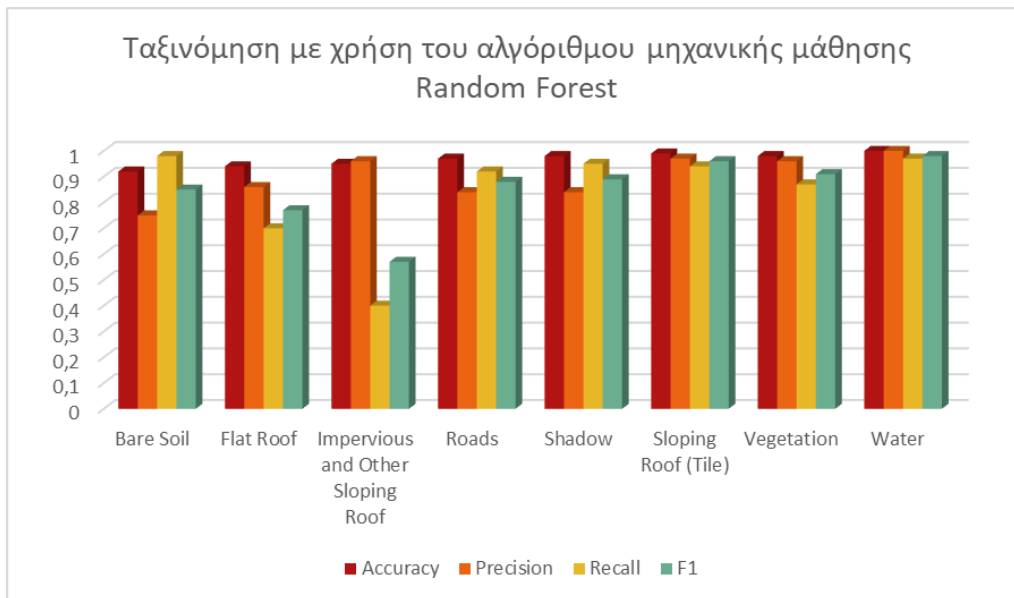
λανθασμένα 46 δείγματα. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.8583 και ο συντελεστής ΚΙΑ 0.8331 γεγονός που χαρακτηρίζει την ταξινόμηση ως αξιόπιστη.

User Class \ Sam...	Bare Soil	Flat Roof	Impervious and O...	Roads	Shadow	Sloping Roof (Tile)	Vegetation	Water	Sum
Confusion Matrix									
Bare Soil	164	19	25	5	0	5	1	0	219
Flat Roof	2	77	9	0	0	0	0	2	90
Impervious and Ot...	0	1	25	0	0	0	0	0	26
Roads	0	13	1	79	1	0	0	0	94
Shadow	1	0	2	2	63	0	7	0	75
Sloping Roof (Tile)	0	0	0	0	0	76	2	0	78
Vegetation	1	0	0	0	2	0	65	0	68
Water	0	0	0	0	0	0	0	63	63
Sum	168	110	62	86	66	81	75	65	
Accuracy									
Producer	0.9762	0.7	0.4032	0.9186	0.9545	0.9383	0.8667	0.9692	
User	0.7489	0.8556	0.9615	0.8404	0.84	0.9744	0.9559	1	
Hellden	0.8475	0.77	0.5682	0.8778	0.8936	0.956	0.9091	0.9844	
Short	0.7354	0.626	0.3968	0.7822	0.8077	0.9157	0.8333	0.9692	
Kappa Per Class	0.9656	0.6567	0.3806	0.9062	0.9492	0.9307	0.8526	0.9662	
Totals									
Overall Accuracy	0.8583								
Kappa	0.8331								

Εικόνα 68: Ο πίνακας σύγχυσης της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Ψυχικό (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Bare Soil	490	4	55	164	0,92	0,75	0,98	0,85
Flat Roof	590	33	13	77	0,94	0,86	0,70	0,77
Impervious and Other Sloping Roof	650	37	1	25	0,95	0,96	0,40	0,57
Roads	612	7	15	79	0,97	0,84	0,92	0,88
Shadow	635	3	12	63	0,98	0,84	0,95	0,89
Sloping Roof (Tile)	630	5	2	76	0,99	0,97	0,94	0,96
Vegetation	635	10	3	65	0,98	0,96	0,87	0,91
Water	648	2	0	63	1,00	1,00	0,97	0,98

