



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**  
**ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ & ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**  
**ΤΟΜΕΑΣ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ-ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΦΩΤΟΓΡΑΜΜΕΤΡΙΑΣ**

**ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΚΑΙ ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΜΕΤΑΒΟΛΩΝ ΚΤΙΣΜΑΤΩΝ ΑΠΟ  
ΕΙΚΟΝΕΣ ΚΑΙ ΝΕΦΗ ΣΗΜΕΙΩΝ**

---

**ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ**

**του**

**ΜΑΛΤΕΖΟΥ ΕΥΑΓΓΕΛΟΥ**

Διπλωματούχου Αγρονόμου και Τοπογράφου Μηχανικού Ε.Μ.Π.  
& Πτυχιούχου Μηχανικού Έργων Υποδομής

**Αθήνα, Σεπτέμβριος 2019**

*«Η έγκριση της διδακτορικής διατριβής από την Ανώτατη Σχολή Αγρονόμων & Τοπογράφων Μηχανικών του Ε.Μ. Πολυτεχνείου δεν υποδηλώνει αποδοχή των γνωμών του συγγραφέα (Ν. 5343/1932, Άρθρο 202)».*



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**

**ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ & ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**

**ΤΟΜΕΑΣ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ-ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΦΩΤΟΓΡΑΜΜΕΤΡΙΑΣ**

**ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΚΑΙ ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΜΕΤΑΒΟΛΩΝ ΚΤΙΣΜΑΤΩΝ ΑΠΟ  
ΕΙΚΟΝΕΣ ΚΑΙ ΝΕΦΗ ΣΗΜΕΙΩΝ**

---

**ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ**

**του**

**ΜΑΛΤΕΖΟΥ ΕΥΑΓΓΕΛΟΥ**

Διπλωματούχου Αγρονόμου και Τοπογράφου Μηχανικού Ε.Μ.Π.  
& Πτυχιούχου Μηχανικού Έργων Υποδομής

**ΤΡΙΜΕΛΗΣ ΣΥΜΒΟΥΛΕΥΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ**

**Χαράλαμπος Ιωαννίδης**, Καθηγητής Ε.Μ.Π. (Επιβλέπων)

**Αναστάσιος Δουλάμης**, Επίκ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

**Κωνσταντίνος Καράντζαλος**, Αναπλ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

**ΕΠΤΑΜΕΛΗΣ ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ**

**Χαράλαμπος Ιωαννίδης**, Καθηγητής Ε.Μ.Π. (Επιβλέπων)

**Αναστάσιος Δουλάμης**, Επίκ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

**Κωνσταντίνος Καράντζαλος**, Αναπλ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

**Δημήτρης Αργιαλάς**, Καθηγητής Ε.Μ.Π.

**Ανδρέας Γεωργόπουλος**, Καθηγητής Ε.Μ.Π.

**Πέτρος Πατιάς**, Καθηγητής Α.Π.Θ.

**Παναγιώτης Παρτσινέβελος**, Αναπλ. Καθηγητής Πολυτεχνείου Κρήτης

**Αθήνα, Σεπτέμβριος 2019**



**NATIONAL TECHNICAL UNIVERSITY OF ATHENS**  
**SCHOOL OF RURAL AND SURVEYING ENGINEERING**  
**LABORATORY OF PHOTOGRAMMETRY**

**BUILDING EXTRACTION AND CHANGE DETECTION FROM IMAGES AND  
POINT CLOUDS**

---

**DOCTORAL DISSERTATION**

**MALTEZOS EVANGELOS**

Rural and Surveying Engineer, N.T.U.A.

Civil Engineer, Technological Educational Institute

**ADVISORY COMMITTEE**

**Charalabos Ioannidis**, Professor, N.T.U.A. (Supervisor)

**Anastasios Doulamis**, Assistant Professor, N.T.U.A.

**Konstantinos Karantzalos**, Associate Professor, N.T.U.A.

**EXAMINATION COMMITTEE**

**Charalabos Ioannidis**, Professor, N.T.U.A. (Supervisor)

**Anastasios Doulamis**, Assistant Professor, N.T.U.A.

**Konstantinos Karantzalos**, Associate Professor, N.T.U.A.

**Demetre Argialas**, Professor, N.T.U.A.

**Andreas Georgopoulos**, Professor, N.T.U.A.

**Petros Patias**, Professor, A.U.Th.

**Panagiotis Partsinevelos**, Associate Professor, Technical University of Crete

**Athens, Greece, September 2019**

## ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Το θέμα της διατριβής και η τριμελής συμβουλευτική επιτροπή ορίστηκαν τον Μάιο 2014. Αφειρητά και πηγή έμπνευσης στάθηκε η επαφή με την έρευνα που διεξάγεται στα ευρύτερα πεδία της Φωτογραμμετρίας και της Τηλεπισκόπησης εφαρμόζοντας τεχνικές επεξεργασίας εικόνας και όρασης υπολογιστών. Η επίτευξη ενός τέτοιου στόχου δεν θα μπορούσε να γίνει χωρίς τη συνεισφορά και τη συμβολή αρκετών ανθρώπων που με πλαισίωσαν όλα αυτά τα χρόνια. Για τον λόγο αυτό εκφράζω θερμές ευχαριστίες προς:

- Τον επιβλέποντα της διατριβής κ. Χαράλαμπο Ιωαννίδη, Καθηγητή Ε.Μ.Π., για τη αδιάκοπη στήριξη και καθοδήγηση του καθ' όλη της διάρκεια της διατριβής μου τόσο σε πρακτικά όσο και σε θεωρητικά θέματα αλλά και για την παρότρυνση ανάληψης πρωτοβουλιών. Επίσης, θέλω να τον ευχαριστήσω για τη διορατικότητα του να ασχοληθώ με το αντικείμενο, που πραγματεύεται η διατριβή, καθώς αποτελεί, και θα συνεχίζει να αποτελεί, ένα φλέγον ζήτημα με πολλές δυνατότητες επέκτασης και αξιοποίησης του σε εφαρμογές πολεοδομίας, χωροταξίας και κτηματολογίου.
- Τους κ.κ. Δουλάμη Αναστάσιο, Επίκ. Καθηγητή Ε.Μ.Π. (μέλος της τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής) και Δουλάμη Νικόλαο, Αναπλ. Καθηγητή Ε.Μ.Π., οι οποίοι από την πρώτη στιγμή μοιράστηκαν απλόχερα τις γνώσεις τους και ήταν διαθέσιμοι να εμβαθύνουμε και να συνεργαστούμε στενά. Τους ευχαριστώ επίσης για τις ιδέες τους και τις εκτενείς συζητήσεις.
- Τον κ. Κωνσταντίνο Καραντζάλο, Αναπλ. Καθηγητή Ε.Μ.Π. και μέλος της τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής για τη βοήθεια που μου προσέφερε με τις πολύτιμες συμβουλές και τις παρατηρήσεις του.
- Τα υπόλοιπα μέλη της επταμελούς μου επιτροπής: τον κ. Δημήτρη Αργιαλά, Καθηγητή Ε.Μ.Π., τον κ. Ανδρέα Γεωργόπουλο, Καθηγητή Ε.Μ.Π., τον κ. Πέτρο Πατιά, Καθηγητή Α.Π.Θ. και τον κ. Παναγιώτη Παρτσινέβελο, Αναπλ. Καθηγητή Πολυτεχνείου Κρήτης για την πρόθυμη συμμετοχή τους στην κρίση της διδακτορικής διατριβής.
- Τον Δρ. Κωνσταντίνο Μακαντάση, για την πολύτιμη βοήθειά του κατά την εφαρμογή των μεθόδων βαθιάς μηχανικής μάθησης και τον χρόνο που διέθετε για την άμεση επίλυση των οποιονδήποτε προβλημάτων που προέκυπταν.
- Τον Δρ. Ευτύχη Πρωτοπαπαδάκη, με τον οποίο είχα την τύχη να συνεργαστώ στενά στον τελευταίο χρόνο εκπόνησης της διατριβής μου και ο οποίος ήταν πάντα διαθέσιμος και πρόθυμος να βοηθήσει και να συζητήσουμε τεχνικά θέματα.

- Την κα Χρυσή Πότσιου, Καθηγήτρια Ε.Μ.Π., για την άριστη συνεργασία που είχαμε στα πλαίσια του ερευνητικού προγράμματος 5DMuPLIS, γεγονός που μου άνοιξε νέους ορίζοντες για την εφαρμοσιμότητα του αντικειμένου της διατριβής πέρα από τα πεδία της Φωτογραμμετρίας και της Τηλεπισκόπησης.
- Την κα Σοφία Σοϊλέ, MSc Αγρονόμο Τοπογράφο Μηχανικό, για την άμεση ανταπόκριση και βοήθειά της σε τεχνικά θέματα και την παροχή δεδομένων.
- Τον κ. Ανδρέα Γεωργόπουλο, Καθηγητή Ε.Μ.Π., για τη διάθεση δεδομένων του Πύργου των Ανέμων.
- Τον κ. Γεώργιο Καρρά, ομ. Καθηγητή Ε.Μ.Π., για τις πολύτιμες συμβουλές και το συνεχές ενδιαφέρον του για την πορεία της διατριβής.
- Τα μέλη του Εργαστηρίου Φωτογραμμετρίας, διοικητικό και ερευνητικό προσωπικό, μεταπτυχιακούς φοιτητές και υποψήφιους διδάκτορες για το ευχάριστο ακαδημαϊκό κλίμα συνεργασίας.
- Την πρόεδρο και διευθύνουσα σύμβουλο, κα Χαραλαμποπούλου Βασιλική, της Geosystems Hellas, για τη διαθεσιμότητα δεδομένων και λογισμικών.
- Τους φίλους μου που αποτέλεσαν ξεχωριστά ο καθένας πηγή δύναμης και ώθησης για κάθε νέο βήμα.
- Τη μητέρα μου Όλγα και τις αδελφές μου Ευτυχία και Βαρβάρα για την ηθική τους στήριξη και ενθάρρυνση σε όλα τα χρόνια των σπουδών μου μέχρι σήμερα και, φυσικά, τον πατέρα μου Σταύρο, Καθηγητή Ε.Μ.Π., για την εμπιστοσύνη, αφοσίωση και πλήρη στήριξη του.
- Την αγαπημένη μου σύζυγο Μαρία-Άρτεμις για τη συνεχή ενθάρρυνση, κατανόηση και στήριξη.

## ΕΚΤΕΤΑΜΕΝΗ ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η συνεχής τεχνολογική εξέλιξη στα πεδία της γεωπληροφορικής και ειδικότερα της επεξεργασίας εικόνας (image processing), της όρασης υπολογιστών (computer vision), της Φωτογραμμετρίας (photogrammetry) και της Τηλεπισκόπησης (remote sensing), παρέχει νέα εργαλεία και αυτοματοποιημένες λύσεις για εφαρμογή σε μελέτες πολεοδομίας, χωροταξίας και κτηματολογίου. Εκτός από τις παραδοσιακές τεχνικές, που κάνουν χρήση δεδομένων που περιέχουν αμιγώς ραδιομετρική πληροφορία (εναέρια ή δορυφορικές εικόνες) για την αυτόματη ανίχνευση και κατάτμηση αντικειμένων ενδιαφέροντος ή την ταξινόμηση μίας περιοχής μελέτης, τα τελευταία χρόνια, η επιστημονική κοινότητα έχει στραφεί στη χρήση τρισδιάστατων (3D) νεφών σημείων, που προέρχονται είτε από εναέρια συστήματα LIDAR (LIght Detection and Ranging) είτε από τεχνικές πυκνής συνταύτισης εικόνων (Dense Image Matching-DIM). Από την εκτενή ανασκόπηση και διερεύνηση της σχετικής διεθνούς βιβλιογραφίας, προέκυψε πως η ανίχνευση, η κατάτμηση και ο εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων από εικόνες και νέφη σημείων αποτελούν θέματα με προοπτική, δυναμική και μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον, λόγω των ολοένα και μεγαλύτερων απαιτήσεων για ακρίβεια, ταχύτητα και οικονομία.

Στην παρούσα διατριβή γίνεται εκτενής και λεπτομερής προσέγγιση των επιστημονικών πεδίων της ανίχνευσης, της κατάτμησης και του εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων από εικόνες και νέφη σημείων μέσα από την ανάπτυξη μίας ολοκληρωμένης μεθοδολογίας, με πρωτότυπα στοιχεία στα επιμέρους στάδιά της. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από το κάθε στάδιο αξιοποιούνται στο επόμενο έτσι ώστε τελικά να παραχθούν τα 3D μοντέλα κτισμάτων σε διάφορα επίπεδα λεπτομέρειας (Levels of Detail-LoDs).

Πιο συγκεκριμένα, πραγματοποιήθηκε ποιοτική και ποσοτική σύγκριση μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM, αλλά και φωτογραμμετρικών προϊόντων (ορθοεικόνες) σε σύνθετες αστικές περιοχές με ιδιαίτερη αρχιτεκτονική και έντονες ασυνέχειες βάθους όπως και σε ημιαστικές περιοχές. Ανάμεσα στα συμπεράσματα που προέκυψαν αξίζει να σημειωθεί ότι στις ημιαστικές περιοχές, όπου το ανάγλυφο ήταν πιο ήπιο και χωρίς πολλές ανθρωπογενείς κατασκευές, οι διαφορές μεταξύ των δύο τύπων νεφών σημείων ήταν μικρές. Αυτό είχε ως αποτελέσματα την επίτευξη παρόμοιων ακριβειών στις παραγόμενες ορθοεικόνες. Αντιθέτως, στις αστικές περιοχές όπου παρατηρήθηκαν έντονες ασυνέχειες βάθους και αποκρύψεις, τα νέφη σημείων από DIM παρουσίασαν σημαντικές τοπικές παραμορφώσεις στα όρια των αντικειμένων. Αυτό είχε επίπτωση και στις παραγόμενες ορθοεικόνες παρουσιάζοντας αντίστοιχες αλλοιώσεις. Για την εξαγωγή των βέλτιστων αποτελεσμάτων στη διαδικασία DIM, απαιτείται η κατάλληλη παραμετροποίηση του εκάστοτε εφαρμοζόμενου αλγορίθμου. Επίσης, η μικρή πυκνότητα του νέφους σημείων από LIDAR είχε ως αποτέλεσμα την απουσία σημαντικής πληροφορίας στα όρια κάποιων κτισμάτων ενώ παράλληλα κάποια μικρά κτίσματα περιγράφηκαν μερικώς. Ωστόσο, τα νέφη σημείων από LIDAR παρουσίασαν ομοιογενείς ακρίβειες στις παραγόμενες ορθοεικόνες

των αστικών και των ημι-αστικών περιοχών. Γενικά, τα προβλήματα που εμφανίστηκαν στα όρια των κτισμάτων, τόσο στα νέφη σημείων όσο και στις παραγόμενες ορθοεικόνες, επηρεάζουν σημαντικά τις επόμενες διαδικασίες ανίχνευσης, κατάτμησης και εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων.

Στο πλαίσιο της διατριβής πραγματοποιήθηκε επίσης η διερεύνηση, αξιολόγηση και συλλογή κατάλληλων στοιχείων (κανάλια, δείκτες και χαρακτηριστικά) από τη διεθνή βιβλιογραφία με σκοπό την αξιοποίηση δεδομένων που προέρχονται μόνο από έναν δέκτη, δηλαδή είτε μόνο από φωτογραφική μηχανή (εικόνες ή και νέφη σημείων από DIM) είτε μόνο από εναέριο σαρωτή laser (νέφη σημείων από LIDAR). Δόθηκε έμφαση στα στοιχεία μέσω των οποίων επιτυγχάνεται ο διαχωρισμός των κτισμάτων από άλλα αντικείμενα όπως βλάστηση, έδαφος, δρόμοι κ.ά. Τα στοιχεία αυτά αφορούσαν είτε εναέριες εικόνες υψηλής ανάλυσης (ραδιομετρική πληροφορία) είτε νέφη σημείων από LIDAR ή DIM (υπομετρική πληροφορία). Αποδείχθηκε πως οι προτεινόμενες μεθοδολογίες που αξιοποιούν δεδομένα από ένα δέκτη και κάνουν είτε συνδυασμό ραδιομετρικής και υπομετρικής πληροφορίας (ορθοεικόνες με νέφη σημείων από DIM) είτε συνδυασμό κατάλληλων χαρακτηριστικών υπομετρικής πληροφορίας (για νέφη σημείων από LIDAR), πετυχαίνουν παρόμοιες ακρίβειες μεταξύ τους αλλά και παρόμοιες ακρίβειες με άλλες μεθοδολογίες που χρησιμοποιούν υψηλού κόστους ετερογενή δεδομένα (ορθοεικόνες με νέφη σημείων από LIDAR).

Παράλληλα, αναπτύχθηκαν δύο προσεγγίσεις για την ανίχνευση κτισμάτων και τον εντοπισμό των μεταβολών τους οι οποίες εφαρμόζουν: 1) τεχνικές μηχανικής μάθησης (machine learning), και 2) τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης (model-based). Οι μέθοδοι εφαρμόστηκαν σε πληθώρα περιοχών μελέτης (ελληνικών και μη) και διαφόρων τύπων κτισμάτων, όπως και δεδομένων με διαφορετική ανάλυση προερχόμενα από διάφορους δέκτες. Συγκεκριμένα, αναπτύχθηκαν ένας αλγόριθμος βαθιάς μηχανικής μάθησης μέσω CNN (Convolutional Neural Network ή αλλιώς Συνελκτικό Νευρωνικό Δίκτυο), και μια νέα τεχνική ενίσχυσης χαρακτηριστικών μέσω συνέλιξης ανά γραμμής σάρωσης (scan line smooth filtering). Τόσο τα πειραματικά αποτελέσματα όσο και οι συγκρίσεις με άλλες τεχνικές της διεθνούς βιβλιογραφίας σε σετ δεδομένων αναφοράς της ISPRS (International Society for Photogrammetry and Remote Sensing), έδειξαν πως και οι δύο προσεγγίσεις μπορούν να επιτύχουν παρόμοιες ακρίβειες. Η επιλογή για το ποια από τις δύο προσεγγίσεις θεωρείται καταλληλότερη για την κάθε εφαρμογή εξαρτάται από διάφορους παράγοντες οι οποίοι επισημαίνονται στην παρούσα έρευνα. Το CNN συγκρίθηκε και με άλλες ρηχές και τυπικές τεχνικές μηχανικής μάθησης όπως SVMs (Support Vector Machines ή αλλιώς Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων) και ANN (Artificial Neural Network ή αλλιώς Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο) και αναδείχθηκε η σαφής υπεροχή του στις επιτυγχανόμενες ακρίβειες χρησιμοποιώντας μάλιστα μικρά ποσοστά δειγμάτων εκπαίδευσης. Ωστόσο, ο συνολικός υπολογιστικός χρόνος εκτέλεσης του CNN και ειδικότερα ο χρόνος

εκπαίδευσης του είναι πολύ μεγαλύτερος από τις τεχνικές SVMs. Το πρόβλημα του μεγάλου υπολογιστικού χρόνου του CNN μπορεί να μειωθεί σημαντικά κάνοντας χρήση ενός σταθμού εργασίας με μεγαλύτερες δυνατότητες. Η χρήση μονάδας GPU ή/και η εφαρμογή εξελιγμένων τεχνικών μάθησης μπορούν επίσης να επιταχύνουν τη διαδικασία μάθησης.

Από την άλλη, ο SHT (3D Standard Hough Transform) και η μεταγενέστερη παραλλαγή του, ο RHT (3D Randomized Hough Transform), που μειώνει σημαντικά τον υπολογιστικό χρόνο του πρώτου, είναι δύο δημοφιλείς αλγόριθμοι, που ανήκουν στην κατηγορία των καθοδηγούμενων από τα δεδομένα μεθόδων (data driven) για την κατάτμηση οροφών κτισμάτων από νέφη σημείων. Αναπτύχθηκε νέα αρχιτεκτονική του συσσωρευτή στον παραμετρικό χώρο Hough και προτάθηκαν νέες επεκτάσεις του RHT, όπως: 1) πρόσθετοι γεωμετρικοί περιορισμοί αποκοπής για τη συλλογή της τριάδας σημείων, 2) πρόσθετο κριτήριο επιλογής για τον εντοπισμό των σημείων που ανήκουν στο προσδιορισθέν κυρίαρχο επίπεδο, 3) αυτόματη επιλογή υπο-περιοχών μέσω προσαρμοστικών σημείων, και 4) αυτόματη καθοδική ρύθμιση παραμέτρων. Βάσει των προτεινόμενων επεκτάσεων και της αρχιτεκτονικής του συσσωρευτή, προτάθηκαν πέντε παραλλαγές του RHT (iRHT, ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R) στις οποίες έγινε ανάλυση ευαισθησίας των παραμέτρων τους μέσα από εκτενείς πειραματικές εφαρμογές σε διάφορα είδη δεδομένων και τύπους κτισμάτων.

Η εφαρμογή του iRHT σε τυπικές περιπτώσεις κτισμάτων οδήγησε σε υπο-κατατμημένα, πλασματικά και υπερ-κατατμημένα επίπεδα. Οι eERHT, APRHT-C και APRHT-R ανταποκρίθηκαν καλύτερα σε σχέση με τον ERHT σε κατασκευές με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες και σε σύνθετες περιπτώσεις κτισμάτων. Παρά το γεγονός πως οι eERHT, APRHT-C και APRHT-R εξαγάγουν παρόμοια αποτελέσματα, οι δύο APRHTs εκτελούνται σε αρκετά μικρότερο υπολογιστικό χρόνο σε σχέση με τον eERHT. Αυτό παρατηρήθηκε τόσο σε κατασκευές με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες όσο και σε σύνθετες περιπτώσεις κτισμάτων. Παρόλα αυτά, για τυπικές περιπτώσεις κτισμάτων, ο ERHT εξάγει ικανοποιητικά αποτελέσματα μετά το στάδιο της μετα-επεξεργασίας απορροφώντας κυρίως περιπτώσεις πλασματικών και υπερ-κατατμημένων επιπέδων. Μάλιστα, πέτυχε μεγαλύτερες ακρίβειες από άλλες τεχνικές της διεθνούς βιβλιογραφίας όπως ο RANSAC. Παρόλα αυτά, ακόμα και μετά το στάδιο της μετα-επεξεργασίας, εντοπίστηκαν κάποια τοπικά υπο-κατατμημένα επίπεδα. Αυτά τα επίπεδα μπορούν να απορροφηθούν είτε ενισχύοντας το στάδιο της μετα-επεξεργασίας με πρόσθετες τεχνικές είτε χρησιμοποιώντας αυστηρότερη παραμετροποίηση μέσω της εφαρμογής των APRHT-C και APRHT-R. Αξιολογώντας ποιοτικά τα 3D μοντέλα των κτισμάτων που εξήχθησαν με εφαρμογή των ERHT και APRHT-C, προκύπτει ότι μπορούν να αξιοποιηθούν σε πληθώρα εφαρμογών, καθώς καλύπτουν επαρκώς τις προδιαγραφές των LoD 1 και LoD 2.

## EXTENDED ABSTRACT

The technological development in the fields of image processing, computer vision and digital photogrammetry and remote sensing, provides new tools and automated solutions for applications in urban studies, cadastre, etc, associated with urban development, identification of illegal constructions, 3D modeling, change detection, etc. Apart from the traditional techniques that utilize purely aerial or satellite imagery, recent approaches exploit 3D point clouds captured from aerial laser scanning systems (LIDAR) or extracted from Dense Image Matching (DIM) methods. Building extraction, change detection and roof segmentation from images and point clouds are topics of high research interest as they are useful for urban city monitoring. These topics still remain challenging due to the increasing demands for accuracy, rapidity and economy. The present Phd thesis provides an integrated, extensive and detailed methodology for building extraction change detection and roof segmentation using images and point clouds and applying sophisticated methods. Several complex urban regions of various types of buildings, pixel resolutions and types of data are examined. To verify the utility and functionality of the proposed methodology, the corresponding 3D models of the buildings are extracted.

Initially, the differences between the LIDAR and DIM point clouds were highlighted in terms of robustness and efficiency through direct point cloud comparison as well as by using the corresponding orthoimages. The results shown that the LIDAR point clouds not only describe with fidelity the objects of the scene but also present a global homogenous behavior either at urban or sub-urban areas. However, LIDAR point clouds suffer in some cases from noise and local under-sampling indicating local lack of spatial information at building's boundaries. On the other side, the DIM is a low cost and flexible solution with promising results. The DIM point clouds and the corresponding orthoimages achieved satisfying results at sub-urban areas. However, weak in urban areas with intense relief or depth discontinuities indicating excessive interpolations and radiometric lesions at building's boundaries due to occlusions or possible mismatches. The aforementioned issues, both for LIDAR and DIM point clouds, affect the building extraction, change detection and roof segmentation results.

Dependent on the data source employed, building extraction, change detection and roof segmentation techniques can be classified into three groups: i) the ones that use radiometric information (airborne or satellite imagery data), ii) the ones that exploit height information (LIDAR or DIM point clouds), and iii) those that combine both of data sources. However, the limitations of using information from multi-modal sources (e.g., LIDAR and imagery data) are the additional cost of acquisition and processing and the co-registration related issues. For this reason, the present doctoral dissertation focuses on the combination of data that are extracted from one sensor, i.e., either from camera devices (aerial images combined with the corresponding DIM point clouds) or from laser scanning systems (LIDAR point clouds combined with the

corresponding proper geometric/morphological features). The proposed methodology achieves similar building extraction results with other approaches that utilize multi-modal sources. Also, the building extraction results extracted from the aerial images combined with the corresponding DIM point clouds were similar with those extracted from the LIDAR point clouds combined with the corresponding proper geometric/morphological features. Usually, the approaches of building extraction and change detection are discriminated into the ones that apply supervised machine learning and those that use model-based methods. In this research, both approaches are performed. More specifically, a deep machine learning scheme through CNNs (Convolutional Neural Networks) was developed as well as a new model-based scan line smooth filtering method was proposed. The extracted building detection results from the supervised machine learning and model-based methods can be considered as similar. This was verified by comparing the CNN with other model-based methods at the ISPRS (International Society for Photogrammetry and Remote Sensing) benchmark dataset. Also, in this research, the various factors that indicate the appropriateness of each of the two approaches are discussed. Additionally, the CNN was compared with other shallow and non-linear machine learning schemes such SVMs (Support Vector Machines) και ANN (Artificial Neural Network). The results indicate the clear predominance of the CNN. However, the CNN weak in computational complexity compared to the SVM classifiers. The use of a better CPU and more RAM capacity as well as the implementation of methods that accelerate the learning phase can significantly speed the processing.

Concerning the roof segmentation from point clouds, the mostly used data driven plane detection techniques are region growing, RANSAC and Hough methods. The SHT (3D Standard Hough Transform) and its variation, the RHT (3D Randomized Hough Transform), are the most popular Hough methods. In this research, a new accumulator design and novel extensions of the RHT are proposed associated with: 1) additional constraint criteria during the random selection of the 3 points, 2) an additional normal tolerance regarding the detected plane, 3) automatic selection of sub-regions surround adaptive center points, and 4) automatic descent tuning process of parameters. Thus, five variations of the RHT were developed namely iRHT, ERHT, eERHT, APRHT-C and APRHT-R. A sensitivity analysis of each variation was carried out through extensive experiments using simulated data as well as real life LIDAR and DIM point clouds of several types of buildings. The iRHT led to under-segmented, spurious and over-segmented planes even for typical cases of buildings. The eERHT, APRHT-C and APRHT-R achieved better results compared to the ERHT at complex buildings and building structures of special architecture. The eERHT, APRHT-C and APRHT-R achieved similar results, however, the computational time of the eERHT was significantly higher compared to the two APRHTs. Nevertheless, the ERHT achieves satisfying results for typical cases of buildings after a post processing strategy absorbing spurious and over-segmented planes. The comparison with

RANSAC indicated a clear predominance of the ERHT. However, under-segmented planes and local distortions at the boundaries of small planes occurred, which is challenge for further improvement of the refinement process. Connectivity criteria or strict tuning of the APRHT-C and APRHT-R may overcome the under-segmentation problem. The 3D models of the buildings extracted via the ERHT and APRHT-C were qualitative evaluated illustrating their potential for 3D modeling in LoD 1 and LoD 2.

# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b>ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ</b> .....	5
<b>ΕΚΤΕΤΑΜΕΝΗ ΠΕΡΙΛΗΨΗ</b> .....	7
<b>EXTENDED ABSTRACT</b> .....	10
<b>ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ</b> .....	13
<b>ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ</b> .....	17
<b>ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ</b> .....	22
<b>ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ</b> .....	24
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b> .....	25
1.1. Εισαγωγικά στοιχεία .....	25
1.2. Στόχοι της διατριβής .....	26
1.3. Μεθοδολογική προσέγγιση και πρωτότυπα στοιχεία της διατριβής .....	27
1.4. Δομή της διατριβής .....	31
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ</b> .....	33
2.1 Εναέριες και δορυφορικές εικόνες .....	33
2.2 Νέφη σημείων από LIDAR .....	34
2.2.1 Το σύστημα LIDAR .....	34
2.2.2 Επεξεργασία λωρίδων σάρωσης .....	35
2.2.3 Χαρακτηριστικά και αξιοποίηση των νεφών σημείων από LIDAR .....	37
2.3 Νέφη σημείων από DIM .....	39
2.3.1 Διαδικασία DIM .....	40
2.3.2 Χαρακτηριστικά και αξιοποίηση νεφών σημείων από DIM .....	43
2.4 Αυτόματη ανίχνευση, κατάτμηση και εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων .....	47
2.4.1 Τυπικά προβλήματα .....	47
2.4.2 Διαφορές μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM .....	48
2.4.3 Κατηγοριοποίηση διαδικασιών .....	50
2.4.3.1 Κατηγοριοποίηση βάσει χρησιμοποιούμενων δεδομένων .....	50
2.4.3.2 Κατηγοριοποίηση βάσει χρησιμοποιούμενων τεχνικών .....	52
2.4.4 Μηχανική μάθηση .....	54
2.4.4.1 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης .....	54
2.4.4.2 Βαθιά νευρωνικά δίκτυα .....	56
2.4.4.3 Διαδικασία εκπαίδευσης και αξιολόγησης .....	64
2.4.5 Παραμετρική μοντελοποίηση .....	67
2.4.6 Κατάτμηση νεφών σημείων σε επίπεδα .....	70

2.4.7	Μέθοδοι αξιολόγησης αποτελεσμάτων.....	73
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΝΕΦΗ ΣΗΜΕΙΩΝ ΣΕ ΣΥΝΘΕΤΕΣ ΑΣΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ .....</b>		<b>76</b>
3.1	Μεθοδολογική προσέγγιση.....	76
3.2	Εφαρμογή.....	77
3.2.1	Περιοχή μελέτης και δεδομένα.....	77
3.2.2	Σύγκριση μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM .....	79
3.2.3	Σύγκριση παραγόμενων ορθοεικόνων για νέφη σημείων από LIDAR και DIM..	83
3.3	Συμπεράσματα.....	85
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΚΤΙΣΜΑΤΩΝ .....</b>		<b>86</b>
4.1	Αλγόριθμος βαθιάς επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης .....	86
4.1.1	Μεθοδολογική προσέγγιση.....	87
4.1.2	Περιοχές μελέτης και δεδομένα.....	89
4.1.3	Δημιουργία της «πολυ-επίπεδης» εικόνας (Multi Dimensional Feature Vector - MDFV) 92	
4.1.4	Συλλογή δειγμάτων εκπαίδευσης.....	105
4.1.5	Αρχιτεκτονική του CNN και εκπαίδευση .....	108
4.1.6	Ταξινόμηση .....	110
4.1.7	Μετα-επεξεργασία.....	116
4.1.8	Ανίχνευση τελικών κτισμάτων και αξιολόγηση αποτελεσμάτων.....	118
4.1.9	Σύγκριση με άλλους αλγορίθμους για το σετ δεδομένων Vaihingen .....	124
4.2	Αλγόριθμος παραμετρικής μοντελοποίησης.....	126
4.2.1	Μεθοδολογική προσέγγιση.....	126
4.2.2	Περιοχή μελέτης και δεδομένα.....	127
4.2.3	Αφαίρεση της βλάστησης στο νέφος σημείων από LIDAR .....	128
4.2.3.1	Δημιουργία γεωμετρικών και μορφολογικών χαρακτηριστικών.....	128
4.2.3.2	Φίλτρο ενίσχυσης χαρακτηριστικών.....	128
4.2.3.3	Αφαίρεση της βλάστησης.....	130
4.2.4	Αφαίρεση της βλάστησης στο νέφος σημείων από DIM .....	131
4.2.5	Ανίχνευση εδάφους .....	132
4.2.6	Αρχική ανίχνευση κτισμάτων .....	133
4.2.7	Μετα-επεξεργασία.....	133
4.2.8	Ανίχνευση τελικών κτισμάτων και αξιολόγηση αποτελεσμάτων.....	134
4.3	Συμπεράσματα.....	137
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΜΕΤΑΒΟΛΩΝ ΚΤΙΣΜΑΤΩΝ .....</b>		<b>139</b>
5.1	Αλγόριθμος βαθιάς επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης .....	139

5.1.1	Μεθοδολογική προσέγγιση.....	139
5.1.2	Περιοχές μελέτης και δεδομένα.....	140
5.1.3	Δημιουργία της «πολυ-επίπεδης» εικόνας.....	142
5.1.4	Συλλογή δειγμάτων εκπαίδευσης.....	145
5.1.5	Αρχιτεκτονική του CNN και ταξινόμηση.....	146
5.1.6	Μετα-επεξεργασία για τον εντοπισμό νέων και αμετάβλητων κτισμάτων.....	147
5.1.7	Αξιολόγηση αποτελεσμάτων.....	147
5.2	Αλγόριθμος παραμετρικής μοντελοποίησης.....	151
5.2.1	Μεθοδολογική προσέγγιση.....	151
5.2.2	Περιοχή μελέτης και δεδομένα.....	152
5.2.3	Εξαγωγή αντικειμένων ενδιαφέροντος.....	152
5.2.3.1	Ταξινόμηση των νεφών σημείων από DIM.....	153
5.2.3.2	Ταξινόμηση των εικόνων.....	153
5.2.4	Εντοπισμός αμετάβλητων κτισμάτων και υψομετρικών μεταβολών.....	154
5.2.5	Εντοπισμός νέων κτισμάτων.....	155
5.2.6	Αξιολόγηση αποτελεσμάτων.....	156
5.3	Συμπεράσματα.....	157
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΟΡΟΦΩΝ ΚΤΙΣΜΑΤΩΝ.....</b>		<b>159</b>
6.1	Προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συσσωρευτή και παραλλαγές του RHT.....	159
6.1.1	3D Standard Hough Transform (SHT).....	159
6.1.2	3D Randomized Hough Transform (RHT).....	161
6.1.3	Συσσωρευτής.....	162
6.1.4	Επεκτάσεις.....	166
6.1.5	Παραλλαγές του RHT.....	170
6.1.6	Ανάλυση ευαισθησίας των παραμέτρων.....	174
6.1.6.1	Πρώτη πειραματική εφαρμογή: Σύγκριση μεταξύ του SHT και του ERHT ..	174
6.1.6.2	Δεύτερη πειραματική εφαρμογή: Προσομοίωση επιπέδων με διάφορα επίπεδα θορύβου.....	177
6.1.6.3	Τρίτη πειραματική εφαρμογή: Προσδιορισμός επιπέδων σε κατασκευές με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες.....	180
6.1.6.4	Τέταρτη πειραματική εφαρμογή: Κατάτμηση σε τυπικές και σύνθετες περιπτώσεις οροφών κτισμάτων.....	186
6.2	Μεθοδολογική προσέγγιση.....	191
6.3	Εφαρμογή.....	192
6.3.1	Περιοχή μελέτης και δεδομένα.....	192

6.3.2	Προ-επεξεργασία.....	192
6.3.3	Μετα-επεξεργασία.....	193
6.3.4	Προσδιορισμός επιπέδων και αξιολόγηση αποτελεσμάτων.....	194
6.4	3Δ μοντελοποίηση κτισμάτων σε επίπεδα λεπτομέρειας (LoDs).....	196
6.4.1	3Δ μοντελοποίηση κτισμάτων σε LoD 1.3.....	198
6.4.2	3Δ μοντελοποίηση κτισμάτων σε LoD 2.1.....	200
6.5	Συμπεράσματα.....	201
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ.....</b>		<b>203</b>
7.1	Συμπεράσματα.....	203
7.2	Προοπτικές.....	207
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>		<b>209</b>
<b>ΣΥΝΤΟΜΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ ΣΗΜΕΙΩΜΑ.....</b>		<b>252</b>

# ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

<b>Εικόνα 1.1:</b> Η ολοκληρωμένη μεθοδολογική προσέγγιση που αναπτύχθηκε στην παρούσα διατριβή για την ανίχνευση, κατάτμηση και εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων, όπως και η αξιοποίηση της για την εξαγωγή 3D μοντέλων κτισμάτων σε διάφορα LoDs. ....	28
<b>Εικόνα 2.1:</b> Το πλήρες σύστημα LIDAR. Πηγές: [29-30] .....	35
<b>Εικόνα 2.2:</b> Σχέδιο πτήσης για σάρωση περιοχής με σύστημα LIDAR αποτελούμενο από διαδοχικές επικαλυπτόμενες και εγκάρσιες λωρίδες σάρωσης. Πηγή: [32].....	36
<b>Εικόνα 2.3:</b> Συστηματική μετατόπιση μεταξύ δύο αρχικών (μπλε και πορτοκαλί) επικαλυπτόμενων λωρίδων σάρωσης (αριστερά) και η απαλοιφή της μετά την αυτόματη επεξεργασία τους (δεξιά). Τα κόκκινα σημεία υποδεικνύουν τις θέσεις σημείων ελέγχου. Πηγή: [29].....	36
<b>Εικόνα 2.4:</b> 3D ανακατασκευή αστικής περιοχής από νέφος σημείων από LIDAR. Πηγή: [41]	39
<b>Εικόνα 2.5:</b> 3D ανακατασκευή αστικής περιοχής από νέφος σημείων από DIM που εξήχθη από CIR επικαλυπτόμενες εναέριες εικόνες υψηλής ανάλυσης. Πηγή: [81] .....	40
<b>Εικόνα 2.6:</b> Ο υπολογισμός του κόστους συνταύτισης στον χώρο μέσω πολυεικονικής προσέγγισης. Πηγές: [91] [104] .....	42
<b>Εικόνα 2.7:</b> Επίδραση των διαφορετικών γεωμετρικών συνδυασμών εναέριων εικόνων (configurations) στην υψομετρική ακρίβεια ( $\sigma_z$ ) των σημείων και στο ποσοστό συνταύτισης τους ( $n_{points}$ ). Πηγή: [63] .....	45
<b>Εικόνα 2.8:</b> Νέφη σημείων αστικής περιοχής, από LIDAR και DIM, χρωματισμένα βάσει της τιμής του υψομέτρου κάθε σημείου. Στην κίτρινη έλλειψη σημειώνονται περιπτώσεις αλλοιώσεων και εσφαλμένων παρεμβολών στις ακμές των αντικειμένων στο νέφος σημείων από DIM. Πηγή: [140].....	48
<b>Εικόνα 2.9:</b> Τομή σε νέφη σημείων από LIDAR και DIM (χρωματισμένα βάσει της τιμής του υψομέτρου κάθε σημείου) σε αστική περιοχή στην οποία σημειώνονται: α) οι τοπικές αλλοιώσεις στις ακμές των αντικειμένων στο νέφος σημείων από DIM που οδηγούν σε εσφαλμένες παρεμβολές, β) η διαφορά στην πυκνότητα σημείων, γ) επιτυχής συλλογή σημείων εσωτερικά της βλάστησης στο νέφος σημείων από LIDAR (τα νέφη σημείων από DIM μπορούν να ανακατασκευάσουν μόνο τα ανώτερα υψομετρικά τμήματα των αντικειμένων), δ) τοπική ατελής 3D ανακατασκευή στο νέφος σημείων από DIM, ε) τοπικά φαινόμενα θορύβου (τραχύτητα σημείων) στο νέφος σημείων από DIM, ζ) επιτυχής 3D ανακατασκευή και για τις δύο περιπτώσεις νεφών σημείων και η) τοπική υπο-δειγματοληψία στο νέφος σημείων από LIDAR. ....	49
<b>Εικόνα 2.10:</b> Παράδειγμα ραδιομετρικής αποκατάστασης σκιασμένων περιοχών μέσω αυτόματων τεχνικών. Πηγή: [163] .....	51
<b>Εικόνα 2.11:</b> Μοντέλο τεχνητού νευρώνα (αριστερά), Πλήρως συνδεδεμένο ANN/MLP πρόσθιας τροφοδότησης με ένα κρυφό επίπεδο (δεξιά). Πηγή: [225].....	58
<b>Εικόνα 2.12:</b> Παράδειγμα εισόδου/εξόδου συνελκτικού επιπέδου με 96 φίλτρα πυρήνων μεγέθους $7 \times 7 \times 3$ και βήματος 3. Πηγή: [243].....	60
<b>Εικόνα 2.13:</b> Παράδειγμα οπτικής απεικόνισης συνελκτικού επιπέδου μονού βήματος που τροφοδοτεί ένα επίπεδο συγκέντρωσης. Πηγή: [243] .....	60
<b>Εικόνα 2.14:</b> Παράδειγμα εξαγωγής τοπικού μεγίστου σε επίπεδο συγκέντρωσης (max pooling) με χρήση πυρήνων $3 \times 3$ , βήματος 2 και γεμίσματος 0. Πηγή: [243] .....	61

<b>Εικόνα 2.15:</b> Δημοφιλείς αρχιτεκτονικές CNNs. Πηγή: [264].....	63
<b>Εικόνα 2.16:</b> Διαδικασία αναπροσαρμογής των συναπτικών βαρών. Πηγή: [225].....	66
<b>Εικόνα 2.17:</b> Παράδειγμα εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων από αφαίρεση των RGB ορθοεικόνων μεταξύ των δύο χρονικών περιόδων. ....	69
<b>Εικόνα 2.18:</b> Εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων μέσω απευθείας σύγκρισης νεφών σημείων μεταξύ δύο χρονικών περιόδων.....	69
<b>Εικόνα 2.19:</b> Παράδειγμα εικόνας αξιολόγησης ανά εικονοψηφίδα για την περίπτωση ανίχνευσης κτισμάτων. ....	74
<b>Εικόνα 2.20:</b> Τυπικές περιπτώσεις των FN και FP οντοτήτων σε περίπτωση κατάτμησης οροφών κτισμάτων σε επίπεδα για νέφη σημείων από LIDAR. Πηγή: [344] .....	75
<b>Εικόνα 3.1:</b> Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας για τη σύγκριση νεφών σημείων από LIDAR και DIM και των αντίστοιχων ορθοεικόνων.....	77
<b>Εικόνα 3.2:</b> Περιοχή μελέτης στη νήσο Μήλο, Ελλάδα. ....	78
<b>Εικόνα 3.3:</b> Νέφη σημείων από DIM για τρεις υπο-περιοχές μελέτης.....	81
<b>Εικόνα 3.4:</b> Σύγκριση μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM σε αστική και ημι-αστική περιοχή.....	82
<b>Εικόνα 3.5:</b> Αναντιστοιχίες (κόκκινη έλλειψη) και εσφαλμένες παρεμβολές (κυανή έλλειψη) κατά την εφαρμογή της DIM σε περιοχές με ελλιπή υφή. ....	83
<b>Εικόνα 3.6:</b> Ορθοεικόνες από τα DIM/DSMs και τα LIDAR/DSMs. ....	84
<b>Εικόνα 4.1:</b> Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας για την ανίχνευση κτισμάτων μέσω επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης. ....	88
<b>Εικόνα 4.2:</b> Περιοχές μελέτης στην πόλη Vaihingen, Γερμανία: Area 1, Area 2 και Area 3. Πηγή: .....	89
<b>Εικόνα 4.3:</b> Περιοχή μελέτης στον οικισμό Περίσσα στη Σαντορίνη, Ελλάδα.....	90
<b>Εικόνα 4.4:</b> Περιοχή μελέτης στο Καλοχώρι, Ελλάδα.....	91
<b>Εικόνα 4.5:</b> Κανάλια και δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν βάσει της ραδιομετρικής πληροφορίας για όλες τις περιοχές μελέτης. ....	94
<b>Εικόνα 4.6:</b> (α) Σχηματική απεικόνιση των normals σε δίριχτη στέγη κτίσματος και η προβολή τους στη Γκαουσιανή σφαίρα, (β) Σχηματική απεικόνιση των normals σε νέφος σημείων σε εφαρμογή 3Δ ανακατασκευής εσωτερικού χώρου. Πηγές: [207] [348].....	96
<b>Εικόνα 4.7:</b> Τεχνικές συλλογής τοπικής πληροφορίας σε επίπεδο γειτονιάς σημείων. Πηγή: ....	97
<b>Εικόνα 4.8:</b> Γεωμετρικά/μορφολογικά χαρακτηριστικά που υπολογίστηκαν και χρησιμοποιήθηκαν βάσει της υψομετρικής πληροφορίας για τις περιοχές μελέτης Area 1, Area 2 και Area 3.....	101
<b>Εικόνα 4.9:</b> Γεωμετρικά/μορφολογικά χαρακτηριστικά που υπολογίστηκαν και χρησιμοποιήθηκαν βάσει της υψομετρικής πληροφορίας για την περιοχή μελέτης της Σαντορίνης. ....	101
<b>Εικόνα 4.10:</b> Γεωμετρικά/μορφολογικά χαρακτηριστικά που υπολογίστηκαν και χρησιμοποιήθηκαν βάσει της υψομετρικής πληροφορίας για την περιοχή μελέτης του Καλοχωρίου. ....	103

<b>Εικόνα 4.11:</b> Αποτελέσματα σύγκλισης του συστήματος κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης για διαφορετικά training sets στις περιοχές μελέτης Area 1, Area 2 και Area 3 για τα MDFVs: V8_hL.	110
<b>Εικόνα 4.12:</b> Αποτελέσματα ταξινόμησης εφαρμόζοντας το CNN σε MDFVs που κάνουν συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας ή συνδυασμό κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας. Α: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Κτίσματα» αντί «Εδαφος», Β: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Εδαφος» αντί «Κτίσματα», Γ: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Κτίσματα» αντί «Βλάστηση», Δ: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Βλάστηση» αντί «Κτίσματα».	114
<b>Εικόνα 4.13:</b> Σύγκριση αποτελεσμάτων ταξινόμησης εφαρμόζοντας το CNN σε διάφορα MDFVs. Α: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Κτίσματα» αντί «Εδαφος», Β: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Εδαφος» αντί «Κτίσματα», Γ: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Κτίσματα» αντί «Βλάστηση», Δ: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Βλάστηση» αντί «Κτίσματα».	115
<b>Εικόνα 4.14:</b> Παραδείγματα βελτίωσης του αποτελέσματος της ταξινόμησης από το CNN για την εξαγωγή των τελικών αποτελεσμάτων ανίχνευσης κτισμάτων.	118
<b>Εικόνα 4.15:</b> Εικόνα αξιολόγησης ανά εικονοψηφίδα των τελικών ανιχνευθέντων κτισμάτων από το CNN.	123
<b>Εικόνα 4.16:</b> Διαγράμματα ροής των προτεινόμενων μεθοδολογιών για την ανίχνευση κτισμάτων από νέφη σημείων από LIDAR (αριστερά) και DIM (δεξιά).	127
<b>Εικόνα 4.17:</b> Νέφη σημείων από LIDAR χρωματισμένα βάσει της τιμής του μορφολογικού χαρακτηριστικού $Nz$ πριν και μετά τα φίλτρα ενίσχυσης χαρακτηριστικών.	130
<b>Εικόνα 4.18:</b> Αφαίρεση των σημείων της βλάστησης μέσω των φίλτρων ενίσχυσης χαρακτηριστικών και της διαδικασίας κατωφλίωσης στα normals και στην τραχύτητα σημείων.	131
<b>Εικόνα 4.19:</b> Αφαίρεση των σημείων της βλάστησης στο νέφος σημείων από DIM μέσω του NDVI.	132
<b>Εικόνα 4.20:</b> Διαδικασία ανίχνευσης εδάφους και αρχικής ανίχνευσης των κτισμάτων σε νέφος σημείων.	133
<b>Εικόνα 4.21:</b> Τμήματα τελικών νεφών σημείων των κτισμάτων βάσει των προτεινόμενων μεθοδολογιών και εφαρμογής συμβατών αλγορίθμων σε εμπορικά λογισμικά υπερτιθέμενα στη ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης.	135
<b>Εικόνα 5.1:</b> Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας για τον εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων από ορθοεικόνες και νέφη σημείων από DIM μέσω επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης.	140
<b>Εικόνα 5.2:</b> Περιοχή μελέτης στον οικισμό Κερατέα, Ελλάδα.	141
<b>Εικόνα 5.3:</b> Νέφη σημείων από DIM της περιοχής μελέτης στην Κερατέα για τα έτη 1995 (επάνω) και 2001 (κάτω).	143
<b>Εικόνα 5.4:</b> Νέφη σημείων από DIM της περιοχής μελέτης της Σαντορίνης για τα έτη 1995 και 2012.	144
<b>Εικόνα 5.5:</b> Στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν για τον συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας για την κάθε περιοχή μελέτης και εξεταζόμενη χρονική περίοδο.	145

<b>Εικόνα 5.6:</b> Αποτελέσματα ταξινόμησης εφαρμόζοντας το CNN και χρησιμοποιώντας MDFVs που κάνουν συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας. ....	147
<b>Εικόνα 5.7:</b> Περιπτώσεις αντικειμένων FP στην κλάση «Νέα κτίσματα» και TP στις κλάσεις «Αμετάβλητα κτίσματα» και «Άλλα αντικείμενα». ....	149
<b>Εικόνα 5.8:</b> Εικόνα αξιολόγησης ανά εικονοψηφίδα των τελικών εντοπισμένων νέων και αμετάβλητων κτισμάτων από το CNN. ....	150
<b>Εικόνα 5.9:</b> Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας για τον εντοπισμό μεταβολών σε κτίσματα μέσω συνδυαστικής χρήσης εικόνων και νεφών σημείων από DIM. ....	152
<b>Εικόνα 5.10:</b> Αποτελέσματα των διαδικασιών ταξινόμησης στο νέφος σημείων από DIM (αριστερά) και στις εικόνες (δεξιά) για το έτος 1995. ....	154
<b>Εικόνα 5.11:</b> Περιγράμματα εντοπισμένων αμετάβλητων κτισμάτων (αριστερά) και 3Δ έλεγχος (δεξιά). ....	155
<b>Εικόνα 5.12:</b> Νέφη σημείων από DIM των νέων κτισμάτων το έτος 2012 (πράσινο) υπερτιθέμενα στο αρχικό νέφος σημείων του έτους 1995. ....	156
<b>Εικόνα 6.1:</b> Πολικές συντεταγμένες ενός σημείου $p$ του νέφους σημείων. Πηγή: [347] .....	160
<b>Εικόνα 6.2:</b> Τυπικές δομές αποθήκευσης των υποψήφιων κυρίαρχων επιπέδων σε διακριτά διαστήματα τιμών $\theta$ και $\varphi$ στον συσσωρευτή (πίνακας: πάνω αριστερά, κύβος: πάνω δεξιά, οχτάεδρο: κάτω αριστερά, σφαίρα: κάτω δεξιά). Πηγές: [347, 421-422].....	163
<b>Εικόνα 6.3:</b> Προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συσσωρευτή. ....	164
<b>Εικόνα 6.4:</b> Παράδειγμα υπολογισμού των τελικών παραμέτρων $\theta$ , $\varphi$ και $\rho$ ενός κυρίαρχου επιπέδου βάσει της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής. ....	166
<b>Εικόνα 6.5:</b> Διάγραμμα ροής του APRHT-R. ....	174
<b>Εικόνα 6.6:</b> Σύγκριση μεταξύ του SHT και του ERHT. ....	176
<b>Εικόνα 6.7:</b> Αρχικά ορισμένα επίπεδα ( $\alpha$ ), Παράδειγμα εισαγωγής θορύβου $\sigma_n=2$ cm στον κάρναβο σημείων του $PL_B$ ( $\beta$ ), Παράδειγμα ενός υπερ-κατατημένου επιπέδου στον κάρναβο σημείων του $PL_A$ με $\sigma_n=2$ cm εφαρμόζοντας τον eERHT ( $\gamma$ ). ....	180
<b>Εικόνα 6.8:</b> Πλευρικές όψεις του πολύ πυκνού νέφους σημείων από DIM (πυκνότητας 1 cm) του Πύργου των Ανέμων. ....	181
<b>Εικόνα 6.9:</b> LoD 0: Κατάτμηση του πολύ αραιού νέφους σημείων από DIM (πυκνότητας 40 cm) σε επίπεδα μέσω του APRHT-R. ....	182
<b>Εικόνα 6.10:</b> LoD 1: Κατάτμηση του αραιού νέφους σημείων από DIM (πυκνότητας 20 cm) σε επίπεδα μέσω των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R. <span style="float: right;">Περίπτωση υπο-κατατημένων επιπέδων. ....</span>	183
<b>Εικόνα 6.11:</b> Υπολογιστικοί χρόνοι για τα $PL_1$ έως $PL_8$ εφαρμόζοντας τους ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R. ....	184
<b>Εικόνα 6.12:</b> LoD 2: Κατάτμηση μίας κατακόρυφης πλευράς ( $PL_1$ ) του πολύ πυκνού νέφους σημείων από DIM (πυκνότητας 1 cm) σε επίπεδα μέσω του APRHT-R και με διάφορες τιμές του $D_{thr}$ . ....	185
<b>Εικόνα 6.13:</b> Κατάτμηση οροφής του Κτίσματος 1 και του Κτίσματος 2 μέσω των παραλλαγών των iRHT και ERHT. ....	188

<b>Εικόνα 6.14:</b> Υπολογιστικοί χρόνοι των παραλλαγών των iRHT και ERHT για το Κτίσμα 1 και το Κτίσμα 2.....	188
<b>Εικόνα 6.15:</b> Κατάτμηση οροφής του Κτίσματος 3 και του Κτίσματος 4 μέσω των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R και σύγκριση των αποτελεσμάτων με άλλες τεχνικές.....	190
<b>Εικόνα 6.16:</b> Υπολογιστικοί χρόνοι των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R, συμπεριλαμβανομένης και της μετα-επεξεργασίας, για το Κτίσμα 3 και το Κτίσμα 4.....	191
<b>Εικόνα 6.17:</b> Διάγραμμα ροής της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε για την κατάτμηση οροφών κτισμάτων σε επίπεδα για νέφη σημείων από LIDAR.....	192
<b>Εικόνα 6.18:</b> Νέφος σημείων από LIDAR του κάθε κτίσματος της περιοχής μελέτης, χρωματισμένο βάσει της μοναδικής του ετικέτας.....	193
<b>Εικόνα 6.19:</b> Κατάτμηση οροφών κτισμάτων μέσω των εφαρμοζόμενων αλγορίθμων.....	195
<b>Εικόνα 6.20:</b> Παρατηρούμενες TP, FN και FP οντότητες που προέκυψαν από τα δεδομένα ελέγχου για τον κάθε εφαρμοζόμενο αλγόριθμο. ....	196
<b>Εικόνα 6.21:</b> Πρόσθετοι επιμέρους βαθμοί λεπτομέρειας στα LoD 0, LoD 1, LoD 2 και LoD 3 για την 3Δ μοντελοποίηση κτισμάτων. Πηγές: [455-456].....	197
<b>Εικόνα 6.22:</b> Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας για την 3Δ μοντελοποίηση κτισμάτων σε LoD 1.3.....	199
<b>Εικόνα 6.23:</b> Αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθοδολογίας για την 3Δ μοντελοποίηση κτισμάτων στο LoD 1.3.....	199
<b>Εικόνα 6.24:</b> 3Δ μοντελοποίηση των Κτισμάτων 1, 2, 3 και 4 σε LoD 2.1.....	201