Πίνακας 16: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Ψυχικό (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 16: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Ψυχικό (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

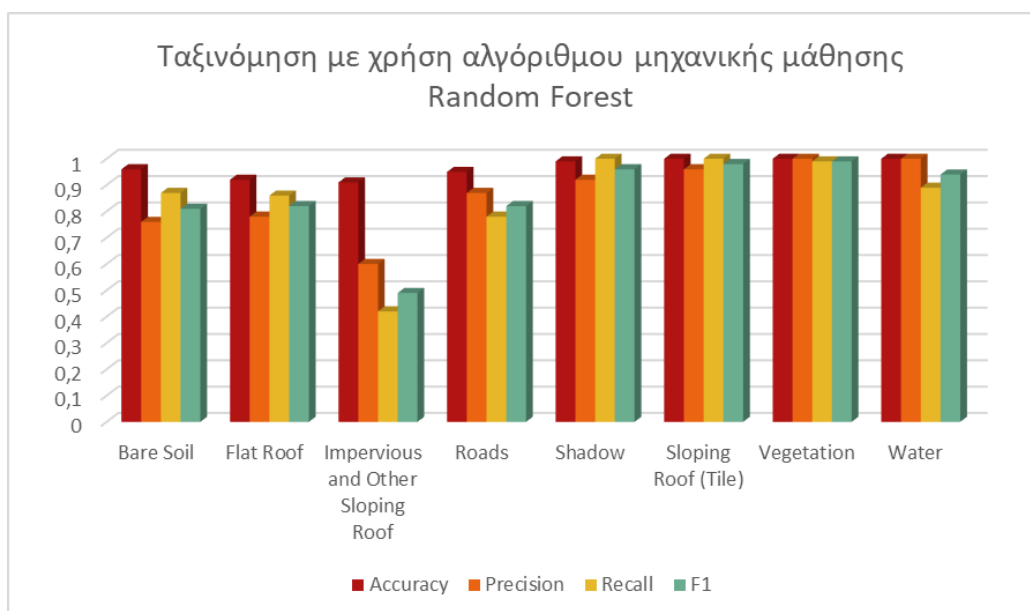
Τέλος στην περιοχή του Νέου Ψυχικού παρατηρείται βελτιωμένη εικόνα στον πίνακα σε σχέση με αυτή των υπόλοιπων περιοχών του Δήμου. Υπάρχει όμως ακόμη μια μικρή σύγχυση μεταξύ των κατηγοριών αδιαπέρατα υλικά, επίπεδες οροφές και γυμνό έδαφος. Στην κατηγορία ενδιαφέροντος, των επίπεδων οροφών, φαίνεται να ταξινομούνται λανθασμένα 35 δείγματα. Η συνολική τιμή ακρίβειας (Overall Accuracy) είναι 0.8558 και ο συντελεστής KIA 0.8304 γεγονός που χαρακτηρίζει την ταξινόμηση αυτής της περιοχής ως αξιόπιστη.

User Class \ Sam...	Bare Soil	Flat Roof	Impervious and O...	Roads	Shadow	Sloping Roof (Tile)	Vegetation	Water	Sum
Confusion Matrix									
Bare Soil	41	5	5	3	0	0	0	0	54
Flat Roof	4	79	16	2	0	0	0	0	101
Impervious and Ot...	1	4	18	6	0	0	0	1	30
Roads	0	4	4	52	0	0	0	0	60
Shadow	0	0	0	4	48	0	0	0	52
Sloping Roof (Tile)	1	0	0	0	0	49	1	0	51
Vegetation	0	0	0	0	0	0	67	0	67
Water	0	0	0	0	0	0	0	8	8
Sum	47	92	43	67	48	49	68	9	
Accuracy									
Producer	0.8723	0.8587	0.4186	0.7761	1	1	0.9853	0.8889	
User	0.7593	0.7822	0.6	0.8667	0.9231	0.9608	1	1	
Hitden	0.8119	0.8187	0.4932	0.8189	0.96	0.98	0.9926	0.9412	
Short	0.6833	0.693	0.3273	0.6933	0.9231	0.9608	0.9853	0.8889	
Kappa Per Class	0.8537	0.8144	0.3742	0.7391	1	1	0.9825	0.8867	
Totals									
Overall Accuracy	0.8558								
Kappa	0.8304								

Εικόνα 69: Ο πίνακας σύγχυσης της ταξινόμησης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest για την περιοχή Νέο Ψυχικό (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

	TN	FN	FP	TP	Accuracy	Precision	Recall	F1
Bare Soil	363	6	13	41	0,96	0,76	0,87	0,81
Flat Roof	309	13	22	79	0,92	0,78	0,86	0,82
Impervious and Other Sloping Roof	368	25	12	18	0,91	0,60	0,42	0,49
Roads	348	15	8	52	0,95	0,87	0,78	0,82
Shadow	371	0	4	48	0,99	0,92	1,00	0,96
Sloping Roof (Tile)	372	0	2	49	1,00	0,96	1,00	0,98
Vegetation	355	1	0	67	1,00	1,00	0,99	0,99
Water	414	1	0	8	1,00	1,00	0,89	0,94













Πίνακας 17: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Νέο Ψυχικό (Πηγή: ίδια επεξεργασία).



Γράφημα 17: Δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης από τον αλγόριθμο Random Forest για την περιοχή Νέο Ψυχικό (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Για την βελτίωση των αποτελεσμάτων των ταξινόμησεων και των δύο μεθόδων επιχειρήθηκε η χρήση κανόνων ασαφούς λογικής όπως φαίνεται στον ακόλουθο πίνακα. Όμως

παρατηρήθηκε ότι τα προκύπτοντα αποτελέσματα ήταν χειρότερα από τα αρχικά και γι' αυτό τον λόγο δεν αξιοποιήθηκαν τελικά οι κανόνες αυτοί.

Κατηγορία	Χαρακτηριστικό	Συνάρτηση	Όρια
Bare Soil	Mean Bare Soil		0 – 1
Flat Roof	Mean Flat Roof		0.7 – 1
	Density		1.2 - 2.3
Impervious and Other Sloping Roof	Mean Impervious and Other Sloping Roof		0.2 – 0.5
Roads	Mean Roads		0 – 1
	Length/Width		2 – 3
Shadow	Mean Shadow		0 – 1
Sloping Roof (Tiles)	Mean Sloping Roof (Tiles)		0.6 – 1
	Ratio Red		0.08 – 0.09
Vegetation	NDVI		0.1 - 0.3
Water	Mean Water		0 – 1
	NDWI		0 - 0.2

Πίνακας 18: Οι κανόνες ασαφούς λογικής που θεσπίστηκαν στις θεματικές κατηγορίες για την βελτίωση της ταξινόμησης

4.3.4 Αποτελέσματα

Όπως φαίνεται και στον Πίνακα 17 οι δύο μέθοδοι ταξινομήσεων έχουν αποδώσει με καλή ακρίβεια τις θεματικές κατηγορίες των χρήσεων γης. Πιο συγκεκριμένα στις συνοικίες του Δήμου Αθηναίων όπου και εκπαιδεύτηκε το μοντέλο CNN, η ταξινόμηση εμφανίζει μεγάλη ακρίβεια όπως είναι αναμενόμενο. Όσον αφορά τις περιοχές του Δήμου Φιλοθέης – Ψυχικού η ακρίβεια του μοντέλου μειώθηκε δραματικά και δεν ανταποκρίθηκε στην πραγματική πληροφορία. Παρατηρείται όμως διαφορά ανάμεσα στους δείκτες αξιολόγησης των δημοτικών

ενοτήτων Φιλοθέης - Ψυχικού και Νέου Ψυχικού με τη δεύτερη να εμφανίζει ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα. Αυτό πιθανώς οφείλεται στην ομοιότητα των δύο περιοχών, δηλαδή του Δήμου Αθηναίων και του νέου Ψυχικού καθώς χαρακτηρίζονται από έντονη δόμηση και μικρό ποσοστό βλάστησης σε αντίθεση με την Φιλοθέη και το παλαιό Ψυχικό.

Οι ταξινομήσεις μέσω της εφαρμογής του αλγόριθμου Random Forest εμφανίζουν παρόμοια επίπεδα ακρίβειας μεταξύ των περιοχών μελέτης και αυτό καθώς για κάθε εικόνα ελήφθησαν αντιπροσωπευτικά δείγματα. Παρόλα αυτά δεν ξεπέρασε την ακρίβεια της ταξινόμησης με το μοντέλο CNN.