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

<b>Πίνακας 2.1:</b> Λογισμικά για την εφαρμογή βαθιών νευρωνικών δικτύων. Πηγή: [252].....	64
<b>Πίνακας 3.1:</b> Χαρακτηριστικά του σετ δεδομένων της Μήλου. Πηγές: [23] [368] .....	79
<b>Πίνακας 3.2:</b> Χάρτες ψηφιακής x-παράλλαξης αστικών και ημι-αστικών περιοχών χρησιμοποιώντας διαφορετική παραμετροποίηση του αλγορίθμου SGM. Με κυανό χρώμα υποδεικνύονται οι τελικές επιλεγμένες τιμές των παραμέτρων. ....	80
<b>Πίνακας 3.3:</b> Οι υπολογισθείσες παράμετροι του 3Δ μετασχηματισμού ομοιότητας του νέφους σημείων από DIM και οι επιτευχθείσες ακρίβειες της γεωναφοράς βάσει σημείων ελέγχου. ....	81
<b>Πίνακας 3.4:</b> Αποτελέσματα του ελέγχου ακρίβειας των ορθοεικόνων από τα DIM/DSMs και LIDAR/DSMs. ....	84
<b>Πίνακας 4.1:</b> Χαρακτηριστικά του σετ δεδομένων των επιλεγμένων περιοχών μελέτης.....	92
<b>Πίνακας 4.2:</b> Πολυ-επίπεδες εικόνες (MDFVs) που χρησιμοποιήθηκαν για την ανίχνευση κτισμάτων. Με το σύμβολο «✓» υποδεικνύονται τα επιλεγμένα στοιχεία που συνθέτουν το εκάστοτε MDFV. ....	104
<b>Πίνακας 4.3:</b> Συλλεγμένα δείγματα εκπαίδευσης για την κάθε περιοχή μελέτης. ....	107
<b>Πίνακας 4.4:</b> Δομή και χαρακτηριστικά του CNN της παρούσας εφαρμογής. ....	108
<b>Πίνακας 4.5:</b> Παράμετροι κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης της παρούσας εφαρμογής. ....	109
<b>Πίνακας 4.6:</b> Αξιολόγηση των εφαρμοζόμενων μεθόδων ανά εικονοψηφίδα για την ανίχνευση κτισμάτων. ....	120
<b>Πίνακας 4.7:</b> Υπολογιστικοί χρόνοι εκπαίδευσης και ταξινόμησης (για training set=80% και validation set & test set=20%) για διάφορα MDFVs.....	124
<b>Πίνακας 4.8:</b> Σύγκριση της προτεινόμενης μεθοδολογίας με άλλους αλγορίθμους της διεθνούς βιβλιογραφίας στο σετ δεδομένων Vaihingen. ....	125
<b>Πίνακας 4.9:</b> Συνδυασμοί παραμετροποίησης που δοκιμάστηκαν στο λογισμικό LAsTools για την εξαγωγή των βέλτιστων αποτελεσμάτων στο νέφος σημείων από LIDAR. Με πορτοκαλί χρώμα υποδεικνύονται οι τελικές επιλεγμένες τιμές.....	134
<b>Πίνακας 4.10:</b> Συνδυασμοί παραμετροποίησης που δοκιμάστηκαν στο λογισμικό Erdas Imagine για την εξαγωγή των βέλτιστων αποτελεσμάτων στο νέφος σημείων από LIDAR. Με πορτοκαλί χρώμα υποδεικνύονται οι τελικές επιλεγμένες τιμές. ....	135
<b>Πίνακας 4.11:</b> Αξιολόγηση των εφαρμοζόμενων μεθόδων ανά αντικείμενο για την ανίχνευση κτισμάτων σε νέφη σημείων από LIDAR και DIM. ....	136
<b>Πίνακας 5.1:</b> Χαρακτηριστικά του σετ δεδομένων των επιλεγμένων περιοχών μελέτης.....	142
<b>Πίνακας 5.2:</b> Πολυ-επίπεδες εικόνες (MDFVs) που χρησιμοποιήθηκαν για τον εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων. Με το σύμβολο «✓» υποδεικνύονται τα επιλεγμένα στοιχεία που συνθέτουν το εκάστοτε MDFV. ....	144
<b>Πίνακας 5.3:</b> Συλλεγμένα δείγματα εκπαίδευσης για την κάθε περιοχή μελέτης. ....	146
<b>Πίνακας 5.4:</b> Αξιολόγηση των εφαρμοζόμενων μεθόδων ανά εικονοψηφίδα για τον εντοπισμό των νέων και αμετάβλητων κτισμάτων. ....	148

<b>Πίνακας 5.5:</b> Υπολογιστικοί χρόνοι εκπαίδευσης και ταξινόμησης για τα MDFVs των δύο περιοχών μελέτης. ....	150
<b>Πίνακας 5.6:</b> Ποσοστά επιτυχίας ανά αντικείμενο για τον εντοπισμό των νέων και των αμετάβλητων κτισμάτων. ....	156
<b>Πίνακας 6.1:</b> Προτεινόμενες παραλλαγές του RHT. Με το σύμβολο «✓» υποδεικνύονται οι επιλεγμένες παράμετροι που ενσωματώνονται στην κάθε παραλλαγή. ....	171
<b>Πίνακας 6.2:</b> Συγκεντρωτική περιγραφή των παραμέτρων των iRHT, ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R. ....	173
<b>Πίνακας 6.3:</b> Παραμετροποίηση του ERHT για την περίπτωση ενός τμήματος επικλινούς στέγης. ....	175
<b>Πίνακας 6.4:</b> Παραμετροποίηση των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R για την περίπτωση προσομοίωσης επιπέδων με διάφορα επίπεδα θορύβου. ....	177
<b>Πίνακας 6.5:</b> Αποτελέσματα αξιολόγησης για τον ERHT. ....	178
<b>Πίνακας 6.6:</b> Αποτελέσματα αξιολόγησης για τον eERHT. ....	178
<b>Πίνακας 6.7:</b> Αποτελέσματα αξιολόγησης για τον APRHT-C. ....	178
<b>Πίνακας 6.8:</b> Αποτελέσματα αξιολόγησης για τον APRHT-R. ....	178
<b>Πίνακας 6.9:</b> Παραμετροποίηση των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R για την περίπτωση προσδιορισμού επιπέδων σε LoDs σε κατασκευές με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες. ....	181
<b>Πίνακας 6.10:</b> Παραμετροποίηση των παραλλαγών των iRHT και ERHT για το Κτίσμα 1 και Κτίσμα 2. ....	187
<b>Πίνακας 6.11:</b> Παραμετροποίηση των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R για το Κτίσμα 3 και Κτίσμα 4. ....	189
<b>Πίνακας 6.12:</b> Ποσοστά επιτυχίας ανά αντικείμενο για την κατάτμηση οροφών κτισμάτων μέσω των εφαρμοζόμενων αλγορίθμων. ....	196

# AKΡΩΝΥΜΙΑ

<b>AD</b>	Absolute Differences	<b>LIDAR</b>	Light Detection and Ranging
<b>AI</b>	Artificial Intelligence	<b>LoD</b>	Level of Detail
<b>ALS</b>	Aerial Laser Scanning	<b>mAP</b>	mean Average Precision
<b>ANN</b>	Artificial Neural Network	<b>MRF</b>	Markov Random Fields
<b>ASCII</b>	American Standard Code for Information Interchange	<b>MDFV</b>	Multi Dimensional Feature Vector
<b>B</b>	Blue	<b>MLP</b>	Multi-Layer Perceptron
<b>BT</b>	Birchfield & Tomasi	<b>MSGD</b>	Minibatch-SGD
<b>C2C</b>	CloudtoCloud	<b>MVS</b>	Multi View Stereo
<b>CIR</b>	Colour-Infrared	<b>NCC</b>	Normalized Cross Correlation
<b>CNN</b>	Convolutional Neural Network	<b>nDSM</b>	normalized Digital Surface Model
<b>CP</b>	Check Point	<b>NDVI</b>	Normalized Difference Vegetation Index
<b>CPU</b>	Central Processing Unit	<b>NIR</b>	Near Infrared
<b>CRF</b>	Conditional Random Field	<b>OBIA</b>	Object-Based Image Analysis
<b>DIM</b>	Dense Image Matching	<b>PCA</b>	Principal Component Analysis
<b>DSI</b>	Disparity Space Image	<b>R</b>	Red
<b>DSM</b>	Digital Surface Model	<b>RANSAC</b>	RANdom SAmple Consensus
<b>DTM</b>	Digital Terrain Model	<b>ReLU</b>	Rectified Linear Unit
<b>FC</b>	Fully Connected	<b>RHT</b>	Randomized Hough Transform
<b>FIG</b>	Federation of Surveyors	<b>RMSE</b>	Root Mean Squared Error
<b>FN</b>	False Negative	<b>SAR</b>	Synthetic Aperture Radar
<b>FOV</b>	Field Of View	<b>SD</b>	Squared Differences
<b>FP</b>	False Positive	<b>SfM</b>	Structure from Motion
<b>G</b>	Green	<b>SGD</b>	Stochastic Gradient Descent
<b>GCP</b>	Ground Control Point	<b>SGM</b>	Semi-Global Matching
<b>GNSS</b>	Global Navigation Satellite System	<b>SHT</b>	Standard Hough Transform
<b>GPU</b>	Graphics Processing Unit	<b>Stereo SGBM</b>	Stereo Semi Global Block Matching
<b>GSD</b>	Ground Sample Distance	<b>SVM</b>	Support Vector Machine
<b>GUI</b>	Graphical User Interfaces	<b>TLS</b>	Terrestrial Laser Scanning
<b>ICA</b>	International Cartographic Association	<b>TP</b>	True Positive
<b>ICP</b>	Iterative Closest Point	<b>UAV</b>	Unmanned Aerial Vehicle
<b>INS</b>	Inertial Navigation System	<b>UTM</b>	Universal Transverse Mercator
<b>IoU</b>	Intersection-over-Union	<b>WGS'84</b>	World Geodetic System of 1984
<b>ISPRS</b>	International Society for Photogrammetry and Remote Sensing	<b>WTA</b>	Winner Takes All
<b>Knn</b>	K-nearest Neighbour	<b>ΕΓΣΑ'87</b>	Ελληνικό Γεωδαιτικό Σύστημα Αναφοράς του 1987

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

## 1.1. Εισαγωγικά στοιχεία

Η συνεχής τεχνολογική εξέλιξη στα πεδία της γεωπληροφορικής και ειδικότερα της επεξεργασίας εικόνας (image processing), της όρασης υπολογιστών (computer vision), της Φωτογραμμετρίας (photogrammetry) και της Τηλεπισκόπησης (remote sensing), παρέχει νέα εργαλεία και αυτοματοποιημένες λύσεις για εφαρμογή σε μελέτες πολεοδομίας, χωροταξίας και κτηματολογίου.

Η χρήση των ψηφιακών εικόνων υψηλής ανάλυσης, που συλλέγονται από εναέριους ή δορυφορικούς δέκτες, αποτελεί καθημερινό εργαλείο σε εξειδικευμένες εφαρμογές, όπως μελέτες έργων και κατασκευών, αλλά και για ερασιτεχνικές χρήσεις και λειτουργίες. Παράλληλα, αιχμή του δόρατος των νέων τεχνολογιών είναι τα μη επανδρωμένα εναέρια μέσα Unmanned Aerial Vehicles-UAVs), που αποτελούν μια οικονομική και ταυτόχρονα αξιόπιστη λύση έναντι των παραδοσιακών μεθόδων αεροφωτογράφισης. Οι δορυφορικές εικόνες, που συλλέγονται από τα δορυφορικά συστήματα παρατήρησης γης, επιδέχονται πλέον όμοια αντιμετώπιση και επεξεργασία με αυτή των αεροφωτογραφιών. Μάλιστα τα σύγχρονα δορυφορικά συστήματα παρατήρησης γης έχουν τη δυνατότητα να συλλέγουν στερεοσκοπικές εικόνες υψηλής ανάλυσης κατά μήκος της τροχιάς της κίνησης του δορυφόρου.

Εκτός από τις παραδοσιακές τεχνικές που κάνουν χρήση δεδομένων που περιέχουν αμιγώς ραδιομετρική πληροφορία (εναέριες ή δορυφορικές εικόνες) για την αυτόματη ανίχνευση και κατάτμηση αντικειμένων ενδιαφέροντος ή την ταξινόμηση μίας περιοχής μελέτης, τα τελευταία χρόνια, η επιστημονική κοινότητα έχει στραφεί στη χρήση 3D νεφών σημείων που προέρχονται είτε από εναέρια συστήματα LIDAR (LIght Detection and Ranging) είτε από τεχνικές πυκνής συνταύτισης εικόνων (Dense Image Matching-DIM) [1]. Τα νέφη σημείων αποτελούν μία πιστή και υψηλής ακρίβειας 3D ανακατασκευή (3D reconstruction) μίας περιοχής ή ενός αντικειμένου ενδιαφέροντος αποτελούμενη από ένα μεγάλο πλήθος σημείων συνήθως υπό τη μορφή X, Y, Z ή και με άλλη πρόσθετη πληροφορία όπως χρωματική (Red, Green, Blue) ή έντασης (intensity) κ.ά.

Από την άλλη, το ευρύτερο αντικείμενο της αυτοματοποίησης των διαδικασιών ταξινόμησης (classification), κατάτμησης (segmentation) αλλά και εντοπισμού μεταβολών (change detection) αποτελεί ένα σημαντικό ερευνητικό πεδίο με έντονο ενδιαφέρον για πάνω από δύο δεκαετίες. Οι επιστημονικές μεθοδολογίες ποικίλουν ανάλογα με τα αντικείμενα ενδιαφέροντος όπως για παράδειγμα αυτές που εστιάζουν στα κτίσματα (building change detection, building roof reconstruction, building extraction/classification). Συνήθως, οι μεθοδολογίες αυτές εφαρμόζουν

είτε τεχνικές μηχανικής μάθησης (machine learning) είτε τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης (model-based). Μάλιστα οι τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν προσελκύσει σε σημαντικό βαθμό τα τελευταία χρόνια την επιστημονική κοινότητα, κυρίως αυτές της βαθιάς μηχανικής μάθησης (deep machine learning), καθώς έχουν αποδειχθεί αρκετά εύρωστες σε πληθώρα εφαρμογών [2]. Παρά τη χρήση εξελιγμένων τεχνικών, το πρόβλημα της ταχείας επεξεργασίας, ανάλυσης και εξαγωγής χρήσιμης και με χωρική ακρίβεια πληροφορία από μεγάλο όγκο δεδομένων παραμένει μέχρι σήμερα ανοιχτό και αξίζει περαιτέρω διερεύνηση. Η πολυπλοκότητα του σύγχρονου αστικού περιβάλλοντος αλλά και ο διαρκώς αυξανόμενος αριθμός νέων εφαρμογών στο Κτηματολόγιο και στον αστικό σχεδιασμό, στη διαχείριση κινδύνων και ασφάλειας αλλά και στις έξυπνες πόλεις (smart cities) που υποστηρίζουν και BIMs (Building Information Models), απαιτεί τη διαχείριση μεγάλου όγκου δεδομένων με χωρική αναφορά και τοπολογική δομή [3]. Η ανάγκη για βέλτιστη διαχείριση και διοίκηση (οικονομία, περιβάλλον, κοινωνία) του αστικού χώρου απαιτεί την ανάπτυξη πιο εξελιγμένων εργαλείων αλλά και την υψηλής ακρίβειας 3D μοντελοποίηση των αντικειμένων της πόλης. Με την κατακόρυφη ανάπτυξη των πόλεων ήδη έχουν αναπτυχθεί και χρησιμοποιούνται πολυπαραμετρικά-πολλαπλών χρήσεων και διαστάσεων συστήματα πληροφοριών γης αλλά και πρότυπα απεικόνισης πραγματικής 3D πληροφορίας [4-6]. Η παγκόσμια ερευνητική κοινότητα (International Society for Photogrammetry and Remote Sensing-ISPRS, Federation of Surveyors-FIG, International Cartographic Association-ICA κ.ά.) που ασχολείται με θέματα παρατήρησης Γης (earth observation) αλλά και με τα δυναμικά χαρακτηριστικά των σύγχρονων πόλεων, θέτει ανοιχτά αυτά τα ζητήματα και τις προκλήσεις και προτείνει συνεχώς νέες κατευθύνσεις βάσει των τεχνολογικών εξελίξεων [1, 7-8].

## **1.2. Στόχοι της διατριβής**

Από την εκτενή ανασκόπηση και διερεύνηση της σχετικής διεθνούς βιβλιογραφίας, προέκυψε πως η ανίχνευση, η κατάτμηση και ο εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων από εικόνες και νέφη σημείων αποτελούν θέματα με προοπτική, δυναμική και μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον λόγω των ολοένα και μεγαλύτερων απαιτήσεων για ακρίβεια, ταχύτητα και οικονομία. Για τον λόγο αυτό αποτέλεσαν και το αντικείμενο της παρούσας διδακτορικής διατριβής. Τα αποτελέσματα από αυτόματες διαδικασίες ανίχνευσης, κατάτμησης και εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων έχουν αποδειχθεί χρήσιμα σε πληθώρα εφαρμογών [9-10]. Παρά την εξέλιξη της τεχνολογίας, το αντικείμενο της διατριβής παραμένει μέχρι σήμερα ένα εγχείρημα με ιδιαίτερο ερευνητικό ενδιαφέρον. Συνεπώς απαιτείται η εις βάθος ανάλυσή του όπως και η καταγραφή των προκλήσεων, των υφιστάμενων τεχνικών και τεχνολογιών αιχμής από τη σχετική διεθνή βιβλιογραφία.

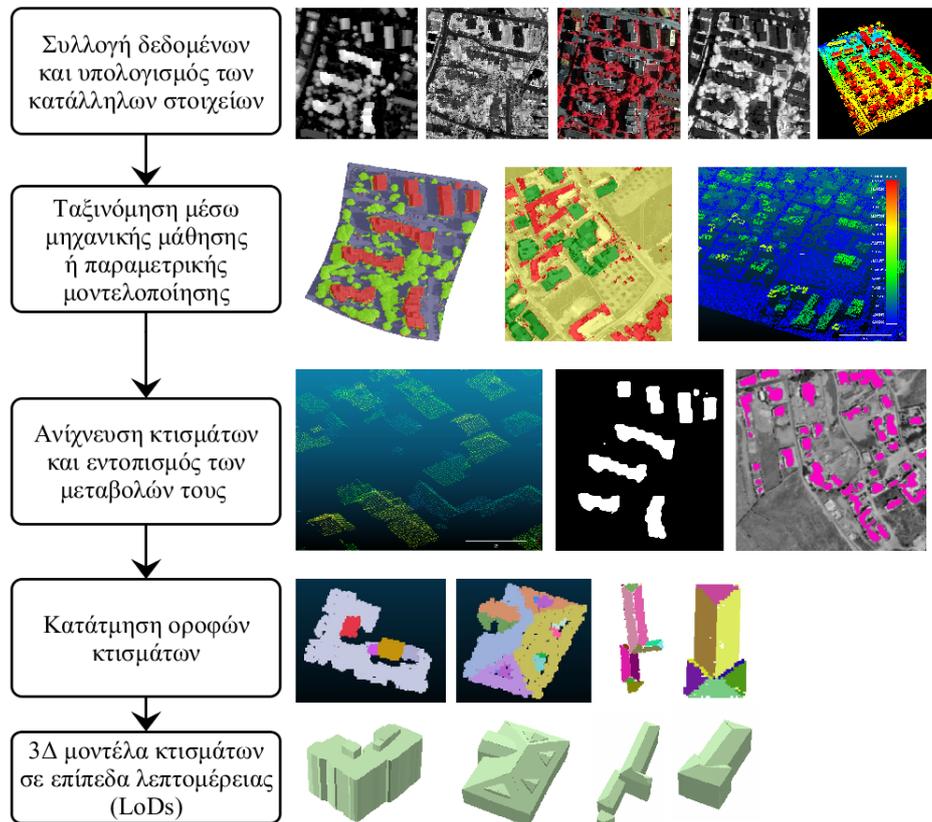
Συνοπτικά, στόχοι της παρούσας έρευνας αποτέλεσαν:

- Η ποιοτική και ποσοτική σύγκριση μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM, αλλά και φωτογραμμετρικών προϊόντων (ορθοεικόνες), σε σύνθετες αστικές περιοχές με ιδιαίτερη αρχιτεκτονική και έντονες ασυνέχειες βάρους όπως και σε ημι-αστικές περιοχές.
- Η ανάπτυξη μίας ολοκληρωμένης μεθοδολογικής προσέγγισης για την ανίχνευση, κατάτμηση και εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων με πρωτότυπα στοιχεία στα στάδιά της.
- Η αξιολόγηση των προτεινόμενων μεθοδολογιών σε πληθώρα περιοχών μελέτης (ελληνικών και μη) και διαφόρων τύπων κτισμάτων όπως και δεδομένων με διαφορετική ανάλυση προερχόμενα από διάφορους δέκτες.
- Η ανάπτυξη νέων τεχνικών και η βελτιστοποίηση υφιστάμενων μεθοδολογιών παραμετρικής μοντελοποίησης όπως και η ανάπτυξη αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση κτισμάτων και εντοπισμού των μεταβολών τους.
- Η ανάπτυξη νέων τεχνικών και η βελτιστοποίηση υφιστάμενων μεθοδολογιών με σκοπό την ταχεία και αυτόματη κατάτμηση οροφών κτισμάτων σε επίπεδα από νέφη σημείων.
- Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των προτεινόμενων μεθοδολογιών:
  - με αντικειμενικά κριτήρια βάσει ποσοτών επιτυχίας σύμφωνα με τις κατευθυντήριες γραμμές της ISPRS [11-12] (ποσοτική αξιολόγηση).
  - υπό το πρίσμα ακρίβειας και υπολογιστικού χρόνου (ποσοτική αξιολόγηση).
  - με σύγκριση με άλλες τεχνικές της διεθνούς βιβλιογραφίας (ποσοτική αξιολόγηση).
  - με εκτενή σχολιασμό των αστοχιών, των απαιτήσεων και των προβλημάτων που προέκυψαν (ποιοτική αξιολόγηση).
- Η παράθεση προτάσεων για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων και την επέκταση των υφιστάμενων και προτεινόμενων τεχνικών για μελλοντικές εργασίες ή διατριβές βάσει των νέων ερευνητικών τάσεων.

### **1.3. Μεθοδολογική προσέγγιση και πρωτότυπα στοιχεία της διατριβής**

Το ευρύτερο αντικείμενο της αυτόματης ταξινόμησης και της κατάτμησης μίας περιοχής μελέτης αλλά και του αυτόματου εντοπισμού μεταβολών με έμφαση στα κτίσματα, αποτελεί πεδίο με ερευνητικό ενδιαφέρον για πάνω από δύο δεκαετίες. Στην παρούσα διατριβή επιχειρείται η εκτενής και λεπτομερής προσέγγιση των προαναφερόμενων αντικειμένων μέσα από την ανάπτυξη μίας ολοκληρωμένης μεθοδολογίας με πρωτότυπα στοιχεία στα επιμέρους στάδιά της. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από το κάθε στάδιο αξιοποιούνται στο επόμενο έτσι ώστε να επιτευχθεί το τελικό αποτέλεσμα. Η ολοκληρωμένη μεθοδολογική προσέγγιση που αναπτύχθηκε στην παρούσα διατριβή απεικονίζεται στην Εικόνα 1.1. Επίσης, σημειώνεται πως στις

περισσότερες περιπτώσεις εφαρμογών έγινε σύνταξη κώδικα στις γλώσσες προγραμματισμού C++/OpenCV και MATLAB, αλλά και χρήση κώδικα σε Python, καθώς οι προτεινόμενες τεχνικές και μεθοδολογικές προσεγγίσεις δεν εμπεριέχονται σε εργαλεία υφιστάμενων λογισμικών.



**Εικόνα 1.1:** Η ολοκληρωμένη μεθοδολογική προσέγγιση που αναπτύχθηκε στην παρούσα διατριβή για την ανίχνευση, κατάτμηση και εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων, όπως και η αξιοποίηση της για την εξαγωγή 3D μοντέλων κτισμάτων σε διάφορα LoDs.

Τα τελευταία χρόνια συνηθίζεται η συνδυαστική χρήση ετερογενών (multi-modal) δεδομένων όπως για παράδειγμα ο συνδυασμός νεφών σημείων από LIDAR με εναέριες ή δορυφορικές εικόνες για την ταξινόμηση μίας αστικής περιοχής. Παρά την εξαγωγή ιδιαίτερα ικανοποιητικών αποτελεσμάτων, τα μειονεκτήματα αυτής της προσέγγισης είναι: 1) το πρόσθετο οικονομικό κόστος της συλλογής των δεδομένων, 2) το πρόσθετο υπολογιστικό κόστος για την επεξεργασία των δεδομένων, και 3) τα πιθανά συστηματικά σφάλματα εγγραφής (co-registration) μεταξύ των δεδομένων. Έτσι, έγινε διερεύνηση, αξιολόγηση και συλλογή κατάλληλων στοιχείων (κανάλια, δείκτες και χαρακτηριστικά) από τη διεθνή βιβλιογραφία με σκοπό την αξιοποίηση δεδομένων που προέρχονται μόνο από έναν δέκτη, δηλαδή είτε μόνο από φωτογραφική μηχανή (εικόνες ή και νέφη σημείων από DIM) είτε μόνο από εναέριο σαρωτή laser (νέφη σημείων από LIDAR). Αξίζει να σημειωθεί πως τα διαθέσιμα νέφη σημείων από LIDAR στην Ελλάδα είναι ελάχιστα μέχρι στιγμής. Το γεγονός αυτό καθιστά αναγκαία την αναζήτηση καινοτόμων προσεγγίσεων

αξιοποίησης δεδομένων από έναν δέκτη, όπως του συνδυασμού εναέριων ή δορυφορικών εικόνων με νέφη σημείων από DIM. Μέσα από αυτή την προσέγγιση μπορούν να αξιοποιηθούν ακόμα και σαρωμένες αεροφωτογραφίες παρελθόντων ετών για εφαρμογές εντοπισμού μεταβολών. Από την άλλη, τα νέφη σημείων από LIDAR συγκαταλέγονται στις τεχνολογίες αιχμής. Η παρούσα διατριβή μελετά τον τρόπο επεξεργασία τους και αναδεικνύει τη χρησιμότητά τους σε εφαρμογές ανίχνευσης κτισμάτων και κατάτμησης των οροφών τους μέσα από τον υπολογισμό και την επεξεργασία κατάλληλων γεωμετρικών και μορφολογικών χαρακτηριστικών. Επιπροσθέτως, στην παρούσα διατριβή, γίνεται ποιοτική και ποσοτική σύγκριση μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM, αλλά και φωτογραμμετρικών προϊόντων (ορθοεικόνες), σε σύνθετες αστικές περιοχές με ιδιαίτερη αρχιτεκτονική και έντονες ασυνέχειες βάθους όπως και σε ημι-αστικές περιοχές.

Οι εξελιγμένοι αλγόριθμοι βαθιάς μηχανικής μάθησης όπως τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks-CNNs) έχουν γίνει πια δημοφιλείς σε προβλήματα ταξινόμησης δορυφορικών και φασματικών ή υπερφασματικών, δεδομένων. Ωστόσο, η απόδοση τους σε εφαρμογές ανίχνευσης κτισμάτων και εντοπισμού των μεταβολών τους από νέφη σημείων (από LIDAR ή DIM) ή συνδυασμό νεφών σημείων από DIM και ορθοεικόνων δεν έχει μελετηθεί επαρκώς από τη διεθνή βιβλιογραφία. Από την άλλη, η ενίσχυση των γεωμετρικών και μορφολογικών χαρακτηριστικών σε νέφη σημείων από LIDAR ή DIM μέσω παραμετρικής μοντελοποίησης αποτελεί πεδίο με μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον. Σε περιπτώσεις σύνθετων αστικών περιοχών, αυτές οι τεχνικές, συνεισφέρουν σημαντικά στην ανίχνευση κτισμάτων. Στην παρούσα διατριβή έγινε ανάπτυξη αλγόριθμου βαθιάς μηχανικής μάθησης μέσω CNN και αναπτύχθηκε νέα τεχνική ενίσχυσης χαρακτηριστικών μέσω συνέλιξης ανά γραμμής σάρωσης.

Μετά το πέρας μίας διαδικασίας ταξινόμησης, ακολουθεί συνήθως η μετα-επεξεργασία των αποτελεσμάτων της. Στην παρούσα διατριβή, η μετα-επεξεργασία αποσκοπεί στη βελτίωση των τελικών αποτελεσμάτων ανίχνευσης κτισμάτων ή εντοπισμού μεταβολών τους έτσι ώστε να μπορεί να αξιοποιηθεί στο στάδιο της κατάτμησης. Για τον λόγο αυτό εφαρμόστηκαν τεχνικές απαλοιφής θορύβου (μεμονωμένες εικονοψηφίδες ή μικρές συστάδες σημείων που σχετίζονται με διάφορες περιπτώσεις εσφαλμένων ταξινομήσεων) και κάλυψης κενών ενώ παράλληλα διερευνήθηκε η επίδραση της χρήσης των νεφών σημείων που προέρχονται από LIDAR και DIM στα όρια των κτισμάτων.