		Εξάρχεια - Γκύζη	Κεραμικός - Μεταξουργείο	Κολωνάκι - Ιλίσια	Εμπορικό Τρίγωνο-Θησείο	Φιλοθέη	Ψυχικό	Νέο Ψυχικό
Ταξινόμηση με το μοντέλο CNN	O A	0.9145	0.9212	0.942	0.9449	0.6078	0.6198	0.7603
	K I A	0.90	0.908	0.9327	0.9361	0.5518	0.5656	0.7231
Ταξινόμηση με τον αλγόριθμο Random Forest	O A	0.8565	0.8827	0.8735	0.9264	0.8825	0.8583	0.8558
	K I A	0.8332	0.8616	0.8535	0.9142	0.8644	0.8331	0.8304

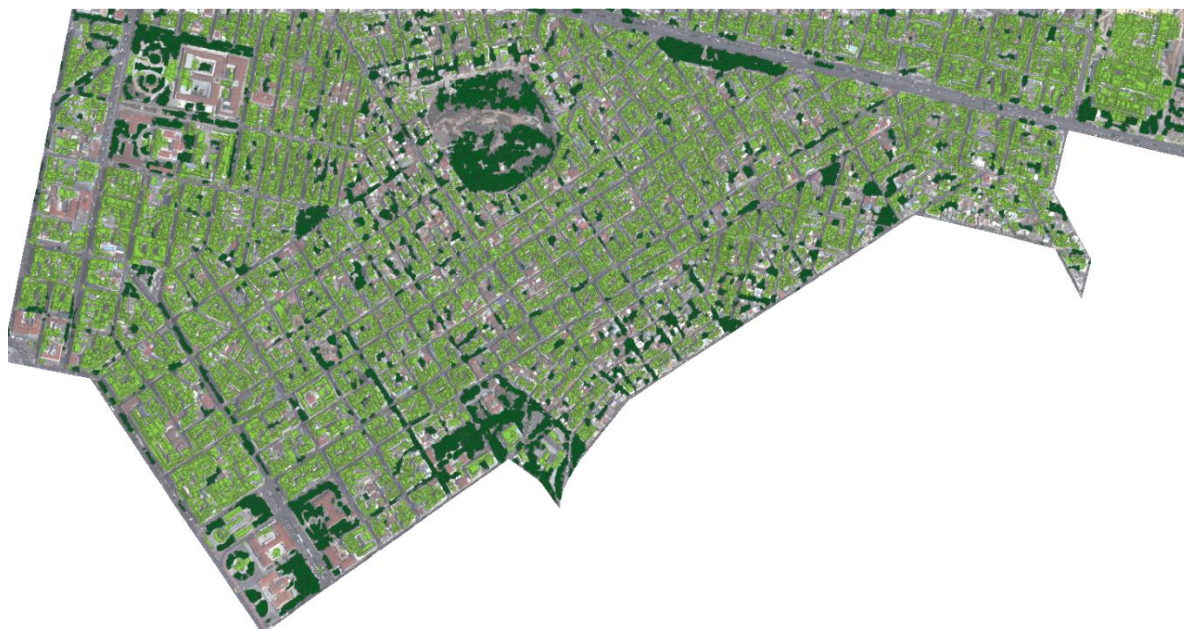
Πίνακας 19: Συγκεντρωτικός πίνακας ολικής ακρίβειας (Overall Accuracy) και δείκτη Kappa (KIA index) ανά περιοχή μελέτης (Πηγή: ίδια επεξεργασία).

Λαμβάνονται υπόψιν τα καλύτερα αποτελέσματα για κάθε περιοχή μελέτης και πιο συγκεκριμένα τις ταξινομήσεις που πραγματοποιήθηκαν με το μοντέλο CNN για τις συνοικίες Εξάρχεια – Γκύζη, Κεραμικός – Μεταξουργείο, Κολωνάκι – Ιλίσια, Εμπορικό Τρίγωνο-Θησείο και τις ταξινομήσεις που πραγματοποιήθηκαν με τον αλγόριθμο Random Forest για τις δημοτικές ενότητες Φιλοθέης, Ψυχικού και νέου Ψυχικού υπολογίσθηκαν τα ποσοστά κάλυψης των επίπεδων οροφών αλλά και της βλάστησης. Συνυπολογίζοντας τα δύο αυτά ποσοστά προκύπτει και η συνολική εκτιμώμενη βλάστηση, όπως φαίνεται και στον Πίνακα

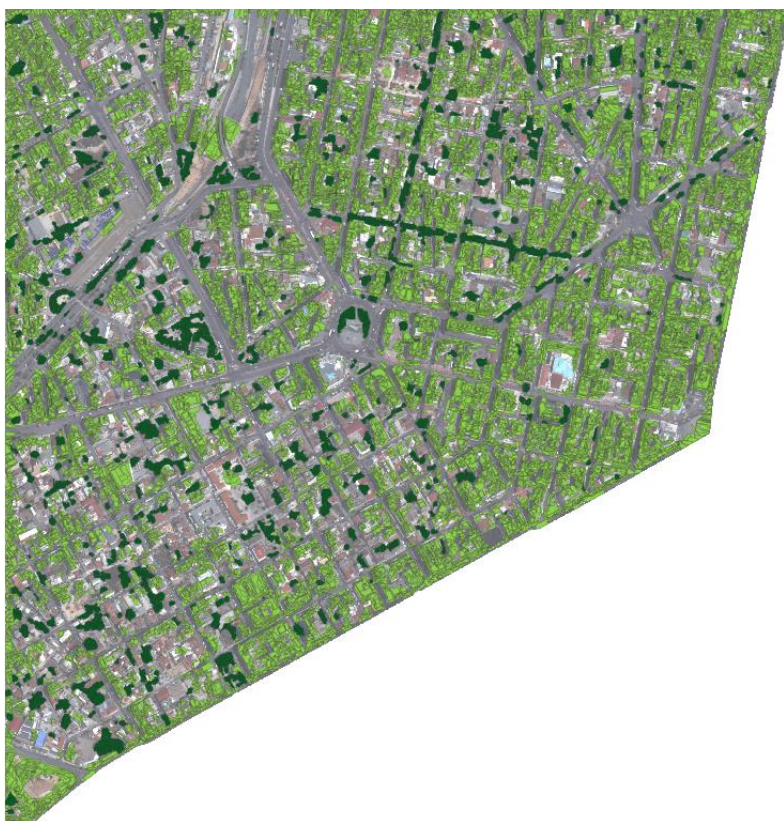
18, που μπορεί να επιτευχθεί με την εγκατάσταση πράσινων οροφών και στη συνέχεια αποτυπώθηκαν χαρτογραφικά το υφιστάμενο πράσινο αλλά και το δυνητικό κέρδος πρασίνου για κάθε περιοχή μελέτης.

	Επίπεδες Οροφές	Βλάστηση	Εκτιμώμενη Συνολική Βλάστηση
Εξάρχεια - Γκούζη	36,9%	10,62%	47,52%
Κεραμικός - Μεταξουργείο	38,3%	6,42%	44,72%
Κολωνάκι - Ιλίσια	21,95%	31,11%	53,06%
Εμπορικό Τρίγωνο- Θησείο	25,10%	11,3%	36,4%
Φιλοθέη	13,49%	33,26%	46,74%
Ψυχικό	12,12%	29,33%	41,45%
Νέο Ψυχικό	28,27%	18,70%	47%

Πίνακας 20: Ποσοστά κάλυψης επίπεδων οροφών, βλάστησης και το εκτιμώμενο ποσοστό βλάστησης από την εγκατάσταση πράσινων οροφών.



Εικόνα 70: Υφιστάμενο πράσινο (σκούρο πράσινο) και δυνητικό κέρδος πρασίνου (ανοιχτό πράσινο) για την περιοχή Εξάρχεια – Γκούζη



Εικόνα 71: Υφιστάμενο πράσινο (σκούρο πράσινο) και δυνητικό κέρδος πρασίνου (ανοιχτό πράσινο) για την περιοχή Κεραμικός – Μεταξουργείο



Εικόνα 72: Υφιστάμενο πράσινο (σκούρο πράσινο) και δυνητικό κέρδος πρασίνου (ανοιχτό πράσινο) για την περιοχή Κολωνάκι – Ιλίσια