Δύο αρκετά δημοφιλείς αλγόριθμοι για την κατάτμηση νεφών σημείων σε επίπεδα είναι ο SHT (3D Standard Hough Transform) και ο RHT (3D Randomized Hough Transform). Ο RHT έχει εκτελεστεί επιτυχώς σε απλές επίγειες εφαρμογές αποτύπωσης εσωτερικών χώρων που κάνουν χρήση νεφών σημείων από επίγειους σαρωτές laser. Ωστόσο, μέχρι σήμερα, δεν είχε εφαρμοστεί και αξιολογηθεί επαρκώς σε αντίστοιχες περιπτώσεις που κάνουν χρήση νεφών σημείων από DIM ή και σε εναέριες περιπτώσεις αστικών περιοχών που κάνουν χρήση νεφών σημείων από

LIDAR με έμφαση στα κτίσματα. Στην παρούσα διατριβή, ο RHT εφαρμόζεται για την κατάτμηση νεφών σημείων σε επίπεδα, στον οποίο μάλιστα προτείνονται νέες επεκτάσεις και νέα αρχιτεκτονική του συσσωρευτή για την επίτευξη καλύτερων αποτελεσμάτων και σε μικρότερο χρόνο. Τέλος, αναπτύχθηκε μεθοδολογία για την αξιοποίηση των αποτελεσμάτων της κατάτμησης νεφών σημείων για 3D μοντελοποίηση κτισμάτων στα επίπεδα λεπτομέρειας (Levels of Detail-LoDs) LoD 1 και 2 .

Συνοπτικά, τα πρωτότυπα στοιχεία της διατριβής είναι:

- ❑ Η ανάπτυξη αλγορίθμου βαθιάς μηχανικής μάθησης μέσω CNN για την ταξινόμηση σύνθετων αστικών περιοχών στις κλάσεις «Κτίσματα», «Βλάστηση» και «Έδαφος» (για την ανίχνευση κτισμάτων) και στις κλάσεις «Νέα κτίσματα», «Αμετάβλητα κτίσματα» και «Άλλα αντικείμενα» (για τον εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων). Επιπλέον, το CNN τροφοδοτήθηκε με πρωτότυπο συνδυασμό δεδομένων εισόδου όπως: 1) συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας από ορθοεικόνες και νέφη σημείων από DIM, και 2) συνδυασμό κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας από νέφη σημείων από LIDAR.
- ❑ Η ανάπτυξη νέας τεχνικής ενίσχυσης χαρακτηριστικών μέσω συνέλιξης ανά γραμμής σάρωσης (scan line smooth filtering) σε νέφη σημείων από LIDAR για την ανάδειξη και τον διαχωρισμό των κτισμάτων από τη βλάστηση. Η τεχνική αυτή δεν απαιτεί κάποια πρόσθετη πληροφορία όπως πολλαπλές επιστροφές ή τιμές έντασης αλλά ενισχύει γεωμετρικά και μορφολογικά χαρακτηριστικά όπως τα normals.
- ❑ Η ανάπτυξη νέας εκτεταμένης και προσαρμοστικής τεχνικής κατάτμησης νεφών σημείων σε επίπεδα. Πιο συγκεκριμένα, αναπτύχθηκε νέα αρχιτεκτονική του συσσωρευτή στον παραμετρικό χώρο Hough και προτάθηκαν νέες επεκτάσεις του RHT όπως: 1) πρόσθετοι γεωμετρικοί περιορισμοί αποκοπής για τη συλλογή της τριάδας σημείων, 2) πρόσθετο κριτήριο επιλογής για τον εντοπισμό των σημείων που ανήκουν στο προσδιορισθέν κυρίαρχο επίπεδο, 3) αυτόματη επιλογή υπο-περιοχών μέσω προσαρμοστικών σημείων, και 4) αυτόματη καθοδική ρύθμιση παραμέτρων. Βάσει των προτεινόμενων επεκτάσεων και της αρχιτεκτονικής του συσσωρευτή, προτάθηκαν πέντε παραλλαγές του RHT (iRHT, ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R) στις οποίες έγινε ανάλυση ευαισθησίας των παραμέτρων τους μέσα από εκτενείς πειραματικές εφαρμογές σε διάφορα είδη δεδομένων και τύπους κτισμάτων.

## 1.4. Δομή της διατριβής

Για την αναλυτικότερη περιγραφή των εφαρμοζόμενων τεχνικών όπως και για την ανάλυση και σχολιασμό των εξαχθέντων αποτελεσμάτων τους, η διατριβή διαρθρώνεται στα εξής κεφάλαια:

Στο παρόν **κεφάλαιο 1** έγινε μια εισαγωγή στην έρευνα που διεξάγεται, σχετικά με την ανίχνευση, κατάτμηση και εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων από εικόνες και νέφη σημείων. Ορίστηκε επίσης το αντικείμενο και οι στόχοι της παρούσας διατριβής, καθώς και τα πρωτότυπα στοιχεία της.

Στο **κεφάλαιο 2** γίνεται βιβλιογραφική ανασκόπηση των δεδομένων και των τεχνικών που χρησιμοποιούνται στη σύγχρονη διεθνή βιβλιογραφία για την ανίχνευση, κατάτμηση και εντοπισμό μεταβολών αντικειμένων από εικόνες και νέφη σημείων δίνοντας έμφαση στα κτίσματα. Επίσης, γίνεται εκτενής περιγραφή του τρόπου λήψης των δεδομένων και της επεξεργασίας νεφών σημείων από LIDAR και DIM. Τέλος, περιγράφονται οι μέθοδοι αξιολόγησης των αποτελεσμάτων, που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διατριβή για την ανίχνευση, κατάτμηση και εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων.

Στο **κεφάλαιο 3** πραγματοποιείται αξιολόγηση νεφών σημείων από LIDAR και DIM σε σύνθετες αστικές περιοχές. Πιο συγκεκριμένα γίνεται ποιοτική και ποσοτική σύγκριση μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM, αλλά και φωτογραμμετρικών προϊόντων (ορθοεικόνες), σε σύνθετες αστικές περιοχές με ιδιαίτερη αρχιτεκτονική και έντονες ασυνέχειες βάθους όπως και σε ημι-αστικές περιοχές.

Στο **κεφάλαιο 4** γίνεται ανίχνευση κτισμάτων μέσω νέων τεχνικών σε δεδομένα με: 1) ραδιομετρική πληροφορία, 2) υψομετρική πληροφορία, 3) συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας, 4) συνδυασμό τυπικών χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας, και 5) συνδυασμό κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας. Οι τεχνικές που αναπτύσσονται περιλαμβάνουν αλγόριθμους μηχανικής μάθησης και παραμετρικής μοντελοποίησης. Επιπλέον γίνεται αναλυτική περιγραφή των κατάλληλων στοιχείων (κανάλια, δείκτες και χαρακτηριστικά) που χρησιμοποιήθηκαν όπως και διερεύνηση της απόδοσης των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης σε περιπτώσεις τροφοδότησης τους με διάφορα ποσοστά δειγμάτων εκπαίδευσης. Τα αποτελέσματα των εφαρμοζόμενων αλγορίθμων αξιολογούνται ποιοτικά και ποσοτικά και διερευνάται η σχέση ακρίβειας και υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Επίσης, γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων με τα αντίστοιχα από άλλους αλγόριθμους της διεθνούς βιβλιογραφίας.

Στο **κεφάλαιο 5** γίνεται εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων μέσω νέων τεχνικών σε δεδομένα με: 1) υψομετρική πληροφορία, και 2) συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας. Οι τεχνικές που αναπτύσσονται περιλαμβάνουν αλγόριθμους μηχανικής μάθησης και παραμετρικής μοντελοποίησης. Τα αποτελέσματα των εφαρμοζόμενων αλγορίθμων αξιολογούνται ποιοτικά και

ποσοτικά και διερευνάται η σχέση ακρίβειας και υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Επίσης, γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων με τα αντίστοιχα από άλλους αλγόριθμους της διεθνούς βιβλιογραφίας.

Στο **κεφάλαιο 6** παρουσιάζεται η νέα εκτεταμένη και προσαρμοστική τεχνική κατάτμησης νεφών σημείων σε επίπεδα και αναλύεται λεπτομερώς η μαθηματική της έκφραση καθώς και οι διάφορες παραλλαγές της. Γίνεται ανάλυση ευαισθησίας των παραμέτρων της μέσα από εκτενείς πειραματικές εφαρμογές σε διάφορα είδη δεδομένων και τύπους κτισμάτων. Τα αποτελέσματα των διαφόρων παραλλαγών αξιολογούνται ποιοτικά και ποσοτικά και διερευνάται η σχέση ακρίβειας και υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Επίσης, γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων με τα αντίστοιχα από άλλους αλγόριθμους της διεθνούς βιβλιογραφίας. Για την ανάδειξη της χρησιμότητας αλλά και της λειτουργικότητας των προτεινόμενων μεθοδολογιών και εφαρμοζόμενων τεχνικών, δημιουργούνται τα 3D μοντέλα χαρακτηριστικών κτισμάτων σε διάφορα LoDs.

Η διατριβή ολοκληρώνεται με το **κεφάλαιο 7**, όπου συνοψίζονται τα γενικά συμπεράσματα που προέκυψαν από τα προηγούμενα κεφάλαια και εξετάζονται οι μελλοντικές προοπτικές που προκύπτουν από την παρούσα έρευνα.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

### 2.1 Εναέρια και δορυφορικές εικόνες

Η χρήση των ψηφιακών εικόνων υψηλής ανάλυσης, που συλλέγονται από εναέρια ή δορυφορικούς δέκτες, αποτελεί καθημερινό εργαλείο σε εξειδικευμένες εφαρμογές, όπως μελέτες έργων και κατασκευών, αλλά και για ερασιτεχνικές χρήσεις και λειτουργίες [13]. Παράλληλα, αιχμή του δόρατος των νέων τεχνολογιών είναι τα UAVs, που αποτελούν μια οικονομική και ταυτόχρονα αξιόπιστη λύση έναντι των παραδοσιακών μεθόδων αεροφωτογράφισης. Τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα των UAVs είναι: 1) η δυνατότητα πτήσεων υψηλής επικινδυνότητας, 2) η ακρίβεια πλοήγησης, 3) η λήψη εικόνων μεγάλης κλίμακας και οι μεγάλες επικαλύψεις 4) η δυνατότητα λήψης πλάγιων (oblique) εικόνων, και 5) η δυνατότητα μεταφοράς μεμονωμένα ή σε συνδυασμό διαφόρων ειδών δεκτών (φασματικών, υπερφασματικών, θερμικών, laser κ.ά.). Παρόλα αυτά, οι τυπικές αεροφωτογραφήσεις στις οποίες συλλέγονται υψηλής ανάλυσης RGBNIR εικόνες, για παράδειγμα με GSD (Ground Sample Distance)  $\leq 0.25$  m, εξακολουθούν να προσφέρουν σημαντικά οφέλη στη διδιάστατη (2Δ) και τριδιάστατη (3Δ) χαρτογράφηση αστικών και ημι-αστικών περιοχών και για αυτόν τον λόγο χρησιμοποιούνται ακόμα και σήμερα (π.χ. στο πρόσφατο έργο της Ε.Κ.Χ.Α. Α.Ε. «Παραγωγή Ψηφιακών Ορθοεικόνων για τη χώρα-LSO25»).

Οι δορυφορικές εικόνες υψηλής και πολύ υψηλής (μεγαλύτερης του 1 m) ανάλυσης, που συλλέγονται από τα δορυφορικά συστήματα παρατήρησης γης, επιδέχονται αντιμετώπιση και επεξεργασία όμοια με αυτή των αεροφωτογραφιών. Οι μεγάλες περιοχές κάλυψης, η διαθέσιμη φασματική ή και υπερφασματική πληροφορία όπως και η υψηλή διακριτική ικανότητα των σύγχρονων δορυφορικών εικόνων (π.χ. ο δορυφόρος WorldView-4 [14] έχει GSD=0.30 m και ο GeoEye-2 έχει GSD=0.36 m στο παγχρωματικό κανάλι) αποτελούν σημαντικά πλεονεκτήματα καθιστώντας τις κατάλληλες σε πληθώρα εφαρμογών [15]. Μάλιστα τα σύγχρονα δορυφορικά συστήματα παρατήρησης γης έχουν τη δυνατότητα να συλλέγουν στερεοσκοπικές εικόνες κατά μήκος της τροχιάς της κίνησης του δορυφόρου, έχοντας κάμερα που διαθέτει σταθερή κατασκευής τηλεσκόπια με σταθερή γωνία ή εκτελώντας κατάλληλο ελιγμό του τηλεσκοπίου συλλέγοντας στερεοσκοπικές εικόνες αρχικώς με στρεφόμενο το τηλεσκόπιο εμπρός (forward) και μετά προς τα πίσω (reverse) (π.χ. EROS, QuickBird, WorldView, GeoEye, Pleiades κ.ά.) [16]. Επίσης, τα ελεύθερα διαθέσιμα δεδομένα από τις δορυφορικές αποστολές Landsat [17] και Sentinels [18] έχουν συνεισφέρει στη χαρτογράφηση χρήσεων γης, φυσικών καταστροφών κ.ά. [19-20]. Πολλά υποσχόμενες θεωρούνται και οι τεχνικές συνδυαστικής χρήσης ετερογενών δορυφορικών δεδομένων όπως πολυφασματικών (multispectral) ή υπερφασματικών

(hyperspectral) εικόνων με απεικονίσεις SAR (Synthetic Aperture Radar) [21-22]. Σημειώνεται πως σε κάθε περίπτωση χρήσης δορυφορικών εικόνων απαιτείται η κατάλληλη προ-επεξεργασία τους όπως: 1) ραδιομετρική διόρθωση, 2) ατμοσφαιρική διόρθωση, και 3) γεωμετρική διόρθωση [9] [19].

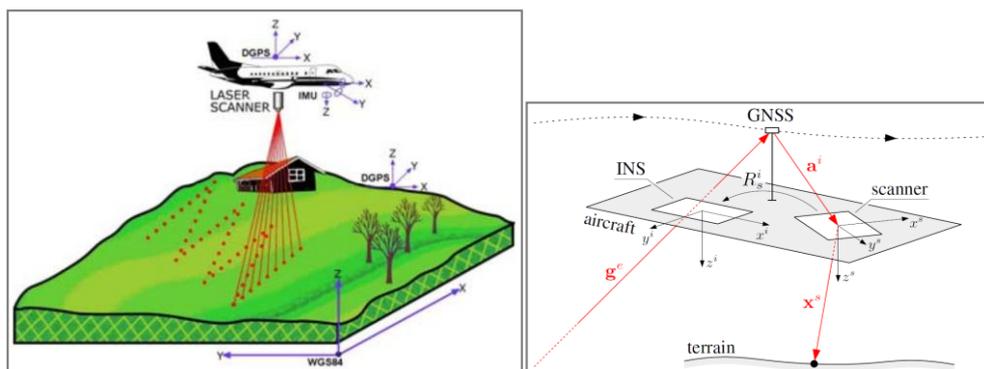
## 2.2 Νέφη σημείων από LIDAR

### 2.2.1 Το σύστημα LIDAR

Τα συστήματα LIDAR αποτελούν μία ιδιαίτερα αξιόπιστη λύση για τη συλλογή πυκνών νεφών σημείων είτε από εναέριες (Aerial Laser Scanning-ALS) είτε από επίγειες (Terrestrial Laser Scanning-TLS) λήψεις. Δεδομένου ότι η παρούσα διατριβή ασχολείται αποκλειστικά με εναέριες περιπτώσεις LIDAR (ALS/LIDAR), ο όρος LIDAR θα αναφέρεται από εδώ και στο εξής για εναέριες λήψεις. Σε αντίθεση με τις παθητικές (passive) τεχνικές, η τεχνική LIDAR αποτελεί μία ενεργητική (active) τεχνική που αποσκοπεί στη συλλογή πυκνών νεφών σημείων μιας περιοχής μελέτης. Η βασική αρχή των συσκευών LIDAR στηρίζεται στη μέτρηση αποστάσεων με χρήση laser. Η μέτρηση πραγματοποιείται επαναλαμβανόμενα από τη συσκευή προς το επιθυμητό αντικείμενο ή περιοχή μελέτης με τη διαδοχική εκπομπή παλμών laser και την εκτροπή τους υπό ορισμένες γωνίες μέσα σε ένα προκαθορισμένο εύρος [23]. Το μήκος του κύματος του εκπεμπόμενου laser ποικίλει ανάλογα με τη συσκευή του κάθε κατασκευαστή. Το αποτέλεσμα της διαδικασίας αυτής ονομάζεται σάρωση και δίνει τη δυνατότητα να πραγματοποιούνται πολύ γρήγορες μετρήσεις αποστάσεων καθώς και των γωνιών με τις οποίες πραγματοποιούνται αυτές, έτσι ώστε να γίνεται πυκνή δειγματοληψία σημείων, καλύπτοντας μεγάλες περιοχές μέσα σε μικρό χρονικό διάστημα. Κύριες παράμετροι της διαδικασίας της σάρωσης, είναι το εύρος της γωνίας σάρωσης ( $\theta_{max}$ ), το οποίο καθορίζει το πεδίο ορατότητας του σαρωτή (Field Of View-FOV) και σε συνδυασμό με το ύψος πτήσης, το εύρος της λωρίδας σάρωσης (Swath Width-SW) στο έδαφος. Το πρότυπο των συσκευών, LIDAR που χρησιμοποιείται τα τελευταία χρόνια, είναι το πρότυπο της πλήρους κυματομορφής (full-waveform) [24]. Ωστόσο, οι τεχνολογίες αιχμής προτείνουν νέα πρότυπα (single photon και geiger-mode), τα οποία φαίνεται να παρέχουν σημαντικά πλεονεκτήματα όσον αφορά στον χρόνο συλλογής, το κόστος αλλά και την πυκνότητα των σημείων [25].

Εκτός από τη συσκευή LIDAR, το σύστημα διαθέτει και δύο πρόσθετα υποσυστήματα GNSS (Global Navigation Satellite System) και INS (Inertial Navigation System) για τον προσδιορισμό των τροχιών, δηλαδή των θέσεων (X, Y, Z) και των στροφών (roll, pitch, yaw) της κάθε λωρίδας σάρωσης (Εικόνα 2.1). Επιπρόσθετα, το πλήρες σύστημα LIDAR διαθέτει και χρονόμετρο υψηλής ακρίβειας για τον συγχρονισμό όλων των υποσυστημάτων καθώς και μονάδα αποθήκευσης δεδομένων και συστήματα χειρισμού και ελέγχου. Η βαθμονόμηση του πλήρους συστήματος ανά τακτά χρονικά διαστήματα αποτελεί απαραίτητη προϋπόθεση για την

ελαχιστοποίηση εισαγωγής συστηματικών σφαλμάτων (boresight misalignment, mirror angles και range biases [26]) ή και χονδροειδών (outlier) κατά την καταγραφή των δεδομένων [27]. Με τη διαδικασία της βαθμονόμησης γίνεται ο προσδιορισμός των αποκλίσεων και των χωρικών παραμέτρων που μπορεί να παρουσιάζει το σύστημα από την ιδανική κατάσταση λειτουργίας του [28]. Το σύστημα αναφοράς που αρχικά χρησιμοποιείται είναι συνήθως η προβολή UTM ώστε να γίνει, στη συνέχεια, ο μετασχηματισμός των δεδομένων LIDAR στο τοπικό οριζοντιογραφικό και υψομετρικό σύστημα αναφοράς. Τα τελευταία χρόνια έχει καθιερωθεί ή χρήση του μορφότυπου \*.las ή \*.laz για την ταχεία αποθήκευση, επεξεργασία και οπτικοποίηση των νεφών σημείων αντικαθιστώντας τα παραδοσιακά μορφότυπα ASCII.



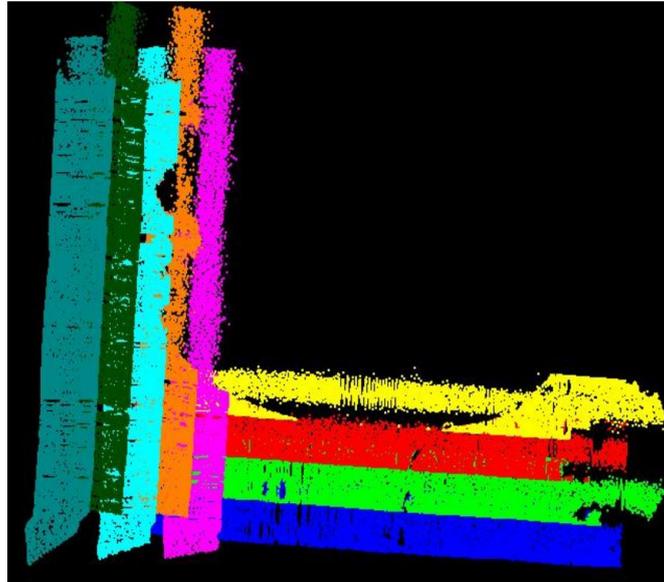
Εικόνα 2.1: Το πλήρες σύστημα LIDAR. Πηγές: [29-30]

Οι πηγές σφαλμάτων των νεφών σημείων από LIDAR είναι: 1) η αβεβαιότητα στη μέτρηση της απόστασης, 2) η αβεβαιότητα στον προσδιορισμό της θέσης και του προσανατολισμού της λωρίδας σάρωσης από τα συστήματα GNSS/INS, 3) η γωνία εκτροπής της δέσμης laser, 4) τα σφάλματα χρόνου κατά τον συνδυασμό των μετρήσεων των διαφόρων υποσυστημάτων, 5) το σφάλμα μετατροπής των υψομέτρων από γεωμετρικά σε ορθομετρικά με τη χρήση μοντέλου γεωειδούς, και 6) τα σφάλματα μετατροπών από το σύστημα WGS'84 στο εκάστοτε χρησιμοποιούμενο γεωδαιτικό σύστημα [23] [31].

### 2.2.2 Επεξεργασία λωρίδων σάρωσης

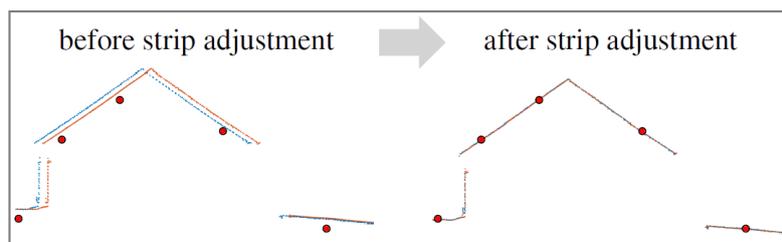
Για εκτεταμένες περιοχές μελέτης η σάρωση μπορεί να αποτελείται από διαδοχικές επικαλυπτόμενες σαρώσεις. Στις εναέριες περιπτώσεις, η διαδοχική αυτή επικαλυπτόμενη σάρωση διασφαλίζεται από προκαθορισμένο σχέδιο πτήσης για την καλύτερη δυνατή αποτύπωση της περιοχής. Επίσης, εκτελούνται εγκάρσιες διαδοχικές σαρώσεις για την ελαχιστοποίηση των συστηματικών σφαλμάτων κατά την επεξεργασία των λωρίδων σάρωσης (Εικόνα 2.2). Στις επίγειες περιπτώσεις, η επικαλυπτόμενη σάρωση διασφαλίζεται με την κατάλληλη τοποθέτηση της συσκευής στο χώρο. Οι θέσεις αυτές πρέπει να είναι τέτοιες ώστε να γίνει σάρωση

τουλάχιστον τριών κοινών ειδικών στόχων ή χαρακτηριστικών σημείων για τη συνένωση των λωρίδων σε μετέπειτα στάδιο.



**Εικόνα 2.2:** Σχέδιο πτήσης για σάρωση περιοχής με σύστημα LIDAR αποτελούμενο από διαδοχικές επικαλυπτόμενες και εγκάρσιες λωρίδες σάρωσης. Πηγή: [32]

Για την απαλοιφή των συστηματικών σφαλμάτων μεταξύ των επικαλυπτόμενων λωρίδων σάρωσης, εκτελείται μία διαδικασία συνένωσης μεταξύ τους (strip adjustment ή strip registration). Η ταχεία και αξιόπιστη συνένωση μεταξύ των επικαλυπτόμενων λωρίδων σάρωσης παραμένει ακόμα και σήμερα ένα ανοιχτό ερευνητικό ζήτημα. Η διαδικασία αυτή όχι μόνο καλείται να επεξεργαστεί έναν μεγάλο όγκο δεδομένων αλλά μπορεί να επηρεάσει σημαντικά την ποιότητα του τελικού νέφους LIDAR σημείων και άρα, κατ' επέκταση τη χρήση του σε άλλες εφαρμογές όπως ταξινόμησης, κατάμησης κ.ά. [33-34]. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η περίπτωση στην Εικόνα 2.3-αριστερά όπου είναι ορατή η συστηματική μετατόπιση των κτισμάτων μεταξύ των αρχικών επικαλυπτόμενων λωρίδων σάρωσης (scan line) και η απαλοιφή της μετά την αυτόματη συνένωση τους (Εικόνα 2.3-δεξιά).



**Εικόνα 2.3:** Συστηματική μετατόπιση μεταξύ δύο αρχικών (μπλε και πορτοκαλί) επικαλυπτόμενων λωρίδων σάρωσης (αριστερά) και η απαλοιφή της μετά την αυτόματη επεξεργασία τους (δεξιά). Τα κόκκινα σημεία υποδεικνύουν τις θέσεις σημείων ελέγχου. Πηγή: [29]

Οι τεχνικές συνένωσης νεφών σημείων που έχουν αναπτυχθεί κατά καιρούς περιλαμβάνουν τη χρήση ομόλογων σημείων για εφαρμογή μετασχηματισμών (3D ομοιότητας ή 3D αφινικό) [35], τον αλγόριθμο επαναληπτικής προσέγγισης σημείου (Iterative Closest Point-ICP) [29][36], τη χρήση των τιμών υψομέτρου και έντασης [26] και τη χρήση γραμμικών ή επίπεδων στοιχείων του νέφους σημείων από LIDAR [37-38].

### **2.2.3 Χαρακτηριστικά και αξιοποίηση των νεφών σημείων από LIDAR**

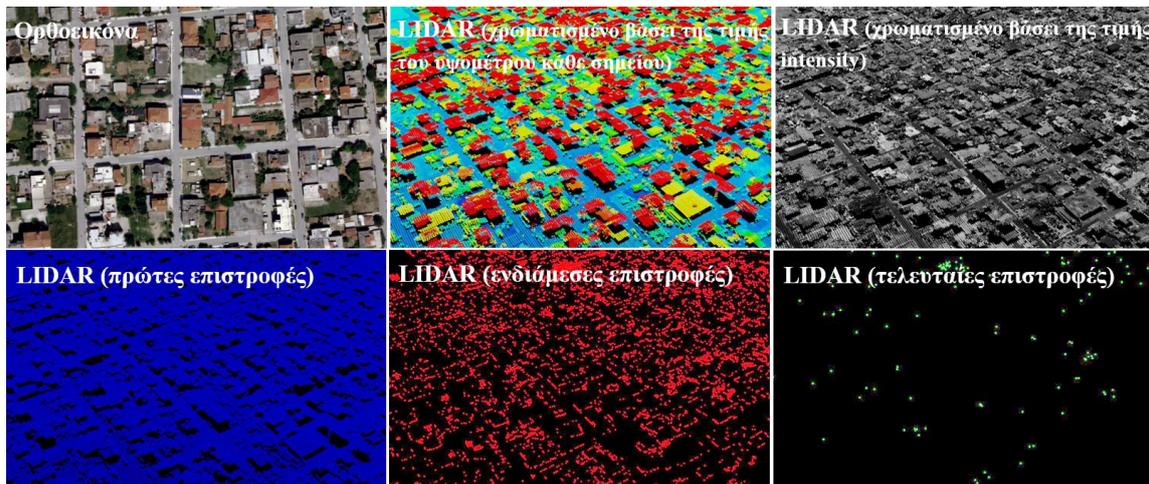
Τα πιο σημαντικά πλεονεκτήματα των νεφών σημείων από LIDAR είναι: 1) η δυνατότητα λήψης δεδομένων τη νύχτα, 2) η πιστή 3D ανακατασκευή της περιοχής μελέτης 3) η ταχεία συλλογή γεωαναφερμένων πυκνών σημείων μεγάλων περιοχών μελέτης 4) η υψηλή ακρίβεια θέσης του εκάστοτε σημείου κατά X, Y, Z (με την οριζοντιογραφική ακρίβεια να είναι μικρότερη από την υψομετρική) αλλά και η ομοιογενής συμπεριφορά τους, και 5) η καταγραφή πρόσθετης πληροφορίας. Στα [12] [39] γίνεται αναφορά σε νέφη σημείων από LIDAR που διατίθενται ελεύθερα. Ωστόσο, η συλλογή των νεφών σημείων από LIDAR εξακολουθεί να έχει υψηλό κόστος για μικρές περιοχές μελέτης ενώ παράλληλα το πρόβλημα της εξειδικευμένης προεπεξεργασίας τους (ατμοσφαιρικές διορθώσεις, συνένωση μεταξύ των λωρίδων σάρωσης κ.ά.) φαίνεται πως υφίσταται μέχρι σήμερα. Στην περίπτωση τοπικής υπο-δειγματοληψίας κατά τη σάρωση, δηλαδή της συλλογής αραιούς πυκνότητας σημείων, τα αντικείμενα μικρής επιφάνειας όπως μικρά κτίσματα ή μικρές προσθήκες κτισμάτων σε αστικές περιοχές καταγράφονται μερικώς. Επιπροσθέτως, προβλήματα απώλειας καταγραφής σημείων παρουσιάζονται σε αντικείμενα στις οροφές των κτισμάτων που ανακλούν πλήρως τον προσπίπτοντα παλμό (γυάλινες ή μεταλλικές οροφές κ.ά.).

Η πυκνότητα και η ακρίβεια θέσης των σημείων εξαρτάται τόσο από το σύστημα laser όσο και από την απόσταση του συστήματος από το αντικείμενο. Η πυκνότητα των σημείων θα πρέπει να ορίζεται πριν από τη σάρωση της περιοχής λαμβάνοντας υπόψη τη εφαρμογή για την οποία θα αξιοποιηθούν τα δεδομένα. Για παράδειγμα, για συνήθεις εργασίες 3D ανακατασκευής αστικών περιοχών, η απαιτούμενη πυκνότητα των σημείων είναι 5 σημεία/m<sup>2</sup> για περιοχές που δεν υπάρχουν επικαλυπτόμενες λωρίδες σάρωσης. Ανάλογα με τη γωνία πρόσπτωσης της ακτίνας laser, το ύψος του αντικειμένου, τα αντικείμενα στον περιβάλλοντα χώρο, το ύψος πτήσης της πλατφόρμας κ.ά., υπάρχει περίπτωση να γίνει λήψη δεδομένων 2.5D διαστάσεων γεγονός που δεν επιτρέπει την πλήρη υψομετρική καταγραφή της περιοχής. Αυτό σημαίνει πως τα αντικείμενα της περιοχής μελέτης, όπως για παράδειγμα τα κτίσματα, θα περιγράφονται μόνο από τις οροφές και όχι και από τις προσόψεις τους. Ωστόσο, λόγω της γεωμετρίας της λήψης του συστήματος LIDAR κάποιες προσόψεις μπορεί να καταγραφούν μερικώς.

Η πρόσθετη πληροφορία που αποθηκεύεται για κάθε σημείο σχετίζεται με τον χρόνο καταγραφής του, την τιμή της έντασης (intensity) ή αλλιώς την ποσότητα της οπισθοσκεδαζόμενης

ακτινοβολίας του παλμού και τις πολλαπλές επιστροφές ανά εκπεμπόμενο παλμό (multiple returns). Η τιμή της οπισθοσκεδαζόμενης ακτινοβολίας εξαρτάται από το μήκος κύματος της χρησιμοποιούμενης ακτινοβολίας, το είδος του υλικού στο οποίο προσπίπτει ο παλμός, όπως και από παραμέτρους που σχετίζονται με το εξωτερικό περιβάλλον (θερμοκρασία, ηλιοφάνεια, κατάσταση της ατμόσφαιρας κ.ά.). Είναι προφανές πως η ανακλαστικότητα που παρουσιάζουν τα αντικείμενα σε μια περιοχή, μεταβάλλεται μεταξύ των σαρώσεων. Τα σύγχρονα συστήματα έχουν τη δυνατότητα να καταγράφουν μια τιμή έντασης για κάθε επιστρεφόμενο παλμό, η οποία σχετίζεται με την ανακλαστικότητα του αντικειμένου, το οποίο προκάλεσε την οπισθοσκέδαση του παλμού. Τα αντικείμενα που παρουσιάζουν μικρή ανακλαστικότητα είναι οι ασφαλτοστρωμένοι δρόμοι, το νερό κ.ά., ενώ τα αντικείμενα που παρουσιάζουν μεγάλη ανακλαστικότητα είναι οι επιφάνειες ηλιακών συλλεκτών, οι μεταλλικές οροφές, το χιόνι κ.ά. Οι τιμές intensity μπορούν να οπτικοποιηθούν βάσει μίας ασπρόμαυρης (grayscale) χρωματικής παλέτας 8-bit (0-255) επί του νέφους σημείων. Δεδομένης της υψηλής πυκνότητας των σημείων και της οριζοντιογραφικής τους ακρίβειας, μπορεί να εξαχθεί μία γεωαναφερμένη αληθής ορθοεικόνα σε ψηφιδωτή μορφή (rasterization).

Λόγω της πολυπλοκότητας του φυσικού κόσμου, τμήματα ενός παλμού από το σύστημα προς το έδαφος μπορούν να οπισθοσκεδαστούν από διάφορα υπέργεια χαρακτηριστικά (δέντρα, κατασκευές κ.ά.). Το υπόλοιπο του παλμού, εφόσον είναι ενεργειακά επαρκές, δύναται να οπισθοσκεδαστεί από άλλα τμήματα των χαρακτηριστικών αυτών τα οποία βρίσκονται σε χαμηλότερο υψόμετρο επί του μονοπατιού που ακολουθεί η ακτίνα [23]. Τα συστήματα LIDAR έχουν τη δυνατότητα να καταγράφουν πολλαπλές επιστροφές (3 έως 5) ανά εκπεμπόμενο παλμό, οι οποίες αντιστοιχούν σε αντικείμενα διαφορετικού υψομέτρου. Η φυσική σημασία των πολλαπλών επιστροφών είναι ότι, συνήθως, οι πρώτες και οι τελευταίες αντιστοιχούν στα κτίσματα, σε κάποιες ψηλές κορυφές δέντρων και στην επιφάνεια του εδάφους, ενώ οι ενδιάμεσες αντιστοιχούν στη βλάστηση. Ο συνδυασμός αυτής της πληροφορίας μαζί με την ικανότητα του συστήματος laser να διεισδύει στα φυλλώματα των δέντρων προσφέρει σημαντικά οφέλη σε αρκετές εφαρμογές ανίχνευσης βλάστησης και στον προσδιορισμό του είδους της [40]. Θα πρέπει να σημειωθεί πως η παραπάνω αντιστοίχιση δεν επαληθεύεται πάντα στη πράξη (π.χ. οι πρώτες επιστροφές να υποδεικνύουν σημεία εδάφους) και για αυτόν τον λόγο απαιτείται πρόσθετη επεξεργασία για την εξαγωγή των επιθυμητών αποτελεσμάτων. Οι πολλαπλές επιστροφές αξιοποιούνται συχνά για τη δημιουργία του ψηφιακού μοντέλου επιφανείας (Digital Surface Model-DSM) και του ψηφιακού μοντέλου εδάφους (Digital Terrain Model-DTM) της περιοχής μελέτης αλλά και σε θέματα ταξινόμησης [24]. Στην Εικόνα 2.4 απεικονίζεται το νέφος σημείων από LIDAR μιας αστικής περιοχής [41] χρωματισμένο βάσει της τιμής του υψομέτρου του κάθε σημείου, της τιμής intensity και του αριθμού επιστροφών.



**Εικόνα 2.4:** 3Δ ανακατασκευή αστικής περιοχής από νέφος σημείων από LIDAR. Πηγή: [41]

Τα παραπάνω χαρακτηριστικά καθιστούν τα δεδομένα LIDAR κατάλληλα για πληθώρα εφαρμογών στην αρχαιολογία [42-44], στη γεωμορφολογία [45-47], στην ανίχνευση βλάστησης [40, 48-49], στη δημιουργία DTMs [50-51], στον εντοπισμό μεταβολών [52-53], στην παρακολούθηση κρίσιμων υποδομών [54], στην 3Δ απόδοση διανυσματικών δεδομένων από εικόνα intensity (Lidargrammetry) [55], στην 3Δ μοντελοποίηση πόλεων [56-57] κ.ά. Τέλος, δεν θα μπορούσε κανείς να παραλείψει και την αναδυόμενη τεχνολογία των νεφών σημείων από LIDAR που ενσωματώνουν πολυφασματική πληροφορία για εφαρμογές χρήσεων γης (land cover) [58-60].

### 2.3 Νέφη σημείων από DIM

Για μία σημαντική περίοδο η απόκτηση ενός DSM υψηλής ποιότητας μίας περιοχής ή ενός αντικειμένου ενδιαφέροντος βασιζόταν κυρίως στη χρήση συστημάτων laser (LIDAR) ή επίγειων σαρωτών ή στη χρήση ψηφιακών φωτογραμμετρικών σταθμών μέσω στερεοσκοπικής απόδοσης. Το υψηλό κόστος των συστημάτων LIDAR και οι χρονοβόρες διαδικασίες στους ψηφιακούς φωτογραμμετρικούς σταθμούς, που απαιτούσαν την απόδοση από χειριστή μεγάλου πλήθους γραμμών αλλαγής κλίσης (breaklines), ώθησε την επιστημονική κοινότητα στη διερεύνηση και υιοθέτηση εναλλακτικών μεθόδων και αλγορίθμων, που οδηγούν σε αυτοματοποιημένες λύσεις, όπως η εξαγωγή της πληροφορίας του βάθους αποκλειστικά από διαδικασίες πυκνής συνταύτισης εικόνων (Dense Image Matching-DIM). Όπως αποδείχθηκε στην πράξη από πολλές εφαρμογές, συγκρίσεις και αξιολογήσεις [61-65], η διαδικασία DIM ξεπέρασε τις προσδοκίες από τη χρήση άλλων μεθοδολογιών εύρεσης σημείων ενδιαφέροντος ή πρόσφορων σημείων (Feature based) [66-68], όπως των αλγορίθμων SURF [69] και Harris-Stephens [70]. Έτσι, αποτελεί μία διαδικασία πυκνής συλλογής DSM μίας περιοχής ή αντικειμένου με συνεχώς βελτιούμενες προοπτικές για επίτευξη μεγαλύτερων ακριβειών. Το τελικό προϊόν μετά την εφαρμογή της DIM είναι ένα 3Δ νέφος σημείων χρωματισμένο από τις εικόνες από τις οποίες εξήχθη. Στην Εικόνα

2.5 απεικονίζεται νέφος σημείων από DIM αστικής περιοχής που εξήχθη από CIR επικαλυπτόμενες εναέριες εικόνες υψηλής ανάλυσης.

Για την πλήρη 3Δ ανακατασκευή μιας περιοχής ή ενός αντικειμένου ενδιαφέροντος, απαιτούνται περισσότερες από δύο επικαλυπτόμενες εικόνες (Multi View Stereo-MVS) [71-74]. Στις εναέριες περιπτώσεις αυτή η πληροφορία υπάρχει η δυνατότητα να ληφθεί και από άλλες πηγές όπως παράδειγμα από πλάγιες εικόνες [75-78]. Ωστόσο για την ορθή χρήση των πλάγιων εικόνων πρέπει να γίνεται εφαρμογή δεσμεύσεων, όπως χρήση εικόνων όμοιας κατεύθυνσης (look direction), μεγάλων επικαλύψεων (π.χ. 80%) και γράφων απεικόνισης (graphs) των συνδεδεμένων μπλοκ εικόνων [79] [80]. Οι τυπικές αεροφωτογραφήσεις γίνονται με κατακόρυφες επικαλυπτόμενες εικόνες και όχι πλάγιες.



**Εικόνα 2.5:** 3Δ ανακατασκευή αστικής περιοχής από νέφος σημείων από DIM που εξήχθη από CIR επικαλυπτόμενες εναέριες εικόνες υψηλής ανάλυσης. Πηγή: [81]

### 2.3.1 Διαδικασία DIM

Ο κάθε αλγόριθμος DIM καλείται να επιλύσει το πρόβλημα της αυτόματης ψηφιακής συνταύτισης (stereo correspondences problem [82]) μεταξύ δύο ή περισσότερων επικαλυπτόμενων εικόνων. Με τη διαδικασία αυτή βρίσκονται αυτόματα οι ομολογίες (δηλαδή οι προβολές του ίδιου σημείου σε όλες τις εικόνες) για όλες τις εικονοψηφίδες (pixels) της κάθε εικόνας. Η εύρεση των ομολογιών σχετίζεται με τον υπολογισμό της ψηφιακής x-παράλλαξης (disparity) και, εν συνέχεια, με τον υπολογισμό της πληροφορίας του βάθους [83]. Από τον χάρτη της ψηφιακής x-παράλλαξης, και με δεδομένη την επιπολική γεωμετρία των εικόνων και τον εσωτερικό προσανατολισμό τους, μπορεί να γίνει η 3Δ ανακατασκευή της περιοχής μελέτης με τη μορφή 3Δ νέφους σημείων. Ο χάρτης της ψηφιακής x-παράλλαξης προκύπτει από τουλάχιστον δύο επικαλυπτόμενες εικόνες, την εικόνα αναφοράς (master image) και την εικόνα αναζήτησης (slave image).

Για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων της διαδικασίας DIM, κάποιες μεθοδολογίες εκτελούν μια προ-εργασία στις εικόνες, όπως την εφαρμογή φίλτρων Laplacian of Gaussian (LoG), Bilateral filtering, sobel και mean filter [62] [84]. Επίσης, η επιβολή δεσμεύσεων βοηθά στην επίτευξη ακριβέστερων και πιο αξιόπιστων αποτελεσμάτων. Οι δεσμεύσεις που εφαρμόζονται διαφέρουν ανάλογα με τον αλγόριθμο DIM που πρόκειται να χρησιμοποιηθεί. Ενδεικτικά αναφέρονται οι

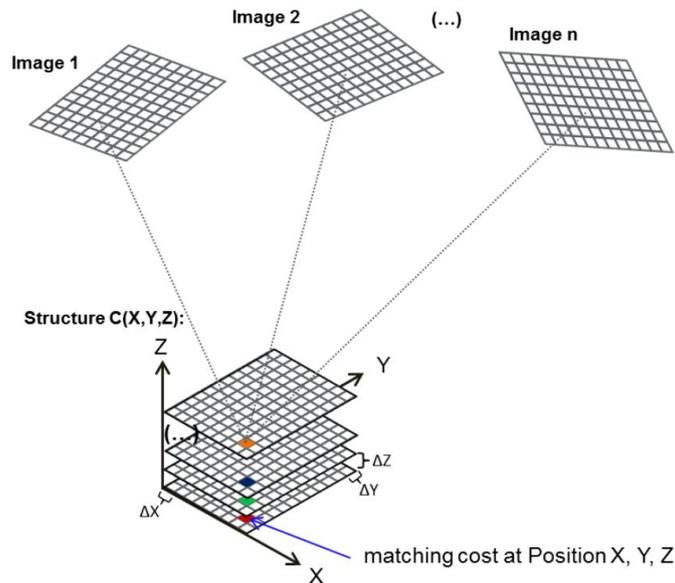
δεσμεύσεις της αμφίδρομης συμβατότητας (left-right consistency constraint), της εξομάλυνσης (smoothness constraint) και της ομοιότητας (similarity constraint) [85] [86]. Ωστόσο, κάποιες από αυτές, όπως για παράδειγμα η δέσμευση της επιπολικής γεωμετρίας, επιβάλλεται σε όλους τους αλγόριθμους συνταύτισης καθώς μειώνει σημαντικά τον χρόνο αναζήτησης ομολογιών [87] [88]. Για την ορθή επιπολική επανασύσταση των εικόνων στο σύστημα της βάσης λήψης απαιτείται ο ακριβής υπολογισμός των στοιχείων του εσωτερικού και εξωτερικού προσανατολισμού των εικόνων.

Στα [61] [89] περιγράφονται τα 4 βασικά στάδια που εκτελούνται σε μια διαδικασία DIM:

1. Υπολογισμός του κόστους συνταύτισης (match cost computation)
2. Χωρική συσσωμάτωση κοστών συνταύτισης (spatial aggregation of match costs)
3. Υπολογισμός της ψηφιακής x-παράλλαξης (disparity computation)
4. Βελτίωση του χάρτη ψηφιακής x-παράλλαξης (disparity map refinement)

Το πρώτο στάδιο περιλαμβάνει τον υπολογισμό του κόστους συνταύτισης (match cost) το οποίο υπολογίζει ένα μέτρο ομοιότητας μεταξύ της κάθε εικονοψηφίδα στην εικόνα αναφοράς με την κάθε πιθανή ομολογή της στην εικόνα ή στις εικόνες αναζήτησης (Εικόνα 2.6). Για τον σκοπό αυτό δημιουργείται μια δομή δεδομένων, η οποία καλείται «εικόνα του χώρου των ψηφιακών παραλλάξεων» (Disparity Space Image-DSI) και αναπαριστά τη συνάρτηση συνταύτισης [90] [91]. Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν αναπτυχθεί αρκετές εύρωστες μέθοδοι κόστους συνταύτισης όπως οι απόλυτες διαφορές (Absolute Differences-AD) και οι τετραγωνικές διαφορές (Squared Differences-SD), η μέθοδος Birchfield & Tomasi (BT), ο συντελεστής συσχέτισης (Normalized Cross Correlation-NCC), η αμοιβαία πληροφορία (Mutual Information-MI) κ.ά. [61-62, 92-96]. Ενδιαφέρον έχουν και οι πιο εξελιγμένες τεχνικές οι οποίες περιλαμβάνουν τη χρήση βαθιάς μηχανικής μάθησης και συνταύτισης (deep matching) [97] με τη χρήση CNNs [98-100].

Στο δεύτερο στάδιο γίνεται η υπόθεση πως οι γειτονικές εικονοψηφίδες μίας περιοχής υποστήριξης (ψηφιακό παράθυρο) στην εικόνα αναφοράς, αναφέρονται στην ίδια ψηφιακή x-παράλλαξη με την κεντρική εικονοψηφίδα. Βάσει αυτής της υπόθεσης τα κόστη συνταύτισης των εικονοψηφίδων που βρίσκονται στην περιοχή υποστήριξης και το κόστος συνταύτισης της κεντρικής εικονοψηφίδας συναθροίζονται υπολογίζοντας, στο τέλος, ένα συσσωματωμένο κόστος συνταύτισης. Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει τον ορισμό ενός πρότυπου παραθύρου αναφοράς με προκαθορισμένες διαστάσεις για το οποίο επιχειρείται η αντιστοίχσή του με ένα παράθυρο σύγκρισης σε μία περιοχή αναζήτησης στις εικόνες αναζήτησης. Οι συνήθεις παραλλαγές αυτής της τεχνικής είναι η χρήση τετραγωνικών ή ορθογωνικών περιοχών υποστήριξης αλλά και προσαρμοστικών (adaptive) με πρόσθετη χρήση βαρών (weights) [101-103].



**Εικόνα 2.6:** Ο υπολογισμός του κόστους συνταύτισης στον χώρο μέσω πολυεικονικής προσέγγισης. Πηγές: [91] [104]

Στο τρίτο στάδιο γίνεται ο υπολογισμός του χάρτη ψηφιακής x-παράλλαξης. Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της ψηφιακής x-παράλλαξης διαχωρίζονται στις «τοπικές» (local), στις «σύνολες» (global) και στις «υπο-σύνολες» (semi-global). Οι τοπικές μέθοδοι δίνουν περισσότερη έμφαση στη διαδικασία υπολογισμού του συσσωματωμένου κόστους συνταύτισης. Για να είναι αξιόπιστος ο υπολογισμός του συσσωματωμένου κόστους συνταύτισης, πρέπει οι διαστάσεις του ψηφιακού παραθύρου να είναι τόσο μεγάλες, ώστε να περιέχεται όλη η απαραίτητη πληροφορία (ραδιομετρικές τιμές) και να μειώνεται παράλληλα η πιθανότητα εσφαλμένων συνταυτίσεων. Συγχρόνως, οι διαστάσεις του πρέπει να είναι τόσο μικρές, ώστε να ελαχιστοποιείται η μεταβολή της ψηφιακής x-παράλλαξης μέσα στο ψηφιακό παράθυρο. Η πρώτη περίπτωση αφορά κυρίως στις περιοχές με ελλιπή υφή ενώ η δεύτερη αφορά περισσότερο κεκλιμένες επιφάνειες ή ασυνέχειες βάθους κοντά στα όρια των αντικειμένων. Η πιο διαδεδομένη τεχνική στις τοπικές μεθόδους είναι ή Winner Takes All (WTA) όπου η τιμή της ψηφιακής x-παράλλαξης που τελικά επιλέγεται σχετίζεται με το ελάχιστο συσσωματωμένο κόστος συνταύτισης [61] [105]. Παρά το γεγονός πως το αποτέλεσμα εξαρτάται σημαντικά από τις προκαθορισμένες διαστάσεις της περιοχής υποστήριξης [62], η τεχνική αυτή είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική στις τοπικές μεθόδους για εφαρμογές πραγματικού χρόνου [68] [106]. Οι σύνολες μέθοδοι δεν δίνουν έμφαση στη διαδικασία της συσσωμάτωσης του κόστους συνταύτισης αλλά πραγματοποιούν κάποιου είδους βελτιστοποίηση της ψηφιακής x-παράλλαξης σε μια συνάρτηση ενέργειας (energy function) οριζόμενη για όλες τις εικονοψηφίδες της εικόνας αναφοράς. Για την επίτευξη αυτού του στόχου, εκτός από τον υπολογισμό του κόστους συνταύτισης χρησιμοποιούνται παράλληλα και δεσμεύσεις εξομάλυνσης (smoothness constraint). Για την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης ενέργειας έχουν προταθεί πολλές μέθοδοι όπως οι

Markov Random Fields, dynamic programming, graph-cuts, belief propagation, simulated annealing κ.ά. [68, 107-110]. Παρά το γεγονός πως οι παραπάνω μέθοδοι είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικές, μειονεκτούν ως προς τον χρόνο εφαρμογής τους, λόγω του υψηλού υπολογιστικού κόστους ιδιαίτερα σε εικόνες υψηλής ανάλυσης, αλλά και ως προς τις υψηλές απαιτήσεις στη μνήμη του σταθμού εργασίας. Η πλέον δημοφιλής υπο-σύνολη μέθοδος, η Semi-Global Matching-SGM [94, 111-113] κατάφερε να γεφυρώσει τις τοπικές και σύνολες μεθόδους και να πετύχει μία καλή ισορροπία μεταξύ ακρίβειας και υπολογιστικού κόστους. Οι παραλλαγές της [114] αλλά και οι εφαρμογές της ποικίλλουν από την εξαγωγή DSM από αεροφωτογραφίες και δορυφορικές εικόνες έως τη ρομποτική και τα συστήματα υποβοήθησης [115].

Στο τέταρτο στάδιο ο χάρτης ψηφιακής x-παράλλαξης επιδέχεται διορθώσεις για την απαλοιφή χονδροειδών αναντιστοιχιών αλλά και για την πλήρωση κενών (απώλεια πληροφορίας) που έχουν προκύψει από αποκρύψεις (occlusions) κ.ά. Οι συνήθεις τεχνικές που χρησιμοποιούνται είναι [90-91, 116]: 1) η υποψηφιακή παρεμβολή (subpixel interpolation), 2) η εφαρμογή φίλτρων διαμέσου (median filter) ή μέσης τιμής (mean filter) ή Gauss (Gauss filter), 3) ο έλεγχος αμφίδρομης συμβατότητας (left-right consistency constraint), 4) ο έλεγχος εμπιστοσύνης (confidence check), 5) η αφαίρεση απομονωμένων εστιών παράλλαξης (invalidation of small disparity segments), και 6) η πλήρωση κενών (hole filling).

Σε πειραματικές εφαρμογές αλγορίθμων DIM που χρησιμοποιούν ευρέως διατιθέμενα δεδομένα αναφοράς (benchmark datasets) [117], η αξιολόγηση του τελικού χάρτη ψηφιακής x-παράλλαξης δύναται να γίνει με τρεις τρόπους. Ο πρώτος τρόπος είναι με την κατασκευή εικόνας διαφορών ψηφιακής x-παράλλαξης μεταξύ του υπολογισθέντος χάρτη ψηφιακής x-παράλλαξης και του αληθούς (ground truth) αλλά και με τον υπολογισμό του αντίστοιχου δείκτη μέσου τετραγωνικού σφάλματος (root mean squared-rms). Ο δεύτερος τρόπος είναι με τη χρήση του δείκτη του ποσοστού των εσφαλμένων συνταυτισθεισών εικονοψηφίδων (percentage of bad matching pixels). Ο τρίτος τρόπος είναι με υπολογισμό των σφαλμάτων εστιασμένα σε κρίσιμες περιοχές της εικόνας, όπως τις περιοχές αποκρύψεων, τις περιοχές με χαμηλή υφή και τις περιοχές των ασυνεχειών βάθους.

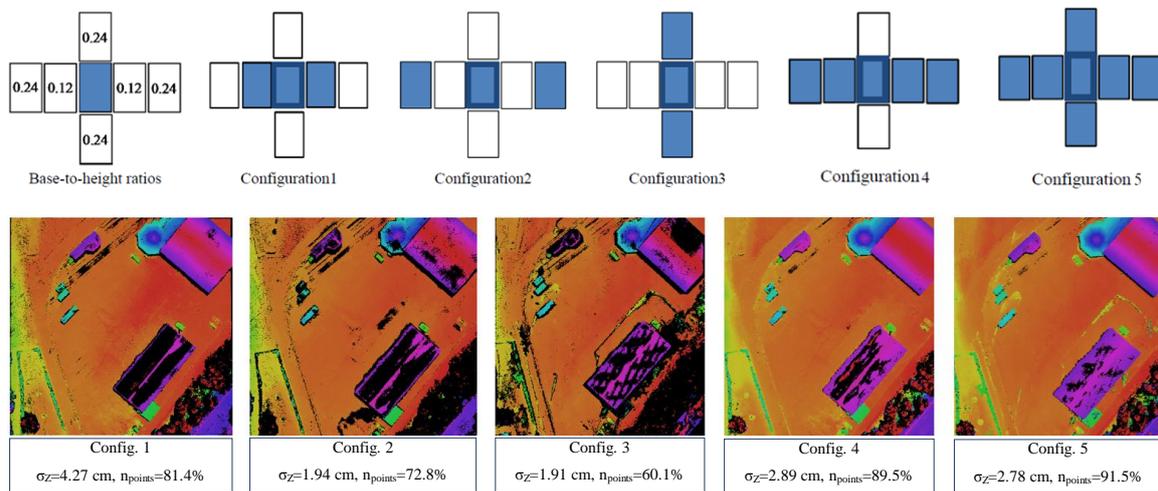
### **2.3.2 Χαρακτηριστικά και αξιοποίηση νεφών σημείων από DIM**

Τα τυπικά προβλήματα που εντοπίζονται κατά την αυτόματη εύρεση ομολογιών έχουν να κάνουν με τη γεωμετρία της λήψης των εικόνων αλλά και με άλλους παράγοντες όπως οι ραδιομετρικές παραμορφώσεις, η σύνθετη γεωμετρία της περιοχής μελέτης κ.ά. Η γεωμετρία της λήψης των εικόνων είναι ζήτημα βαρύνουσας σημασίας, καθώς εμπλέκει αρκετούς παράγοντες οι οποίοι μπορεί να επηρεάσουν σε μεγάλο βαθμό το τελικό αποτέλεσμα. Ως γνωστόν, το πεδίο της Φωτογραμμετρίας δίνει ιδιαίτερη έμφαση στον προγραμματισμό της λήψης των εικόνων για την ελαχιστοποίηση των διαφόρων προβλημάτων, όπως για παράδειγμα αυτό της εκτροπής λόγω

αναγλύφου και κατ' επέκταση των αποκρύψεων. Όπου το ανάγλυφο του αντικειμένου μεταβάλλεται απότομα, παρουσιάζονται μεγαλύτερες προοπτικές παραμορφώσεις (που συνεπάγονται αλλαγή σχήματος των αντικειμένων μεταξύ των εικόνων) και αποκρύψεις. Το πρόβλημα των αποκρύψεων παίζει σημαντικό ρόλο σε διαδικασία DIM, καθώς σχετίζεται άμεσα με την απουσία πληροφορίας στις εικόνες και άρα με τη μη δυνατή εύρεση ομολογιών σε εκείνες τις περιοχές. Για την ελαχιστοποίησή τους απαιτείται ο βέλτιστος συνδυασμός μεταξύ του φακού της μηχανής, της κλίμακας των εικόνων, της απόστασης από το αντικείμενο, της απόστασης μεταξύ των λωρίδων λήψης, της βάσης λήψης των εικόνων και του λόγου της βάσης λήψης προς την απόσταση από το αντικείμενο.