Εικόνα 73: Υφιστάμενο πράσινο (σκούρο πράσινο) και δυνητικό κέρδος πρασίνου (ανοιχτό πράσινο) για την περιοχή Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο



Εικόνα 74: Υφιστάμενο πράσινο (σκούρο πράσινο) και δυνητικό κέρδος πρασίνου (ανοιχτό πράσινο) για την περιοχή Φιλοθέη



Εικόνα 75: Υφιστάμενο πράσινο (σκούρο πράσινο) και δυνητικό κέρδος πρασίνου (ανοιχτό πράσινο) για την περιοχή Ψυχικό



Εικόνα 76: Υφιστάμενο πράσινο (σκούρο πράσινο) και δυνητικό κέρδος πρασίνου (ανοιχτό πράσινο) για την περιοχή Νέο Ψυχικό

5. Συμπεράσματα – Προοπτικές

Στην παρούσα μελέτη επιχειρήθηκε ο εντοπισμός των επίπεδων οροφών των κτιρίων από εικόνες υψηλής χωρικής ανάλυσης του δορυφόρου Worldview 2 εστιάζοντας στις περιοχές μελέτης Εξάρχεια – Γκύζη, Κεραμικός – Μεταξουργείο, Κολωνάκι – Ιλίσια, Εμπορικό Τρίγωνο – Θησείο, Φιλοθέη, Ψυχικό και νέο Ψυχικό, αξιοποιώντας αλγόριθμους μηχανικής και βαθιάς μάθησης.

Όπως φάνηκε και από το πρώτο βήμα της μεθοδολογίας, αυτό της φωτοερμηνείας, ο εντοπισμός των ταρατσών των κτιρίων αποτέλεσε πρόκληση εξαιτίας των διαφορών που εμφάνιζαν μεταξύ τους τόσο ως προς το σχήμα όσο και ως προς τον χρωματικό τόνο τους. Και στις δύο μεθοδολογίες που εξετάστηκαν και σε όλες τις περιοχές μελέτης οι επίπεδες οροφές συγγέονταν με την κατηγορία των αδιαπέρατων υλικών λόγω ομοιότητας στον χρωματικό τόνο μειώνοντας την ακρίβεια των ταξινομήσεων, ενώ στις υπόλοιπες θεματικές κατηγορίες τα δεδομένα ταξινομήθηκαν σωστότερα.

Φάνηκε ότι το μοντέλο συνελκτικού νευρωνικού δικτύου είχε πολύ καλή ακρίβεια στις περιοχές στις οποίες είχε εκπαιδευτεί, δηλαδή στις συνοικίες του Δήμου Αθηναίων, ενώ η ακρίβεια του μειώθηκε σημαντικά του Δήμου Φιλοθέης – Ψυχικού, πιθανόν λόγω των διαφορών στη σύσταση του τοπίου, δηλαδή διαφορά στην αναλογία δόμησης και βλάστησης. Η ταξινόμηση με τη χρήση του αλγόριθμου μηχανικής μάθησης Random Forest παρείχε ποσοστά ακρίβειας που κυμαίνονταν στα ίδια επίπεδα για όλες τις περιοχές μελέτης. Το γεγονός αυτό οφείλεται στον τρόπο που επιλέχθηκαν τα δείγματα ξεχωριστά για κάθε περιοχή μελέτης.

Τα αποτελέσματα των μεθόδων μηχανικής και βαθιάς μάθησης που εφαρμόστηκαν στην παρούσα μελέτη, θα βελτιώνονταν σημαντικά εάν συνδυάζονταν με τη χρήση υψομετρικών δεδομένων υψηλής διακριτικής ικανότητας (LiDAR) και ψηφιακού μοντέλου επιφάνειας. Επίσης τα δεδομένα αυτά σε συνδυασμό με πληροφορίες όπως το έτος και το υλικό κατασκευής, θα συνέβαλαν στην καλύτερη ανίχνευση των πραγματικά κατάλληλων οροφών προς εγκατάσταση φυτεμένων δωμαίων αφού θα μπορούσαν να εντοπιστούν σημαντικοί παράγοντες όπως η πραγματικά διαθέσιμη περιοχή των ταρατσών, εξαιρώντας κλιμακοστάσια και φρεάτια ανελκυστήρων, η στατική αντοχή τους, η πραγματική κλίση τους και οι ώρες που δέχονται την ηλιακή ακτινοβολία.