Στις αστικές περιοχές το πρόβλημα των αποκρύψεων είναι ιδιαίτερα έντονο, γι' αυτό συνήθως προτείνεται η αύξηση της κατά πλάτος επικάλυψης από 20% σε 60% μεταξύ των εικόνων παρά το πρόσθετο κόστος που απαιτεί μία τέτοια φωτογράφιση. Με αυτό τον τρόπο εξασφαλίζεται η ορατότητα των αντικειμένων σε τουλάχιστον δύο γραμμές πτήσης, αποφεύγοντας την ύπαρξη περιοχών χωρίς πληροφορία. Όσον αφορά την κατά μήκος επικάλυψη, στο [63] προτείνεται η αύξησή της από 60%, που είναι στις συνήθεις φωτογραμμετρικές εφαρμογές σε 80% για την επίτευξη του ίδιου στόχου, δηλαδή την πυκνή συλλογή πληροφορίας. Με επικαλύψεις αυτής της τάξης αλλά και με τη χρήση πολλών εικόνων, ελαχιστοποιούνται οι όποιες αναντιστοιχίες (mismatches) κατά τη συνταύτιση των εικόνων και βελτιώνεται η ποιότητα του νέφους σημείων. Όλη η παραπάνω προσέγγιση εξασφαλίζει την ορατότητα των σημείων ακόμα και σε περισσότερες από δύο εικόνες δημιουργώντας έτσι πλεονάζουσες πληροφορίες. Επίσης, σημαντική επιρροή κατά την εφαρμογή της DIM ασκούν οι διαφορές της κλίμακας και των στροφών μεταξύ των εικόνων (ειδικά στις περιπτώσεις της επίγειας Φωτογραμμετρίας). Ο εντοπισμός των αποκρύψεων γίνεται με διάφορες μεθόδους όπως με τη χρήση δεσμεύσεων (π.χ. τη δέσμευση αμφίδρομης συμβατότητας) ή με τον εντοπισμό κενών στον χάρτη ψηφιακής x-παράλλαξης κ.ά. Η αντιμετώπιση του προβλήματος των αποκρύψεων γίνεται είτε με πρόσθετη φωτογράφιση για σημαντικές αποκρύψεις (λήψη πρόσθετων πλάγιων ή κατακόρυφων εικόνων) είτε μετά την εφαρμογή της DIM στο στάδιο της διαδικασίας βελτιστοποίησης για περιπτώσεις μικρότερων αποκρύψεων.

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, η ποιότητα ενός ψηφιακού μοντέλου επιφάνειας, που παράγεται μέσω διαδικασίας DIM, εξαρτάται σημαντικά από τη γεωμετρία της λήψης των εικόνων. Αυτό σημαίνει πως κάθε συνδυασμός εικόνων μπορεί να δώσει διαφορετικής ποιότητας αποτελέσματα. Στο [63] έγινε εφαρμογή διαφορετικών γεωμετρικών συνδυασμών (configurations) πολλών εναέριων εικόνων που είχαν πολλαπλές επικαλύψεις και απεικόνιζαν αστικές περιοχές. Όπως αποδείχθηκε, ο λόγος της βάσης λήψης προς το ύψος πτήσης (base-to-height ratio) επηρεάζει σημαντικά τόσο την υψομετρική ακρίβεια των σημείων ( $\sigma_z$ ) όσο και το ποσοστό των συνταυτισμένων σημείων  $n_{\text{points}}$  (Εικόνα 2.7).



**Εικόνα 2.7:** Επίδραση των διαφορετικών γεωμετρικών συνδυασμών εναέριων εικόνων (configurations) στη υψομετρική ακρίβεια ( $\sigma_z$ ) των σημείων και στο ποσοστό συνταύτισης τους ( $n_{points}$ ). Πηγή: [63]

Πιο συγκεκριμένα, όσο η βάση λήψης αυξανόταν για δεδομένο ύψος πτήσης (δηλαδή όσο μειωνόταν το ποσοστό επικάλυψης) η υψομετρική ακρίβεια των σημείων βελτιωνόταν ενώ παράλληλα το ποσοστό των συνταυτισμένων σημείων μειωνόταν. Η μείωση αυτή του ποσοστού των συνταυτισμένων σημείων σχετίζεται άμεσα με την παρουσία αποκρύψεων, καθώς είναι προφανές πως οι μεγαλύτερες βάσεις λήψης εντείνουν την παρουσία τους. Οι μικρότερες βάσεις λήψης διευκολύνουν τη διαδικασία DIM, μειονεκτούν όμως ως προς τη γεωμετρία, καθώς εμφανίζουν προβλήματα στην αλληλοτομία των ομόλογων ακτίνων. Στην ιδανική περίπτωση οι ομόλογες ακτίνες θα πρέπει σχηματίζουν παραλλακτική γωνία ίση με  $90^\circ$  [118]. Πρέπει να σημειωθεί πως ακόμα και να επιτευχθεί ο ίδιος λόγος μεταξύ της βάσης λήψης και του ύψους πτήσης (configuration 2 και configuration 3) (Εικόνα 2.7) τα αποτελέσματα μπορεί να διαφέρουν. Αυτές οι διαφοροποιήσεις μπορεί να παρατηρηθούν όταν αξιοποιούνται εικόνες από διαφορετικές λωρίδες πτήσης όπου ενδέχεται να εμφανιστούν έντονες ραδιομετρικές διαφορές μεταξύ των εικόνων λόγω της χρονικής διαφοράς με την οποία φωτογραφίζεται η περιοχή μελέτης και της διαφορετικής θέασης των αντικειμένων. Οι συνδυασμοί configuration 4 και 5 (Εικόνα 2.7) αξιοποιούν την πλεονάζουσα πληροφορία από τις πολλαπλές εικόνες συνδυάζοντας διαφορετικούς λόγους βάσης λήψης και ύψους πτήσης. Ειδικότερα, ο συνδυασμός configuration 5 αξιοποιεί τρεις λωρίδες λήψεως παρέχοντας όλη την απαιτούμενη πληροφορία για την πλήρη και υψηλής ακρίβειας καταγραφή του αντικειμένου ενδιαφέροντος αφού πρόκειται για πολυεικονική προσέγγιση (MVS). Θα πρέπει να σημειωθεί πως η χρήση πολυεικονικής προσέγγισης έχει μεγάλο υπολογιστικό κόστος, γεγονός που θα πρέπει να λαμβάνεται υπόψη σε συνδυασμό με τους διαθέσιμους σταθμούς εργασίας.

Άλλα προβλήματα που συναντώνται στη συνταύτιση εικόνων είναι οι ραδιομετρικές παραμορφώσεις, όπως οι ανακλάσεις, οι διαφορετικές συνθήκες φωτισμού, οι σκιές, η χαμηλή ανάλυση και ποιότητα των εικόνων (π.χ. όταν γίνεται χρήση σαρωμένων αεροφωτογραφιών) αλλά

και τα κινούμενα αντικείμενα (π.χ. αυτοκίνητα). Σημαντικά προβλήματα μπορεί να προκαλέσουν τα επαναλαμβανόμενα αντικείμενα, η έλλειψη υψής και η πολυπλοκότητα της περιοχής μελέτης (έντονο ανάγλυφο και ασυνέχειες βάθους). Επίσης, ένα άλλο σημαντικό στοιχείο που πρέπει να λαμβάνεται υπόψη είναι πως κάποια αντικείμενα μπορεί να έχουν διαφορετική ραδιομετρία ακόμα και αν φωτογραφίζονται διαδοχικά την ίδια χρονική στιγμή κατά μήκος μίας λωρίδας λήψης. Αυτό συμβαίνει γιατί οι επιφάνειες που φωτογραφίζονται στον πραγματικό χώρο δεν είναι όλες Λαμπερτιανές (Lambertian surfaces). Όπου, Λαμπερτιανή επιφάνεια είναι η επιφάνεια η οποία ανακλά την προσπίπτουσα ακτινοβολία ισοτροπικά (διάχυτη ανάκλαση) και ακολουθεί το νόμο συνημιτόνου του Lambert. Η διάχυτη ανάκλαση οφείλεται σε μικροσκοπική τραχύτητα μιας επιφάνειας και αποτελεί ένα ιδανικό μοντέλο ανάκλασης. Κάποιες φυσικές επιφάνειες προσεγγίζουν το μοντέλο αυτό (π.χ. το χιόνι, η άμμος, τα υφάσματα, οι τοίχοι σε εσωτερικούς χώρους, κάποια δάπεδα, το δέρμα και το χαρτί).

Βάσει όλων των παραπάνω, υπάρχουν αρκετά ανοιχτά ζητήματα σχετικά με τη διαδικασία DIM που χρήζουν περαιτέρω μελέτη και έρευνα. Ένα βασικό θέμα είναι η αυτόματη παραμετροποίηση των αλγορίθμων έτσι ώστε να εξασφαλίζεται υψηλή απόδοση σε οποιοδήποτε σετ επικαλυπτόμενων εικόνων ή την εκάστοτε περιοχή μελέτης [119]. Επίσης, σε όλους τους αλγορίθμους DIM παρατηρούνται αλλοιώσεις των ακμών των αντικειμένων σε περιοχές ασυνεχειών βάθους (π.χ. κτίσματα σε σύνθετες αστικές περιοχές) ή σε περιοχές με χαμηλή υφή. Παράλληλα, μια γνωστή αστοχία των υπάρχοντων αλγορίθμων είναι το «μετωπικό» φαινόμενο (fronto-parallel effect) που εμφανίζεται στον χάρτη ψηφιακής x-παράλλαξης για επιφάνειες με μεγάλη κλίση. Ένα ακόμη πρόβλημα αποτελεί και ο χρόνος εκτέλεσης των αλγορίθμων, ειδικά όταν γίνεται χρήση πολλαπλών εικόνων υψηλής ανάλυσης (π.χ. εικόνες από UAV). Η αναζήτηση για αλγορίθμους που θα επεξεργάζονται τέτοιου είδους δεδομένα με ακρίβεια και ταχύτητα ακόμα και σε πραγματικό χρόνο, αποτελεί ένα από τρέχοντα ερευνητικά ζητήματα.

Είναι προφανές πως η ποιότητα και η ακρίβεια του εξαχθέντος νέφους σημείων επηρεάζει και τα υπόλοιπα φωτογραμμετρικά προϊόντα (π.χ. ορθοεικόνες ή αληθείς ορθοεικόνες) ή την περαιτέρω αξιοποίησή τους σε άλλες εφαρμογές όπως ταξινόμησης, εντοπισμού μεταβολών κ.ά. Στην πράξη οι διαδικασίες DIM έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία σε πολλές εφαρμογές, όπως γεωμετρική τεκμηρίωση μνημείων [120-124], αποτύπωση και 3D ανακατασκευή κρίσιμων υποδομών [125], αντιμετώπιση καταστάσεων έκτακτης ανάγκης [126-127], 3D ανακατασκευή πόλεων [128-131] κ.ά. Τα τελευταία χρόνια η τεχνική DIM συνδυάζεται με τη μέθοδο υπολογισμού δομής από κίνηση (Structure from Motion-SfM) για την αυτοβαθμονόμηση της χρησιμοποιούμενης μηχανής και τον αυτόματο υπολογισμό των εξωτερικών προσανατολισμών των εικόνων [132-134]. Μάλιστα αυτή η τεχνική συνεισφέρει σημαντικά στην εφαρμογή της διαδικασίας της DIM σε συλλεγμένες εικόνες από διαδικασίες πληθοπορισμού (crowdsourcing) [122]. Ενδιαφέρον παρουσιάζει, επίσης, η σύγκριση εμπορικών και ελεύθερων λογισμικών που εφαρμόζουν

διαδικασία DIM. Τα αποτελέσματα δείχνουν επίτευξη ακρίβειας και αξιοπιστίας ακόμα και σε πολύπλοκες σκηνές [65] [127] [135].

## **2.4 Αυτόματη ανίχνευση, κατάτμηση και εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων**

### **2.4.1 Τυπικά προβλήματα**

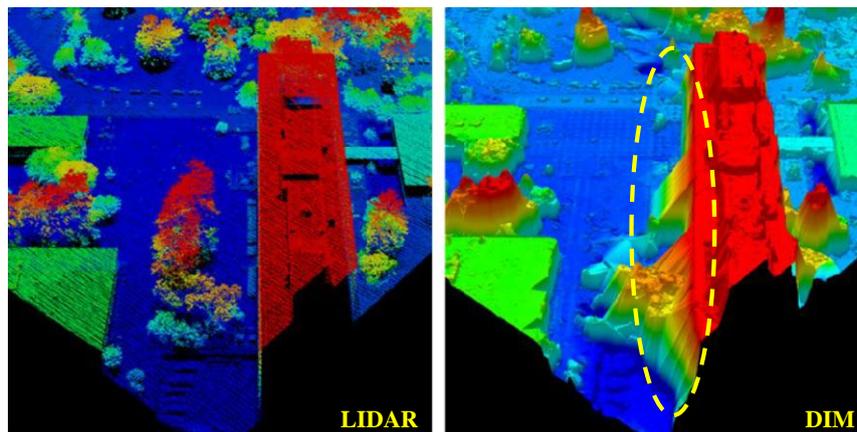
Η αυτόματη ανίχνευση, κατάτμηση και ο εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων από εικόνες και νέφη σημείων αποτελούν επιστημονικά πεδία που βρίσκονται στην αιχμή της τεχνολογίας [2, 9-10]. Τα κτίσματα αποτελούν το κεντρικό αντικείμενο μελέτης της παρούσας έρευνας. Τα αποτελέσματα από αυτόματες διαδικασίες ανίχνευσης, κατάτμησης και εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων έχουν αποδειχθεί χρήσιμα σε πληθώρα εφαρμογών όπως: 1) διαχείριση καταστάσεων έκτακτης ανάγκης και κρίσιμων υποδομών, 2) υπολογισμό πυκνότητας πληθυσμού, 3) πολεοδομικό και αγροτικό σχεδιασμό, 4) εφαρμογές επαυξημένης πραγματικότητας και ηλεκτρονικών παιχνιδιών, 5) 3D οπτικοποίηση μοντέλων πόλεων και διαχείριση έξυπνων πόλεων, 6) διαχρονική παρακολούθηση αστικής και τουριστικής ανάπτυξης, 7) αξίες ακινήτων, 8) ανάλυση και εξαγωγή αστικών δεικτών, 9) εφαρμογές πλοήγησης, 10) τηλεπικοινωνίες, 11) καταγραφή, τεκμηρίωση και παρακολούθηση ιστορικών κτισμάτων/μνημείων, 12) εντοπισμό και παρακολούθηση αυθαίρετων κατασκευών, και 13) ενημέρωση κτηματολογικών διαγραμμάτων, 3D Κτηματολόγιο και δημιουργία ηλεκτρονικού αρχείου κτισμάτων κ.ά. Παρά την εξέλιξη της τεχνολογίας, η αυτόματη ανίχνευση, κατάτμηση και ο εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων παραμένουν μέχρι σήμερα ένα εγχείρημα με ιδιαίτερο ερευνητικό ενδιαφέρον λόγω:

- των προοπτικών και ραδιομετρικών παραμορφώσεων στις εικόνες,
- της ύπαρξης σκιών,
- των πολύπλοκων κτιριακών δομών και του διαφορετικού μεγέθους τους,
- της απαίτησης για ραδιομετρικές και ατμοσφαιρικές διορθώσεις,
- της απαίτησης για εγγραφή ή/και συνδυασμό μεταξύ των χρησιμοποιούμενων δεδομένων,
- των εγγενών προβλημάτων των αρχικών δεδομένων ή των εξαχθέντων προϊόντων. Τέτοιες περιπτώσεις μπορεί να περιλαμβάνουν: 1) ημι-υπόγεια κτίσματα των οποίων τα υπέργεια τμήματα τους είναι περίπου στο υψόμετρο τους εδάφους ή του δρόμου, 2) τμήμα ή δώμα στη στέγη ενός κτίσματος στο οποίο υπάρχει φυτεμένη βλάστηση, 3) τμήματα κτισμάτων που αποκρύπτονται από βλάστηση ή άλλα αντικείμενα, και 4) ελλιπής καταγραφή και 3D ανακατασκευή κτισμάτων με πολύ μικρό μέγεθος από τους διαθέσιμους δέκτες καταγραφής δεδομένων,
- των διαθέσιμων δεδομένων ή/και του υψηλού τους κόστους,
- του μεγάλου όγκου δεδομένων,

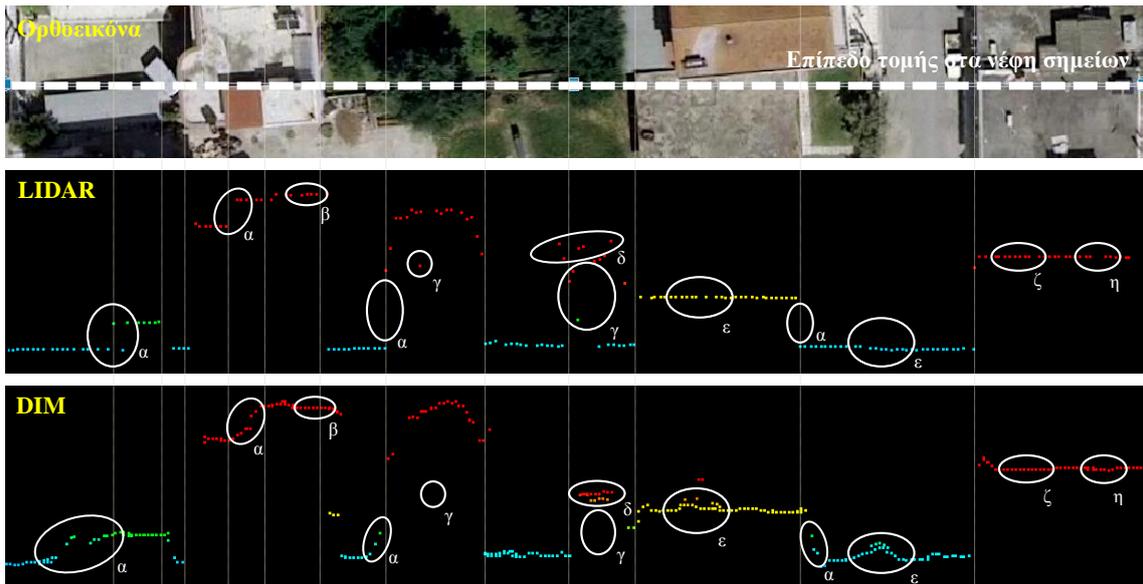
- της απαίτησης για χρήση δεδομένων αναφοράς (reference data),
- της απαίτησης για αυτοματοποιημένες μεθοδολογίες και αλγορίθμους με την ελάχιστη δυνατή παρέμβαση του χρήστη,
- της απαίτησης για δημιουργία αλγορίθμων με: 1) προσαρμοστικότητα σε διάφορους τύπους δεδομένων και ανάλυσης 2) μικρό υπολογιστικό κόστος, και 3) ικανότητα ενσωμάτωσης κανόνων γενικότερης ισχύος,
- της περιορισμένης διαθεσιμότητας ελεύθερων και φιλικών προς τον χρήστη λογισμικών,

#### 2.4.2 Διαφορές μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM

Ένα ερώτημα το οποίο συνήθως τίθεται είναι ποιο από τα δύο είδη δεδομένων, νέφη σημείων από LIDAR ή DIM, θεωρείται καταλληλότερο για την 3D ανακατασκευή αστικών περιοχών όπως και για εφαρμογές ανίχνευσης, κατάτμησης και εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων. Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν γίνει αρκετές συγκρίσεις μεταξύ των νεφών σημείων από LIDAR και DIM σε διάφορες εφαρμογές. Στα [136-138] έγινε σύγκριση μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM για επίγειες εφαρμογές, ενώ στα [139-144] για εναέριες εφαρμογές. Όπως φαίνεται από τις συγκρίσεις και αξιολογήσεις στη διεθνή βιβλιογραφία οι επιτυγχανόμενες ακρίβειες βάσει επισημασμένων σημείων ελέγχου μπορούν να θεωρηθούν εφάμιλλες [137]. Παρόλα αυτά, δεν έχουν διερευνηθεί επαρκώς οι διαφορές τους σε εφαρμογές ανίχνευσης, κατάτμησης και εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων. Έτσι, το θέμα αυτό αναλύεται λεπτομερώς στην παρούσα διατριβή.



**Εικόνα 2.8:** Νέφη σημείων αστικής περιοχής, από LIDAR και DIM, χρωματισμένα βάσει της τιμής του υψομέτρου κάθε σημείου. Στην κίτρινη έλλειψη σημειώνονται περιπτώσεις αλλοιώσεων και εσφαλμένων παρεμβολών στις ακμές των αντικειμένων στο νέφος σημείων από DIM. Πηγή: [140]



**Εικόνα 2.9:** Τομή σε νέφη σημείων από LIDAR και DIM (χρωματισμένα βάσει της τιμής του υψομέτρου κάθε σημείου) σε αστική περιοχή στην οποία σημειώνονται: α) οι τοπικές αλλοιώσεις στις ακμές των αντικειμένων στο νέφος σημείων από DIM που οδηγούν σε εσφαλμένες παρεμβολές, β) η διαφορά στην πυκνότητα σημείων, γ) επιτυχής συλλογή σημείων εσωτερικά της βλάστησης στο νέφος σημείων από LIDAR (τα νέφη σημείων από DIM μπορούν να ανακατασκευάσουν μόνο τα ανώτερα υψομετρικά τμήματα των αντικειμένων), δ) τοπική ατελής 3Δ ανακατασκευή στο νέφος σημείων από DIM, ε) τοπικά φαινόμενα θορύβου (τραχύτητα σημείων) στο νέφος σημείων από DIM, ζ) επιτυχής 3Δ ανακατασκευή και για τις δύο περιπτώσεις νεφών σημείων και η) τοπική υπο-δειγματοληψία στο νέφος σημείων από LIDAR.

Τα νέφη σημείων από LIDAR αποτελούν μία αξιόπιστη λύση ιδιαίτερα για νυχτερινές λήψεις ή λήψεις σε εσωτερικούς και σκιασμένους χώρους ή για αποτυπώσεις ιδιαίτερα σύνθετων περιοχών (βιομηχανικών κ.ά.), αξιοποιώντας παράλληλα και την όποια διατιθέμενη πρόσθετη πληροφορία. Τα βασικά μειονεκτήματά τους είναι: 1) το υψηλό τους κόστος για σάρωσεις μικρών περιοχών μελέτης, 2) η περιορισμένη οπτικοποίησή τους, που μπορεί να γίνει είτε βάσει του υψομέτρου κάθε σημείου είτε βάσει των τιμών έντασης, 3) οι περιπτώσεις τοπικής υπο-δειγματοληψίας κατά τη σάρωση, και 4) οι διαδικασίες εξειδικευμένης προ-επεξεργασίας πριν τη χρήση τους.

Αντιστοίχως, τα νέφη σημείων από DIM αποτελούν μία ευέλικτη, αξιόπιστη και οικονομική λύση για πληθώρα εφαρμογών με δυνατότητα αξιοποίησης πολυφασματικών ή και υπερφασματικών εικόνων. Προσφέρουν τη δυνατότητα έγχρωμης 3Δ ανακατασκευής του αντικειμένου ή της περιοχής ενδιαφέροντος. Παρά την πυκνή πληροφορία που διαθέτουν (υψηλή πυκνότητα σημείων), τα βασικά μειονεκτήματά τους είναι: 1) οι τοπικές αλλοιώσεις στις ακμές των αντικειμένων, που οδηγούν σε εσφαλμένες παρεμβολές κατά τη δημιουργία DSMs σε ψηφιδωτή μορφή ή επιφανειών πλέγματος (mesh) (Εικόνα 2.8), 2) τα τοπικά φαινόμενα θορύβου (τραχύτητα σημείων ή αλλιώς surface roughness), 3) η τοπική ατελής 3Δ ανακατασκευή αντικειμένων ή τμημάτων αυτών, και 4) οι απαιτήσεις τους όσον αφορά στην υπολογιστική μνήμη του σταθμού εργασίας. Τα μειονεκτήματά αυτά οφείλονται συνήθως: 1) στην πιθανή δυσμενή γεωμετρία της λήψης των εικόνων, 2) στην παρουσία αποκρύψεων, και 3) στις πιθανές αναντιστοιχίες κατά την

εφαρμογή της DIM. Στην Εικόνα 2.9 παρουσιάζεται μία χαρακτηριστική περίπτωση διαφορών μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM σε εφαρμογή 3Δ ανακατασκευής αστικής περιοχής (Καλοχώρι, Ελλάδα).

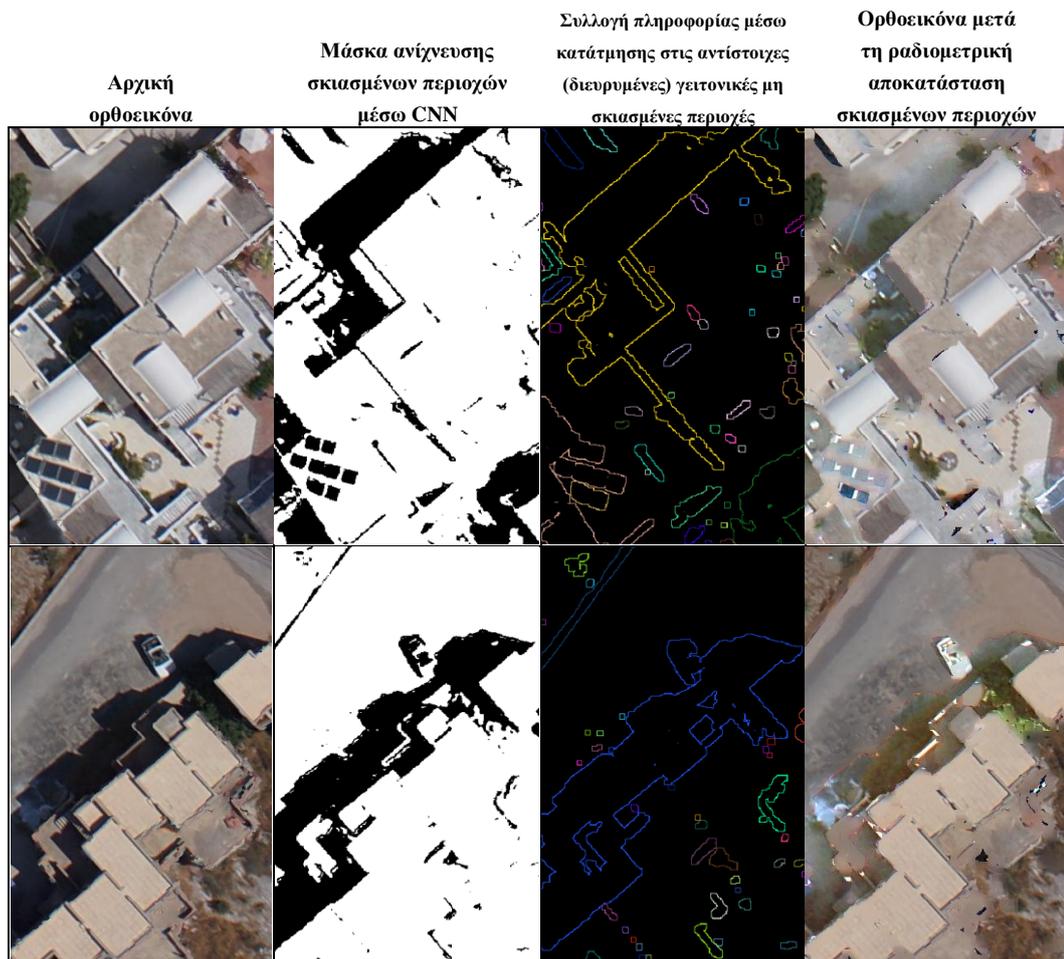
Συμπερασματικά προκύπτει ότι η ίδια η εφαρμογή καθορίζει το πιο από τα δύο είδη δεδομένων (νεφών σημείων) θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς και τις απαιτήσεις της εργασίας, το κόστος, την εμπειρία αλλά και τα τεχνικά χαρακτηριστικά του τελικού προϊόντος [65]. Σε κάποιες εφαρμογές προκρίνεται η συνέργεια μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM αξιοποιώντας τα θετικά στοιχεία του καθενός [145-150].

### 2.4.3 Κατηγοριοποίηση διαδικασιών

#### 2.4.3.1 Κατηγοριοποίηση βάσει χρησιμοποιούμενων δεδομένων

Βάσει των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση, κατάτμηση και τον εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων, διακρίνονται τριών ειδών προσεγγίσεις: με χρήση μόνον της ραδιομετρικής πληροφορίας, με χρήση μόνον της υψομετρικής πληροφορίας και με συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας.

- Χρήση μόνο της ραδιομετρικής πληροφορίας: Οι προσεγγίσεις αυτές αξιοποιούν μόνο εναέριες ή δορυφορικές εικόνες οι οποίες περιέχουν την κατάλληλη ραδιομετρική πληροφορία για την εξαγωγή δεικτών ή την εξαγωγή προϊόντων από άλγεβρα εικόνων κ.ά. [9, 151-160]. Παρά την αξιοποίηση δεδομένων υψηλής ανάλυσης (π.χ. από UAV), οι προσεγγίσεις αυτές παρουσιάζουν προβλήματα όταν δεν διατίθενται εικόνες με πλούσια ραδιομετρική πληροφορία και έτσι τα κτίσματα (ή τμήματα αυτών) έχουν παρόμοιες ραδιομετρικές τιμές με άλλα αντικείμενα όπως δρόμοι ή υπαίθριοι χώροι. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η συλλογή αντιφατικών δειγμάτων εκπαίδευσης για αλγόριθμους επιβλεπόμενης ταξινόμησης. Επίσης, παρουσιάζονται προβλήματα σε σκιασμένες περιοχές. Στο πλαίσιο αυτό, για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων και την ανάκτηση χρήσιμης πληροφορίας, κάποιες μεθοδολογίες εκτελούν προ-επεξεργασία των εικόνων, που περιλαμβάνει την εφαρμογή αυτόματων τεχνικών εντοπισμού σκιασμένων περιοχών (shadow detection) και αποκατάστασης τους (shadow removal) μέσω κατάτμησης και ραδιομετρικής ισοστάθμισης από τις αντίστοιχες γειτονικές μη σκιασμένες περιοχές [161-162]. Στην Εικόνα 2.10 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα ορθοεικόνας στην οποία έχει γίνει αυτόματη ραδιομετρική αποκατάσταση των σκιασμένων περιοχών [163]. Ο εντοπισμός σκιασμένων περιοχών και η αποκατάσταση τους σε τέτοιες περιπτώσεις δεδομένων έχουν εφαρμοστεί σε αρκετές εφαρμογές φωτοερμηνείας, επαυξημένης πραγματικότητας και «σοβαρών παιχνιδιών» (serious games), ανίχνευσης μεταβολών, φωτορεαλιστικών απεικονίσεων μοντέλων πόλεων, υπολογισμό υψομέτρων αντικειμένων κ.ά. [164-166].



Εικόνα 2.10: Παράδειγμα ραδιομετρικής αποκατάστασης σκιασμένων περιοχών μέσω αυτόματων τεχνικών.

Πηγή: [163]

- Χρήση μόνο της υψομετρικής πληροφορίας: Οι προσεγγίσεις αυτές αξιοποιούν μόνον νέφη σημείων από LIDAR ή DIM τα οποία έχουν την υψομετρική πληροφορία (ή την κανονικοποιημένη υψομετρική πληροφορία) [53, 57, 167-178]. Παρά το γεγονός πως πρόκειται για υψηλής ποιότητας δεδομένα που περιγράφουν ικανοποιητικά την οποιαδήποτε περιοχή ενδιαφέροντος, οι προσεγγίσεις αυτές παρουσιάζουν προβλήματα όταν παρατηρούνται παρόμοιες τιμές υψομέτρου μεταξύ των κτισμάτων και της βλάστησης. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η αδυναμία εφαρμογής γεωμετρικών κανόνων (π.χ. κατώφλι υψομέτρου) λόγω της συχνής παρουσίας υψηλής βλάστησης ακόμα και πλησίον των κτισμάτων. Επίσης, λόγω της πολυπλοκότητας των αστικών περιοχών, η εφαρμογή πρόσθετων μορφολογικών κανόνων (π.χ. καθετότητα και λόγος μεταξύ των πλευρών κ.ά.) ή ακόμα και η αξιοποίηση διαθέσιμης πρόσθετης πληροφορίας (πολλαπλές επιστροφές και τιμές έντασης για τα νέφη σημείων από LIDAR) έχουν αποδειχθεί αρκετές φορές ανεπαρκείς. Για τον λόγο αυτό, όταν είναι διαθέσιμη μόνον η υψομετρική πληροφορία, προτείνεται συνήθως ο συνδυασμός διαφόρων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας με αυτά της διαθέσιμης πρόσθετης πληροφορίας [179-181] (κεφάλαιο 4).

- Συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας: Πολλές προσεγγίσεις κάνουν συνδυαστική χρήση ετερογενών δεδομένων όπως συνδυασμό νεφών σημείων από LIDAR με εναέριες ή δορυφορικές εικόνες [146, 182-190]. Παρά την εξαγωγή ιδιαίτερα ικανοποιητικών αποτελεσμάτων, η συνδυαστική χρήση ετερογενών δεδομένων υστερεί λόγω: 1) του πρόσθετου οικονομικού κόστους συλλογής τους, 2) του πρόσθετου υπολογιστικού κόστους επεξεργασίας τους, και 3) των πιθανών συστηματικών σφαλμάτων κατά τον συνδυασμό τους. Για τον λόγο αυτό, οι σύγχρονες τάσεις τείνουν προς την ανάπτυξη μεθοδολογιών που έχουν τη δυνατότητα αξιοποίησης δεδομένων από ένα δέκτη, όπως για παράδειγμα η αξιοποίηση των διαθέσιμων εικόνων και των αντίστοιχων παραγόμενων προϊόντων τους (νέφη σημείων από DIM) [191-194] (κεφάλαια 4 και 5).

#### 2.4.3.2 Κατηγοριοποίηση βάσει χρησιμοποιούμενων τεχνικών

Βάσει των τεχνικών, που χρησιμοποιούνται στο ευρύτερο πεδίο της Φωτογραμμετρίας και της Τηλεπισκόπησης για την ανίχνευση αντικειμένων ενδιαφέροντος ή και του εντοπισμού μεταβολών τους, υπάρχουν δύο ειδών γενικές προσεγγίσεις που εφαρμόζουν:

- Τεχνικές μηχανικής μάθησης (machine learning): Η μηχανική μάθηση είναι υποπεδίο της επιστήμης των υπολογιστών που αναπτύχθηκε από τη μελέτη της αναγνώρισης προτύπων (pattern recognition) και της υπολογιστικής θεωρίας μάθησης στην τεχνητή νοημοσύνη (artificial intelligence-AI). Η μηχανική μάθηση άρχισε να εφαρμόζεται στις αρχές του 1980 και εφαρμόστηκε με επιτυχία σε πολλά πεδία εφαρμογών. Γενικά, η μηχανική μάθηση χωρίζεται σε τέσσερις κατηγορίες: 1) επιβλεπόμενη μηχανική μάθηση (supervised machine learning, 2) μη-επιβλεπόμενη μηχανική μάθηση (unsupervised machine learning), 3) ημι-επιβλεπόμενη μάθηση (semi-supervised learning), και 4) ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning). Στην παράγραφο 2.4.4 γίνεται η περιγραφή αυτών των μεθόδων. Σημειώνεται πως η παρούσα διατριβή ασχολείται με τους αλγόριθμους επιβλεπόμενης μάθησης.
- Τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης (model-based): Οι τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης αξιοποιούν τις ιδιότητες των αντικειμένων ενδιαφέροντος βάσει συγκεκριμένων κανόνων (π.χ. για τα κτίσματα αξιοποιούνται οι γεωμετρικές ή και οι μορφολογικές ιδιότητες κ.ά.). Γενικά, οι τεχνικές αυτές χωρίζονται σε τέσσερις κατηγορίες: 1) συνταύτιση προτύπων (template matching), 2) βασισμένες σε γνώση (knowledge-based), και 3) αντικειμενοστραφούς ανάλυσης (Object-Based Image Analysis (OBIA) [2]. Στην παράγραφο 2.4.5 γίνεται η περιγραφή αυτών των μεθόδων. Σημειώνεται πως η παρούσα διατριβή ασχολείται με τις τεχνικές που βασίζονται σε γνώση.

Οι δύο αυτές προσεγγίσεις έχουν σημαντικές διαφορές μεταξύ τους. Ωστόσο σε απαιτητικές σκηνές, όπως οι σύνθετες αστικές περιοχές, ο διαχωρισμός μεταξύ των αντικειμένων επιτυγχάνεται τροφοδοτώντας τον εκάστοτε αλγόριθμο ταξινόμησης (είτε πρόκειται για μηχανική μάθηση είτε για παραμετρική μοντελοποίηση) με τα κατάλληλα στοιχεία, δηλαδή κανάλια, δείκτες και χαρακτηριστικά. Συνήθως, οι τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης χρησιμοποιούν κανόνες, κριτήρια και παραμέτρους με φυσική σημασία που είναι κατανοητές από τους χρήστες. Για παράδειγμα, για τα κτίσματα αξιοποιούνται οι γεωμετρικές ή και οι μορφολογικές ιδιότητες τους όπως τα normals, η τραχύτητα σημείων κ.ά. Ωστόσο, απαιτούν συχνά την εκ των προτέρων γνώση σχετικά με το εκάστοτε αντικείμενο ενδιαφέροντος και τον χρησιμοποιούμενο τύπο δεδομένων με αποτέλεσμα να εφαρμόζονται κυρίως από εξειδικευμένους χρήστες. Το κρίσιμο κομμάτι κατά την εφαρμογή αυτών των τεχνικών είναι η επιλογή των κατάλληλων κατωφλίων που σχετίζονται με τους κανόνες, τα κριτήρια και τις παραμέτρους του εκάστοτε εφαρμοζόμενου αλγόριθμου. Συχνά παρατηρείται το φαινόμενο να διαφέρουν οι τιμές των κατωφλίων ανά περιοχή μελέτης ή ανά τύπο δεδομένων, γεγονός που περιορίζει την εφαρμογή τους ως γενικευμένα μοντέλα. Στην ευρύτερη διεθνή βιβλιογραφία γίνονται προσπάθειες για τον αυτόματο καθορισμό (tuning) των παραμέτρων βάσει του αντικειμένου ενδιαφέροντος ή του χρησιμοποιούμενου τύπου δεδομένων [1] [195].

Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν τη δυνατότητα να ενσωματώνουν κανόνες γενικότερης ισχύος, μέσα από τη σχεδίαση μοντέλων απόφασης ή αλλιώς «έξυπνων» αλγορίθμων. Αυτοί οι αλγόριθμοι έχουν τη δυνατότητα να εκπαιδεύονται βάσει συλλεγμένων δειγμάτων εκπαίδευσης και να επεξεργάζονται αυτή τη διαθέσιμη πληροφορία έτσι ώστε να αναγνωρίζουν τα αντίστοιχα αντικείμενα ενδιαφέροντος σε οποιοδήποτε άλλη περιοχή μελέτης με παρόμοια δεδομένα εισόδου. Στην περίπτωση αυτή, η διαδικασία δεν απαιτεί εξειδικευμένους χρήστες παρά μόνο τη συλλογή των δειγμάτων εκπαίδευσης. Παρόλα αυτά, η αρχιτεκτονική του μοντέλου απόφασης παίζει καθοριστικό ρόλο και θα πρέπει να επιλέγεται κατόπιν μελέτης από τη σχετική διεθνή βιβλιογραφία.

Τόσο οι τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης όσο και οι τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία στο πρόβλημα της ανίχνευσης κτισμάτων και του εντοπισμού μεταβολών τους [2] [10]. Μέχρι στιγμής, δύσκολα μπορεί κανείς να αποφανθεί για το ποια από τις δύο προσεγγίσεις είναι η καλύτερη. Για τον λόγο αυτό, παρατίθενται κάποιοι παράγοντες που θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά την εφαρμογή τους:

- Ο τύπος των δεδομένων που πρόκειται να χρησιμοποιηθούν και η χωρική τους ανάλυση (αφορά και τις δύο περιπτώσεις τεχνικών).
- Ο χρόνος συλλογής και υπολογισμού των κατάλληλων στοιχείων, δηλαδή καναλιών, δεικτών και χαρακτηριστικών, μέσω των οποίων επιτυγχάνεται ο διαχωρισμός των κτισμάτων από τα άλλα αντικείμενα (αφορά και τις δύο περιπτώσεις τεχνικών).

- Οι δυνατότητες του σταθμού εργασίας που πρόκειται να χρησιμοποιηθεί (αφορά και τις δύο περιπτώσεις τεχνικών).
- Η εξειδίκευση του χρήστη που πρόκειται να ασχοληθεί με την εφαρμογή (αφορά και τις δύο περιπτώσεις τεχνικών).
- Η διαθεσιμότητα του κατάλληλου λογισμικού (αφορά και τις δύο περιπτώσεις τεχνικών).
- Ο χρόνος συλλογής των δειγμάτων εκπαίδευσης (αφορά τις τεχνικές μηχανικής μάθησης).
- Ο χρόνος εύρεσης των κατάλληλων κατωφλίων των παραμέτρων (αφορά τις τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης).
- Ο χρόνος του αυτόματου καθορισμού (tuning) των παραμέτρων ή υπερ-παραμέτρων (αφορά τις τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης και μηχανικής μάθησης αντίστοιχα).

#### **2.4.4 Μηχανική μάθηση**

##### 2.4.4.1 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης

Στα [196-199] έχουν αναπτυχθεί τεχνικές ρηχής (shallow) ή βαθιάς (deep) μη-επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, συχνά αποκαλούμενες και ως clustering, όπως οι αλγόριθμοι Hierarchical clustering, k-Means, Gaussian mixture models, Self-organizing maps και Hidden Markov models, Deep Embedded Clustering κ.ά. Στη μη-επιβλεπόμενη μηχανική μάθηση το σύστημα έχει στόχο να ανακαλύψει συσχετίσεις (association rules) και ομάδες (clusters) από τα δεδομένα, βασιζόμενο μόνο στις ιδιότητές τους ή τις τιμές των εικονομηφίδων τους. Στις τηλεπισκοπικές αναλύσεις το αποτελέσματα αυτής της διαδικασίας είναι μία ταξινομημένη εικόνα, η οποία έχει προκύψει από πλήρως αυτόματες διαδικασίες, δηλαδή χωρίς την παρέμβαση του χρήστη με τη χρήση δειγμάτων εκπαίδευσης. Οι αλγόριθμοι αυτοί βρίσκουν συχνά εφαρμογή όταν η χειροκίνητη συλλογή δειγμάτων εκπαίδευσης είναι ιδιαίτερα δύσκολη και αδυνατεί να είναι αντικειμενική. Με αυτό τον τρόπο εκτελείται πρώτα μία διαδικασία αυτόματης μη-επιβλεπόμενης ταξινόμησης και στη συνέχεια τα αποτελέσματα αξιοποιούνται για να ακολουθήσει μία επιβλεπόμενη ταξινόμηση.

Άλλη τεχνική μάθησης είναι η ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning), όπου ο αλγόριθμος μαθαίνει μια στρατηγική ενεργειών μέσα από άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα σχεδιασμού (planning), όπως για παράδειγμα ο έλεγχος κίνησης ρομπότ και η βελτιστοποίηση εργασιών σε εργοστασιακούς χώρους [200]. Η ημι-επιβλεπόμενη μάθηση (semi-supervised learning) είναι ένας συνδυασμός των αλγορίθμων επιβλεπόμενης και μη-επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, όπου η μάθηση γίνεται με συνδυασμό δειγμάτων εκπαίδευσης και ομάδων δεδομένων χωρίς τέτοια πληροφορία. Το πλεονέκτημά της είναι πως αξιοποιεί τα δυνατά σημεία των δύο άλλων αλγορίθμων. Βρίσκει συχνά εφαρμογή όταν: 1) η χειροκίνητη συλλογή των δειγμάτων εκπαίδευσης είναι ιδιαίτερα χρονοβόρα και δύσκολη, όπως για παράδειγμα σε τηλεπισκοπικές αναλύσεις που χρησιμοποιούν υπερφασματικά δεδομένα

[201-203], και 2) για τη μείωση του προβλήματος της υπο-προσαρμογής (under-fitting). Πολλές φορές τα αποτελέσματα που δίνει είναι καλύτερα τόσο από τους αλγόριθμους επιβλεπόμενης όσο και από τους αλγόριθμους μη- επιβλεπόμενης μάθησης.

Η παρούσα διατριβή ασχολείται με τους αλγόριθμους επιβλεπόμενης μάθησης, με βαθιά ή και όχι, αρχιτεκτονική για την επίλυση του προβλήματος της ανίχνευσης κτισμάτων και του εντοπισμού των μεταβολών τους (κεφάλαια 4 και 5). Στην ευρύτερη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν αντίστοιχοι αλγόριθμοι, οι οποίοι έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία σε τηλεπισκοπικές αναλύσεις για πληθώρα εφαρμογών [204-206] συμπεριλαμβανομένης και της ανίχνευσης κτισμάτων και του εντοπισμού των μεταβολών τους [158, 186-188, 193, 207-211]. Ενδεικτικά αναφέρονται κάποιοι διαδεδομένοι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, με βαθιά ή όχι αρχιτεκτονική, όπως και παραλλαγές αυτών:

1. Ταξινομητής εγγύτερου γείτονα (K-nearest Neighbour-Knn) [212].
2. Δέντρα ταξινόμησης (CARTs ή Classification Trees) και Τυχαία δάση (Random Forests) [213-216].
3. Ταξινομητής διαχωριστική ανάλυσης (Discriminant Analysis) [217].
4. Πιθανολογικός ταξινομητής (Naive bayes) [218].
5. Ταξινομητής ενίσχυσης (Adaboost) [219].
6. Τυχαία πεδία υπό συνθήκη (Conditional Random Fields - CRFs) [220].
7. Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία (Markov Random Fields-MRFs) [221].
8. Μηχανές Διανυσματικής Υποστήριξης (Support Vector Machines-SVMs) [222-223].
9. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks-ANN) [224-227].
10. Κατασκευή συνδυαστικών ταξινομητών (ensemble machine learning) [205, 228-233].
11. Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNNs) [20].

Σε πολλές εργασίες μάλιστα, έχουν γίνει συγκρίσεις και αξιολογήσεις μεταξύ των συμβατών αλγορίθμων επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης για τη διερεύνηση της απόδοσής τους σε διάφορες εφαρμογές [162, 205, 234-238]. Τα δέντρα ταξινόμησης CARTs είναι αποδοτικά σε δεδομένα που περιέχουν θόρυβο ενώ ο πιθανολογικός ταξινομητής Naive bayes μπορεί να διαφοροποιήσει αρκετά ικανοποιητικά τα αντικείμενα που ανήκουν σε διαφορετικές κλάσεις ακόμα και με τη χρήση μικρού ποσοστού δειγμάτων εκπαίδευσης. Ο ταξινομητής εγγύτερου γείτονα Knn αναζητά και ομαδοποιεί τις εικονοψηφίδες που έχουν όμοιες τιμές μεταξύ τους. Παρά τη σταθερή και ικανοποιητική απόδοσή του σε ομοιογενή δεδομένα, ο χρόνος εκτέλεσης του θεωρείται αρκετά υψηλός. Τα Random Forests και οι SVMs ήταν μέχρι και το 2010 οι πιο ευρέως διαδεδομένοι ταξινομητές με ιδιαίτερα ικανοποιητικά αποτελέσματα. Οι SVMs έχουν τη δυνατότητα χρήσης γραμμικών (linear) ή μη-γραμμικών (non-linear) πυρήνων ενώ παράλληλα

μπορούν να εκτελεστούν σε μικρό υπολογιστικό χρόνο. Ωστόσο, παρουσιάζουν υψηλή ευαισθησία σε περιπτώσεις επικάλυψης κλάσεων κατά τη συλλογή δειγμάτων εκπαίδευσης.

#### 2.4.4.2 Βαθιά νευρωνικά δίκτυα

Εμπνεόμενοι από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα, κάποιοι ερευνητές κατασκεύασαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ANNs. Τα ANNs αποτέλεσαν μία προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και των βιολογικών νευρώνων από μια μηχανή έχοντας την ικανότητα να εκτελούν υπολογισμούς με μαζικό παράλληλο τρόπο. Έτσι, κατάφεραν να επεξεργάζονται πληροφορίες ανταποκρινόμενα δυναμικά σε εξωτερικά ερεθίσματα (εισόδους) με τη χρήση πολλαπλών τεχνητών νευρώνων. Τα ANNs θεωρήθηκαν από τους πιο εύρωστους και αξιόπιστους γραμμικούς ή μη-γραμμικούς ταξινομητές, έχοντας ως σημαντικό πλεονέκτημα την ανοχή σε δείγματα εκπαίδευσης με θόρυβο (fault-tolerant), δηλαδή δεδομένα που περιστασιακά έχουν εσφαλμένες τιμές (π.χ. λάθη καταχώρησης). Για παράδειγμα, αν μια σύνδεση ενδιάμεσου επιπέδου διαγραφεί ή ένα βάρος αλλοιωθεί, η λειτουργία του δικτύου δε θα επηρεαστεί γιατί το συνολικό μέσο σφάλμα δε θα αλλάξει σημαντικά [200]. Για τον λόγο αυτό είχαν ευρεία χρήση μέχρι και το 2000 σε εφαρμογές Φωτογραμμετρίας και Τηλεπισκόπησης. Ωστόσο, η υψηλή τους υπολογιστική πολυπλοκότητα ώθησε την επιστημονική κοινότητα να στραφεί σε πιο ταχείες διαδικασίες ταξινόμησης, όπως τα Random Forests και οι SVMs.

Από το 2010 μέχρι σήμερα, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ήρθαν ξανά στην επιφάνεια με νέα δομή, αυτή της βαθιάς μηχανικής μάθησης και συνδυάζονται με ισχυρά υπολογιστικά συστήματα για τη διαχείριση της υψηλής υπολογιστικής πολυπλοκότητάς τους. Έτσι, έχουν γίνει πια δημοφιλή σε προβλήματα που περιέχουν μη-προβλέψιμες λειτουργίες, σε θέματα πρόβλεψης (οικονομία, επιχειρήσεις, γεωργία, μετεωρολογία κ.ά.) όπως και σε εφαρμογές ιατρικής, παρατήρησης Γης, πληροφορικής και τηλεπικοινωνιών κ.ά. Στις εφαρμογές επεξεργασίας εικόνων τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα εμφανίζονται συνήθως υπό τη μορφή των CNNs. Οι τεχνικές αυτές βασίζονται σε βιολογικά πρότυπα και επιδιώκουν να προσομοιάσουν τον τρόπο με τον οποίο ο ανθρώπινος εγκέφαλος ιεραρχεί τις πληροφορίες και αναγνωρίζει αντικείμενα [239].

Στην Εικόνα 2.11-αριστερά απεικονίζεται ένα μοντέλο τεχνητού νευρώνα ενός ANN. Κάθε τεχνητός νευρώνας αποτελείται από πολλές εισόδους  $x_i$  και μία μόνο έξοδο  $y$ . Κάθε είσοδος  $x_i$  «ζυγίζεται» με ένα συναπτικό βάρος  $w$  και τα αποτελέσματα αθροίζονται μέσω της συνάρτησης  $f$  αθροίσματος (summation function). Ο τεχνητός νευρώνας δίνει έξοδο μέσω της συνάρτησης ενεργοποίησης (activation function) (ή αλλιώς συνάρτηση μεταφοράς (transfer function)), μόνο όταν το ζυγισμένο άθροισμα των εισόδων είναι μεγαλύτερο μιας ορισμένης τιμής κατωφλίου (threshold). Υπάρχουν διάφορες περιπτώσεις συναρτήσεων ενεργοποίησης, όπως βηματική (step) ή κατωφλίου (threshold), προσήμου (sign), σιγμοειδής (sigmoid ή logistic), υπερβολική εφαπτομενική (tangent) και γραμμική (linear). Η υπερβολική εφαπτομενική συνάρτηση και η

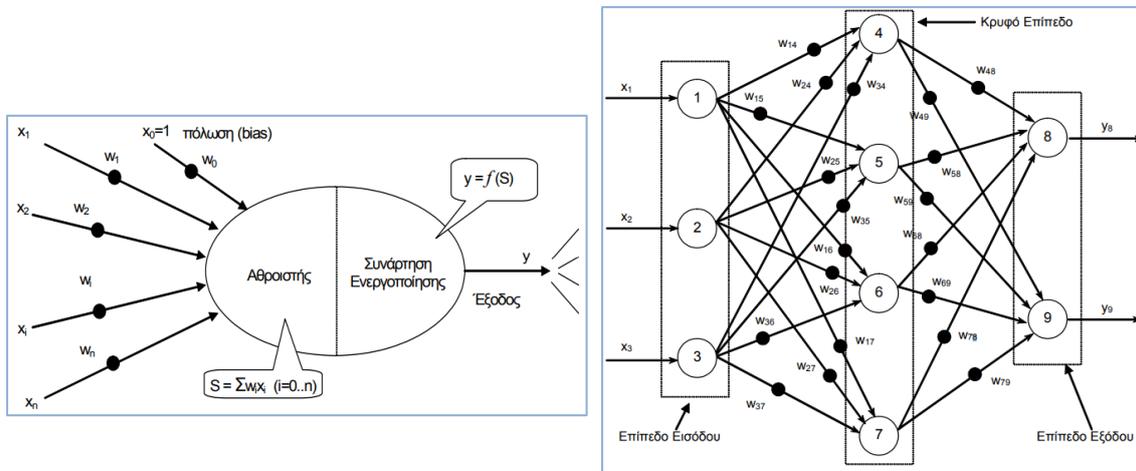
πρόσφατα προτεινόμενη συνάρτηση ενεργοποίησης που λέγεται μονάδα γραμμικής ανόρθωσης (Rectified Linear Unit-ReLU) [240-241] ενδείκνυνται για βαθιά νευρωνικά δίκτυα.