6. Βιβλιογραφία

Ελληνική Βιβλιογραφία

- Αργιαλάς Δ., (1998). Ψηφιακή Τηλεπισκόπηση. Διδακτικές Σημειώσεις ΣΑΤΜ, Εκδόσεις ΕΜΠ, Αθήνα
- Αργιαλάς Δ., (1999). Φωτοερμηνεία - Τηλεπισκόπηση. Διδακτικές Σημειώσεις ΣΑΤΜ, Εκδόσεις ΕΜΠ, Αθήνα
- Βλαχάβας Ι., Κεφαλάς Π., Βασιλειάδης Ν., Κόκκορας Φ., Σακελλαρίου Η., (2006). Τεχνητή Νοημοσύνη. Εκδόσεις Πανεπιστημίου Μακεδονίας. 7 Έκδοση.
- Μαραγκουδάκης, Α. (2014). Ανίχνευση και εξαγωγή των αδιαπέραστων επιφανειών με ανάπτυξη βάσης γνώσης σε περιβάλλον αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης ψηφιακών τηλεπισκοπικών δεδομένων. Διπλωματική εργασία. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π., Αθήνα
- Μιχαλάκη Μ., (2009). Τα φυτεμένα δώματα και η συμβολή τους στον αστικό χώρο. www.greekarchitects.gr
- Τσίρος, Ι., (2019). Βιοκλιματολογία Αστικού Περιβάλλοντος Με Στοιχεία Βιοκλιματικού Σχεδιασμού. Γεωπονικό Πανεπιστήμιο Αθηνών. Αθήνα.

Ξενόγλωσση Βιβλιογραφία

- Bertsekas D., (2012). Dynamic programming and optimal control. 4th edn.
- Berndtsson, J.C. (2010). Green roof performance towards management of runoff water quantity and quality: A review. *Ecological Engineering* 36(4):351-360
- Berndtsson, J.C., Bengtsson, L., Jinno, K., (2009). Runoff water quality from intensive and extensive vegetated roofs. *Ecological Engineering* 35(3):369-380.
- Bonnet J., Coll-Martinez E., Renou-Maissant P., (2021). Evaluating Sustainable Development by Composite Index: Evidence from French Departments. *Sustainability*, 13(2), 76.
- Cascone, S., (2019). Green Roof Design: State of the Art on Technology and Materials. *Sustainability*. 11(11):3020.
- Coutts, A.M., Daly, E., Beringer, J., Tapper, N.J. (2013). Assessing practical measures to reduce urban heat: Green and cool roofs. *Building and Environment* 70:226-276.

- Ghareeb S., Hussain A. J., Al-Jumeily D., Khan W., Al-Jumeily R., Baker T., Shammaa A., Khalaf M., (2022). Evaluating student levelling based on machine learning model's performance. *Discover Internet of Things* 2:3.
- Giannopoulou M., Roukouni A. και Lykostratis K., (2019). Exploring the benefits of urban green roofs: a GIS approach applied to a Greek city. *CES Working Papers*, ISSN 2067-7693, Alexandru Ioan Cuza University of Iasi, Centre for European Studies, Iasi, Vol. 11, Iss. 1, pp. 55-72
- Gregoire, B. G., Clausen, J. C. (2011). Effect of a modular extensive green roof on stormwater runoff and water quality. *Ecological Engineering* 37(6):963-969.
- Hossain M., Chen D., (2019). Segmentation for Object-Based Image Analysis (OBIA): A review of algorithms and challenges from remote sensing perspective. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* Volume 150, April 2019, Pages 115-134
- Imam E., (2019). Remote Sensing Platforms and Sensors. *Remote Sensing and GIS: Remote Sensing Platforms and Sensors* (pp.27)
- Joshi M., Selmi W., Binard M., Nys G. και Teller J., (2020). Potential for urban greening with green roofs: a way towards smart cities. *ISPRS Annals of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences* VI-4/W2-2020.
- Karteris M., Theodoridou I., Mallinis G., Tsiros E. και Karteris A., (2016). Towards a green sustainable strategy for Mediterranean cities: Assessing the benefits of large-scale green roofs implementation in Thessaloniki, Northern Greece, using environmental modelling, GIS and very high spatial resolution remote sensing data. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 58:510-525.
- Kosareo, L., Ries, R. (2007). Comparative environmental life cycle assessment of green roofs. *Building and Environment*. Volume 42, Issue 7, Pages 2606-2613.
- Lang, S., (2008). Object-based image analysis for remote sensing applications: modeling reality – dealing with complexity. *Object-Based Image Analysis*. Berlin, Heidelberg, pp. 3–27
- LeCun, Y., Bengio, B., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, Vol. 521, pp. 436-444.
- Luo, H., Wang, N., Chen, J., Ye, X., Sun, Y. (2015). Study on the Thermal Effects and Air Quality Improvement of Green Roof. *Sustainability*, 7(3):2804-2817.
- Lucchese, L., Mitray, S.K., (2001). Color image segmentation: A state-of-the-art survey. *Indian National Science Academy (INSA-A)*. Delhi, India, pp. 207–221

- Mahmoud, A., Asif, M., Hassanain, M., Babsail, M., Sanni-Anibire, M. (2017). Energy and Economic Evaluation of Green Roofs for Residential Buildings in Hot- Humid Climates. *Buildings*. 2017; 7(2):30.
- Mallinis G., Karteris M., Theodoridou I., Tsioukas V. and Karteris V., (2014). Development of a nationwide approach for large scale estimation of green roof retrofitting areas and roof-top solar energy potential using VHR natural colour orthoimagery and DSM data over Thessaloniki, Greece. *Remote Sensing Letters* Vol. 5, No. 6, 548–557.
- Mihalakakou G., Santamouris M., Papanikolaou N., Cartalis C. and Tsangrassoulis A., (2004). Simulation of the Urban Heat Island Phenomenon in Mediterranean Climates. *Pure and applied Geophysics*.
- Mihalakakou G., Souliotis M., Papadaki M., Menounou P., Dimopoulos P., Kolokotsa D., Paravantis J., Tsangrassoulis A., Panaras G., Giannakopoulos E., Papaefthimiou S., (2023). Green roofs as a nature-based solution for improving urban sustainability: Progress and perspectives. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 180.
- Mohssen M., Muhammad B. K., Eihab B. M. B., (2017), *Machine Learning: Algorithms and Applications*, CRC Press, pp. 7-12
- Muhamad Y., Budhi I., S, Si., M.T., Setiningsih C., (2019). Application of Transfer Learning Using Convolutional Neural Network Method for Early Detection of Terry’s Nail. *IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series* 1201
- Nikolopoulou M., (2004). *Designing Open Spaces in the Urban Environment: A Bioclimatic Approach*. Centre for Renewable Energy Sources.
- Poletaev I., Pervunin K., Tokarev M., (2016). Artificial neural network for bubbles pattern recognition on the images. *Journal of Physics Conference Series* 754(7)
- Rowe, D.B. (2011). Green roofs as a means of pollution abatement. *Environmental Pollution*. Volume 159, Issues 8–9, Pages 2100-2110.
- Santamouris, M. (2014). Cooling the cities—A review of reflective and green roof mitigation technologies to fight heat island and improve comfort in urban environments. *Solar Energy*, Volume 103. Pages 682-703.
- Santos T., Tenedório J. A., Gonçalves J. A., (2016). Quantifying the City’s Green Area Potential Gain Using Remote Sensing Data. *Sustainability* 8(12):1247
- Van Renterghem, T., Botteldooren, D. (2009). Reducing the acoustical facade load from road traffic with green roofs. *Building and Environment* 44:1081-1087

- Zaabar N., Nicolescu S. και Mihoubi M., (2022). Assessment of combining convolutional neural networks and object-based image analysis to land cover classification using Sentinel 2 satellite imagery (Tenes region, Algeria). The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLIII-B3-2021.
- Zoulia I., Santamouris M., Dimoudi A., (2009). Monitoring the effect of urban green areas on the heat island in Athens. Environ Monit Assess.

Διαδικτυακές Πηγές

- <https://earth.esa.int/eogateway/catalog/worldview-2-european-cities>
- <https://bootcamp.uxdesign.cc/cohens-kappa-score-33a0710b2fe0>
- [Remote Sensing Process - How Its Work? - GISRSStudy](#)
- [Passive vs Active Sensors in Remote Sensing - GIS Geography](#)
- [Passive vs. Active Sensing \(canada.ca\)](#)