Σε ένα ANN μπορεί να υπάρχουν τεχνητοί νευρώνες διαφορετικού τύπου ανάλογα με την αρχιτεκτονική του, δηλαδή με διαφορετικές συναρτήσεις ενεργοποίησης. Τα ANNs συνήθως οργανώνονται σε επίπεδα (layers), τα οποία καλούνται και στρώματα. Τα επίπεδα αποτελούνται από έναν αριθμό νευρώνων, που είναι έτσι συνδεδεμένοι μεταξύ τους ώστε ο κάθε νευρώνας να συνδέεται με πολλούς άλλους νευρώνες του ίδιου ή άλλου επιπέδου. Στην Εικόνα 2.11-δεξιά απεικονίζεται ένα τυπικό ANN το οποίο απαρτίζεται από τρία διαδοχικά επίπεδα: 1) το επίπεδο εισόδου (input layer), 2) το κρυφό επίπεδο (hidden layer), και 3) το επίπεδο εξόδου (output layer). Το επίπεδο εισόδου περιέχει τα δεδομένα εισόδου ενώ το επίπεδο εξόδου περιέχει το τελικό μοντέλο απόφασης, δηλαδή το τελικό αποτέλεσμα της ταξινόμησης. Το κρυφό επίπεδο μπορεί να συνδέει τα επίπεδα εισόδου και εξόδου μεταξύ τους. Ωστόσο δεν είναι απαραίτητο να υπάρχει. Ο αριθμός των κρυφών επιπέδων που περιέχονται σε ένα ANN ορίζονται από τον σχεδιαστή του και επηρεάζει το βάθος του, δηλαδή τον τρόπο με τον οποίο θα μεταφέρεται η πληροφορία από το επίπεδο εισόδου στο επίπεδο εξόδου. Το μοντέλο αισθητήρα (perceptron) ήταν από τα πρώτα μοντέλα ANN το οποίο δεν περιείχε καθόλου κρυφά επίπεδα, δηλαδή αποτελούνταν μόνο από το επίπεδο εισόδου και το επίπεδο εξόδου. Δεδομένης της απλής του αρχιτεκτονικής και της ικανότητας διαχείρισης μόνο γραμμικών διαχωρίσιμων προβλημάτων, το μοντέλο αυτό εξελίχθηκε με τα χρόνια σε πολύ-επίπεδο αισθητήρα (Multi-Layer Perceptron-MLP). Η κύρια διαφορά των αρχιτεκτονικών MLP με αυτών των απλών αισθητήρων, είναι η ύπαρξη ενός ή περισσοτέρων κρυφών επιπέδων. Αυτά τα επιπλέον επίπεδα όχι μόνο αυξάνουν κατά πολύ τον αριθμό των τεχνητών νευρώνων αλλά δίνουν, επίσης, τη δυνατότητα προσαρμογής συνθετότερων συναρτήσεων. Με αυτόν τον τρόπο το ANN μπορεί να ανταποκριθεί σε απαιτητικότερα προβλήματα. Ο αριθμός των τεχνητών νευρώνων στα κρυφά επίπεδα σχετίζεται με πολύπλοκο τρόπο με:

- τον αριθμό των τεχνητών νευρώνων στα επίπεδα εισόδου και εξόδου,
- τον αριθμό των δειγμάτων εκπαίδευσης και την ύπαρξη ή όχι θορύβου σε αυτά,
- την πολυπλοκότητα της συνάρτησης που πρέπει να εκπαιδευτεί το ANN,
- τις συναρτήσεις ενεργοποίησης που χρησιμοποιούνται,
- τον αλγόριθμο εκπαίδευσης, κ.λπ.

Ένας εμπειρικός κανόνας είναι πως ο αριθμός των τεχνητών νευρώνων στα κρυφά επίπεδα πρέπει να είναι μικρότερος από τον αριθμό διανυσμάτων εκπαίδευσης για την αποφυγή του προβλήματος της υπερ-προσαρμογής (over-fitting) [225]. Ενδεικτικά μπορεί κανείς να εφαρμόσει τη νόρμα:  $\text{αριθμός νευρώνων} = \lfloor \text{πλήθος καναλιών της εικόνας εισόδου} + \text{πλήθος επιθυμητών κλάσεων} \rfloor / 2$ . Οι τεχνητοί νευρώνες των διαφόρων επιπέδων του ANN μπορεί να είναι είτε πλήρως συνδεδεμένοι

(Fully Connected-FC) είτε μερικώς συνδεδεμένοι (Partially Connected-PC). Επιπροσθέτως, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χαρακτηρισθούν ως πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward) ή ανατροφοδότησης (feedback ή recurrent), δηλαδή ανάλογα με τον τρόπο που μεταδίδουν την πληροφορία στους τεχνητούς νευρώνες.

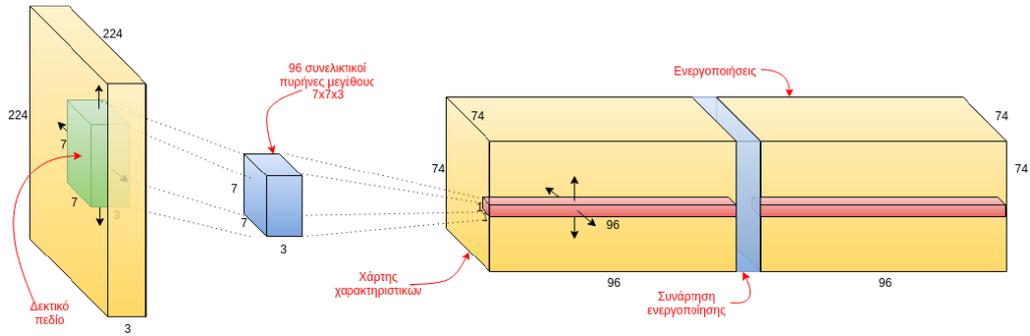


**Εικόνα 2.11:** Μοντέλο τεχνητού νευρώνα (αριστερά), Πλήρως συνδεδεμένο ANN/MLP πρόσθιας τροφοδότησης με ένα κρυφό επίπεδο (δεξιά). Πηγή: [225]

Τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα αποτελούν επεκτάσεις των τυπικών νευρωνικών δικτύων ANN. Στην πράξη, τα τελευταία επίπεδα νευρώνων σε ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο CNN είναι συνήθως ένα δίκτυο MLP. Η διαφοροποίηση, δηλαδή, είναι στα επίπεδα νευρώνων που προηγούνται του MLP. Παρακάτω αναφέρονται δύο βασικά επίπεδα νευρώνων που διέπουν ένα CNN και προηγούνται του MLP:

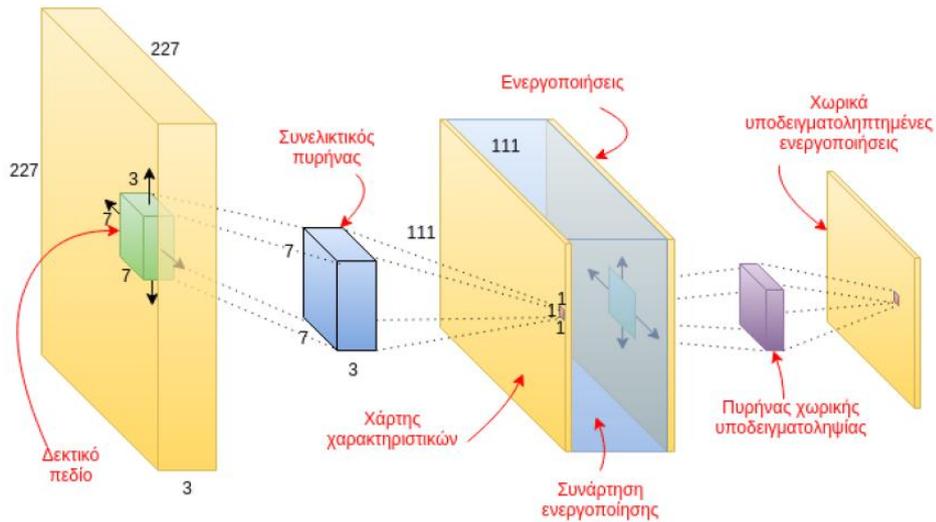
1. Συνελικτικά επίπεδα (Convolutional Layers): Τα συνελικτικά επίπεδα  $C$  τοποθετούνται στην αρχή του βαθιού νευρωνικού δικτύου προκειμένου να επενεργήσουν αφαιρετικά στην πολυπλοκότητα της εισόδου μειώνοντας τον διανυσματικό χώρο της, εκμεταλλευόμενα τη χωρική επαναληπτικότητα συγκεκριμένων μοτίβων που εμφανίζονται στις φυσικές εικόνες. Μια από τις υποσχέσεις των CNNs είναι η αντικατάσταση των προσχεδιασμένων εξαγωγέων χαρακτηριστικών/φίλτρων, όπως τα φίλτρα gabor [242], με αποτελεσματικούς αλγορίθμους μάθησης αυτών των χαρακτηριστικών. Ένα συνελικτικό φίλτρο αντιπροσωπεύεται από μία υπο-περιοχή η οποία καλείται συνελικτικός πυρήνας. Ο συνελικτικός πυρήνας είναι κατά πολύ μικρότερος χωρικά από την είσοδο. Κάθε συνελικτικό επίπεδο αποτελείται από πολλά φίλτρα, τα οποία είναι στοιχισμένα με τέτοιο τρόπο ώστε η απόκριση τους στην έξοδο να ανταποκρίνεται στην ίδια περιοχή της εισόδου (η οποία ονομάζεται και δεκτικό πεδίο). Τα φίλτρα σαρώνουν την είσοδο με τέτοιο τρόπο ώστε τα δεκτικά πεδία να αποτελούνται από αλληλεπικαλυπτόμενες περιοχές της εισόδου, προκειμένου να εξαχθεί μια πιο ομαλή αναπαράσταση της εισαγόμενης εικόνας/δείγματος. Αυτή η μέθοδος ονομάζεται διαμοιρασμός βαρών (weight sharing). Πιο συγκεκριμένα, οι υπό μάθηση παράμετροι

αποτελούνται από ένα πλήθος 3Δ φίλτρων, δημιουργώντας έτσι έναν 4Δ όγκο βαρών και προαιρετικά, αλλά συστήνεται, κάθε φίλτρο μπορεί να περιέχει μια πόλωση [243]. Η είσοδος ενός τυπικού νευρώνα του συνελκτικού επιπέδου είναι ένας 3Δ όγκος δεδομένων. Οι διαστάσεις του κάθε νευρώνα διαχωρίζονται σε: ύψος, πλάτος και βάθος. Κατά το βάθος, ο νευρώνας είναι πλήρως συνδεδεμένος με το δεκτικό του πεδίο. Κατά τη διάρκεια της διάδοσης ο νευρώνας σαρώνει την είσοδο καθ' ύψος και πλάτος πραγματοποιώντας 3Δ εσωτερικά γινόμενα με τα δεδομένα που βρίσκονται κάθε φορά στο δεκτικό του πεδίο και παράγει έναν 2Δ πίνακα, ο οποίος αποτελεί τον χάρτη χαρακτηριστικών της εισόδου. Στη συνέχεια αυτός ο πίνακας τροφοδοτείται στη συνάρτηση ενεργοποίησης και εξάγονται οι ενεργοποιήσεις που αποτελούν έναν μη-γραμμικό μετασχηματισμό του χάρτη χαρακτηριστικών (Εικόνα 2.12). Δύο επιπρόσθετες παράμετροι που λαμβάνουν σημαντικό μέρος στη διαδικασία είναι το βήμα (stride) και το γέμισμα (zero padding). Το βήμα είναι η υπερ-παράμετρος που καθορίζει πόσο πυκνή θα είναι η δειγματοληψία της εισόδου. Με άλλα λόγια, το βήμα καθορίζει πόσες χωρικές μονάδες (π.χ. εικονοψηφίδες) θα μετακινείται το δεκτικό πεδίο του συνελκτικού επιπέδου οριζοντίως και καθέτως. Το γέμισμα είναι η υπερ-παράμετρος που χρησιμοποιείται για να γεμίσει με μηδενικές τιμές το περίγραμμα της εισόδου. Αυτό το χαρακτηριστικό του γεμίσματος με μηδενικές τιμές μπορεί να βοηθήσει σημαντικά σε περίπτωση που είναι επιθυμητή η διατήρηση των χωρικών διαστάσεων της εισόδου και η περαιτέρω εφαρμογή ενός συγκεκριμένου μεγέθους πυρήνα για τη σάρωση των χαρακτηριστικών. Σημειώνεται πως οι τιμές των υπερ-παραμέτρων που χρησιμοποιούνται σε ένα CNN ποικίλουν ανάλογα με την εφαρμογή. Ο τρόπος με τον οποίο λειτουργούν τα CNNs είναι ιδιαίτερα πολύπλοκος και με δυσκολία μπορούν να κατανοηθούν πλήρως τα χαρακτηριστικά που εξάγονται κατά τη διαδικασία προσπέλασης της πληροφορίας στα συνελκτικά επίπεδα. Στο [244] έγινε μία προσπάθεια απεικόνισης το εξαχθέντων χαρακτηριστικών καταλήγοντας στο συμπέρασμα πως τα χαμηλότερα επίπεδα αντιπροσωπεύουν πρότυπα ακμών (edges) ενώ τα υψηλότερα επίπεδα αντιπροσωπεύουν χαρακτηριστικά υψηλού επιπέδου αφηρημένης (abstract) πληροφορίας. Άλλη ενδιαφέρουσα εργασία στην οποία γίνεται απεικόνιση των εξαχθέντων χαρακτηριστικών βρίσκεται στο [245]. Συνοψίζοντας, για την υλοποίηση ενός συνελκτικού δικτύου χρειάζεται από το σχεδιαστή του ο καθορισμός των παρακάτω υπερ-παραμέτρων: 1) το πλήθος των συνελκτικών πυρήνων/φίλτρων, 2) το χωρικό μέγεθος των συνελκτικών πυρήνων (ύψος×πλάτος), 3) το βήμα μετατόπισης του δεκτικού πεδίου των πυρήνων, 4) το ποσό γεμίσματος με μηδενικές τιμές κατά το ύψος και πλάτος του όγκου εισαγωγής, 5) τη χρήση ή όχι πολώσεων [243] [246].



**Εικόνα 2.12:** Παράδειγμα εισόδου/εξόδου συνελκτικού επιπέδου με 96 φίλτρα πυρήνων μεγέθους  $7 \times 7 \times 3$  και βήματος 3. Πηγή: [243]

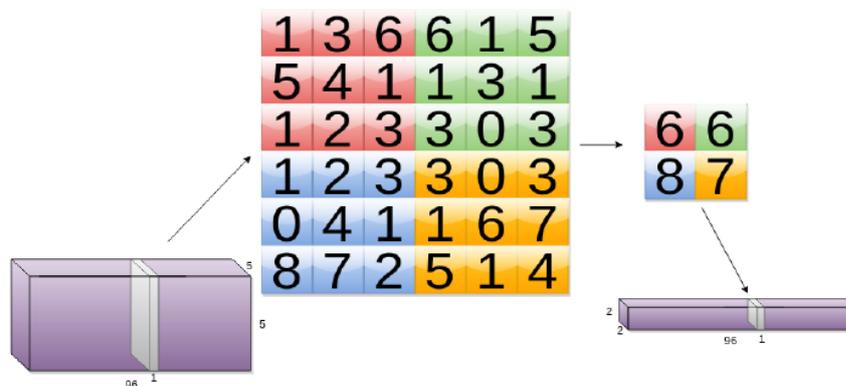
2. Επίπεδα συγκέντρωσης (Pooling Layers): Τα επίπεδα συγκέντρωσης P εκτελούν μία διαδικασία χωρικής υπο-δειγματοληψίας (down-sampling) και τοποθετούνται συνήθως μετά από τα συνελκτικά επίπεδα (Εικόνα 2.13). Η εφαρμογή αυτών των επιπέδων έχει ως στόχο: 1) την περαιτέρω μείωση του διανυσματικού χώρου των χαρακτηριστικών (και άρα της υπολογιστικής πολυπλοκότητας του δικτύου), και 2) τη μείωση της πιθανότητας της υπερ-προσαρμογής του δικτύου. Μετά την εφαρμογή ενός επιπέδου συγκέντρωσης, το βάθος του πυρήνα χωρικής υπο-δειγματοληψίας, δηλαδή του διανυσματικού χώρου, παραμένει ανεπηρέαστο. Το μόνο που μειώνεται είναι οι 2Δ χωρικές διαστάσεις του, δηλαδή το πλάτος και το μήκος του.



**Εικόνα 2.13:** Παράδειγμα οπτικής απεικόνισης συνελκτικού επιπέδου μονού βήματος που τροφοδοτεί ένα επίπεδο συγκέντρωσης. Πηγή: [243]

Γενικότερα τα επίπεδα συγκέντρωσης δέχονται ως είσοδο τον διανυσματικό χώρο των χαρακτηριστικών από το προηγούμενο συνελκτικό επίπεδο και έχουν ως έξοδο μία μοναδική τιμή. Η τιμή αυτή μπορεί να υπολογίζεται από μία στοχαστική υπο-δειγματοληψία (stochastic pooling) ή να επιλέγεται βάσει του μέσου όρου (average pooling) ή της μέγιστης τιμής (max pooling) (Εικόνα 2.14). Τα επίπεδα μέγιστης

συγκέντρωσης (max pooling) έχουν αποδειχθεί ως τα πιο αποτελεσματικά καθώς αναδεικνύουν τα στοιχεία με τα πιο ιδιαίτερα χαρακτηριστικά [247]. Παρόλα αυτά η χρήση των επιπέδων συγκέντρωσης θα πρέπει να γίνεται με προσοχή καθώς ο τρόπος που επενεργούν στη μείωση των διαστάσεων μπορεί να δημιουργήσει προβλήματα γενίκευσης. Στην ταξινόμηση μικρών σετ δεδομένων με έντονες διαφορές μεταξύ των κατηγοριών τους, η μείωση αυτή είναι χρήσιμη επειδή μειώνει την πιθανότητα υπερπροσαρμογής του δικτύου. Σε προβλήματα, όμως, όπου οι κατηγορίες είναι σημαντικά περισσότερες, η χρήση των επιπέδων συγκέντρωσης μπορεί να καταστήσει αδύνατη τη διακριτοποίηση των κατηγοριών στα τελικά επίπεδα απόφασης λόγω του θορύβου που εισάγουν με τη χρήση μικρότερων υπο-δειγματοληπτικών περιοχών. Στην ευρύτερη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν αρχιτεκτονικές που εφαρμόζουν απευθείας διαδοχική χρήση συνελκτικών επιπέδων χωρίς την ενδιάμεση μεσολάβηση κάποιου επιπέδου συγκέντρωσης [20] [199] ή ακόμα και φίλτρα αποσυνέλιξης (deconvolution) για την υπερ-δειγματοληψία (up-sampling) της πληροφορίας που διαδίδεται στο εκάστοτε δίκτυο.

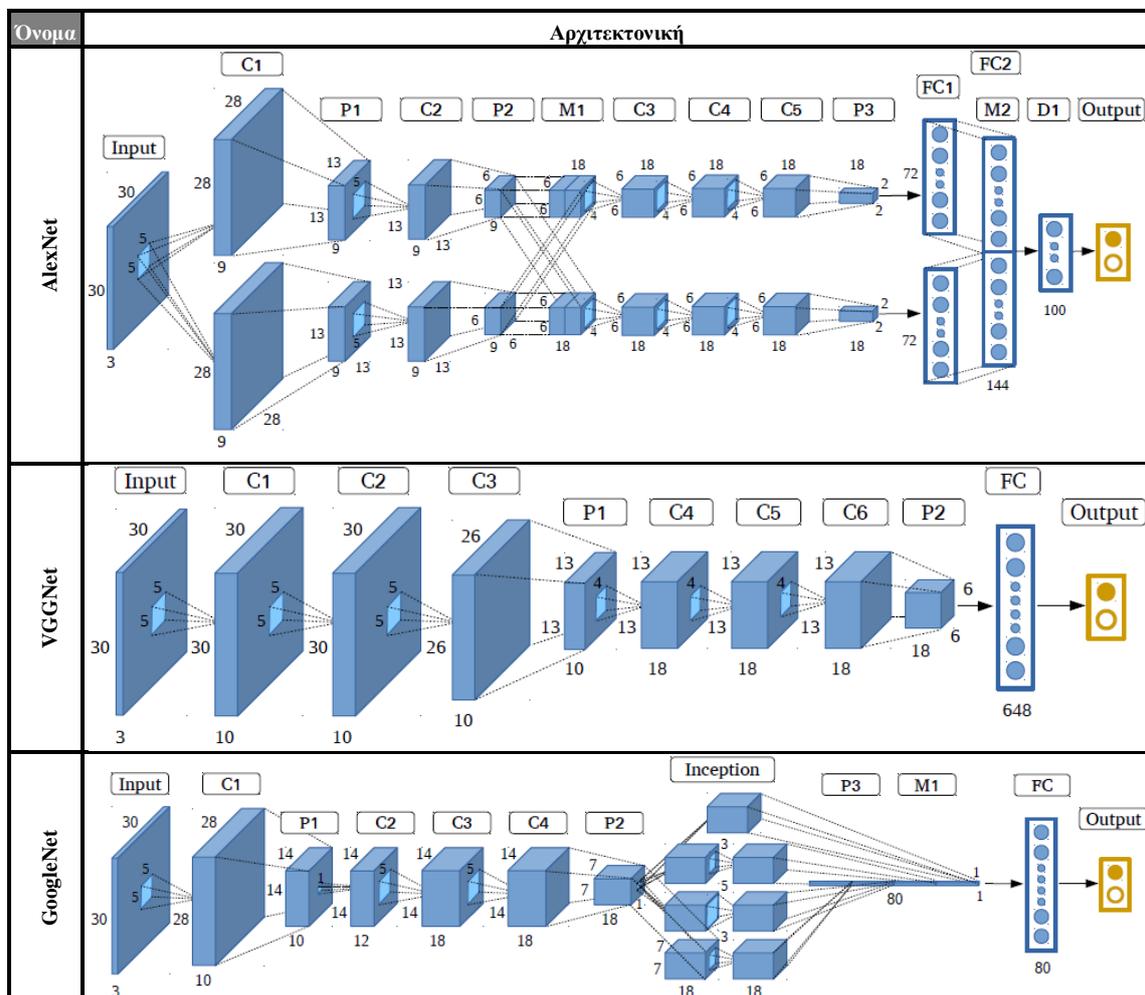


**Εικόνα 2.14:** Παράδειγμα εξαγωγής τοπικού μεγίστου σε επίπεδο συγκέντρωσης (max pooling) με χρήση πυρήνων 3×3, βήματος 2 και γεμίματος 0. Πηγή: [243]

Η χρήση των πολλαπλών επιπέδων σε ένα CNN, που ορίζουν ουσιαστικά το βάθος του νευρωνικού δικτύου, δίνει τη δυνατότητα χρήσης λιγότερων χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται ως δεδομένα εισόδου στον αλγόριθμο. Παράλληλα, όμως, απαιτεί τη χρήση μεγάλου πλήθους δειγμάτων εκπαίδευσης για την εξαγωγή αξιόπιστων αποτελεσμάτων της ταξινόμησης. Η ισορροπία αυτής της διαδικασίας, δηλαδή του βάθους του νευρωνικού δικτύου, της συλλογής μικρού ή μεγάλου πλήθους δειγμάτων εκπαίδευσης και της χρήσης πολλών ή λίγων χαρακτηριστικών εισόδου, εξαρτάται σημαντικά από το είδος της εφαρμογής. Στην πράξη οι τεχνικές βαθιάς μηχανικής μάθησης έχουν αποδειχθεί αρκετά ευέλικτες και εύρωστες παρά την υψηλή υπολογιστική πολυπλοκότητά τους [239, 248-249]. Στα [250-254] υπάρχουν εκτενείς βιβλιογραφικές ανασκοπήσεις για τη χρήση της βαθιάς μηχανικής μάθησης σε τηλεσκοπικές

εφαρμογές. Θα πρέπει να σημειωθεί πως η τεχνική της βαθιάς μηχανικής μάθησης μπορεί να εφαρμοστεί και με άλλους ταξινομητές, όπως ο SVM [255].

Συγκριτικά με τους συμβατούς και ρηχούς αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, η βαθιά μηχανική μάθηση μπορεί να εξάγει εξαιρετικά καλά αποτελέσματα ακόμα και με τη χρήση μικρού ποσοστού δειγμάτων εκπαίδευσης ή τη χρήση δειγμάτων εκπαίδευσης με θόρυβο ή τη χρήση λίγων χαρακτηριστικών [20, 256-259]. Μία αδυναμία των αλγορίθμων βαθιάς μηχανικής μάθησης είναι η υψηλή υπολογιστική πολυπλοκότητά τους και άρα κατ' επέκταση ο υψηλός υπολογιστικός χρόνος κυρίως κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης. Ωστόσο αυτό μπορεί να αντιμετωπιστεί επαρκώς με: 1) χρήση μονάδας επεξεργασίας γραφικών (Graphics Processing Unit-GPU) στον σταθμό εργασίας [260], 2) εφαρμογή προσαρμοστικών τεχνικών επιτάχυνσης κατά την εκπαίδευση του δικτύου [261], και 3) εφαρμογή τεχνικών υπολειμματικής μάθησης (residual learning) [262]. Στην υπολειμματική μάθηση, πέρα από την εκμάθηση των τυπικών χαρακτηριστικών, το δίκτυο προσπαθεί να μάθει και κάποια υπολείμματα (residuals). Το υπόλειμμα μπορεί να γίνει εύκολα κατανοητό ως η αφαίρεση του χαρακτηριστικού που εξάχθηκε από την είσοδο ενός στρώματος. Με αυτόν τον τρόπο, το δίκτυο χρησιμοποιεί συνδέσεις συντόμευσης μεταξύ των στρωμάτων, καθιστώντας έτσι ευκολότερη την εκπαίδευσή του [263].





Λογισμικά για την εφαρμογή βαθιών νευρωνικών δικτύων	
Λογισμικό	Ιστότοπος
AlexNet [265]	<a href="http://code.google.com/p/cuda-convnet/">http://code.google.com/p/cuda-convnet/</a>
Caffe [283]	<a href="http://caffe.berkeleyvision.org/">http://caffe.berkeleyvision.org/</a>
cuda-convnet2 [265]	<a href="https://code.google.com/p/cuda-convnet2/">https://code.google.com/p/cuda-convnet2/</a>
Digital Globe [284]	<a href="http://explore.digitalglobe.com/spacenet">http://explore.digitalglobe.com/spacenet</a>
Erdas Imagine [285]	<a href="http://www.hexagongeospatial.com/products/power-portfolio/erdas-imagine">http://www.hexagongeospatial.com/products/power-portfolio/erdas-imagine</a>
gvnn [286]	<a href="https://github.com/ankurhanda/gvnn">https://github.com/ankurhanda/gvnn</a>
Keras [287]	<a href="https://keras.io/">https://keras.io/</a> και <a href="https://github.com/fchollet/keras">https://github.com/fchollet/keras</a>
MatConvNet [288]	<a href="http://www.vlfeat.org/matconvnet/">http://www.vlfeat.org/matconvnet/</a>
MXNet [289]	<a href="https://github.com/dmlc/mxnet/">https://github.com/dmlc/mxnet/</a>
TensorFlow [290]	<a href="https://www.tensorflow.org/">https://www.tensorflow.org/</a>
Theano [291]	<a href="http://deeplearning.net/software/theano">http://deeplearning.net/software/theano</a>
Torch [292]	<a href="http://torch.ch/">http://torch.ch/</a>
Yolo [277]	<a href="http://machinethink.net/blog/object-detection-with-yolo/">http://machinethink.net/blog/object-detection-with-yolo/</a>

**Πίνακας 2.1:** Λογισμικά για την εφαρμογή βαθιών νευρωνικών δικτύων. Πηγή: [252]

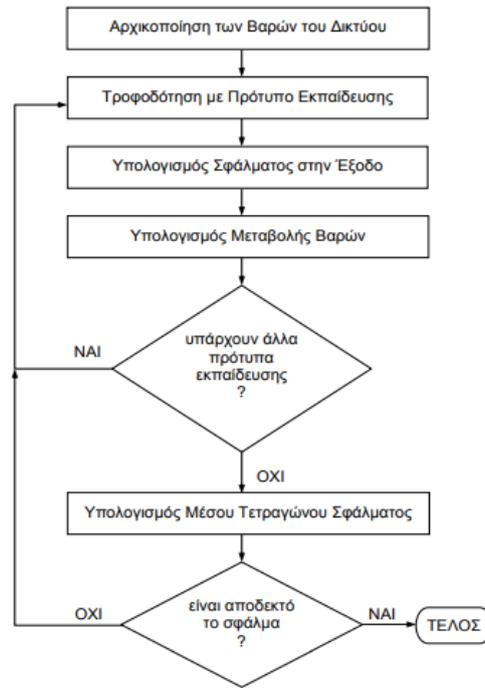
Είναι προφανές πως το βάθος, η παραμετροποίηση και γενικότερα η αρχιτεκτονική του βαθιού νευρωνικού δικτύου επηρεάζει το τελικό αποτέλεσμα. Έτσι απαιτούνται αρκετές δοκιμές και πειραματισμοί. Κάποιες εργασίες αναλύουν τον βαθμό επιρροής του βάθους του νευρωνικού δικτύου σε διάφορες εφαρμογές υπό το πρίσμα της σχέσης ακρίβειας και υπολογιστικής πολυπλοκότητας [260] [264]. Μέχρι στιγμής έχουν αναπτυχθεί αρκετά λογισμικά, είτε σε προγραμματιστικό περιβάλλον είτε σε πιο φιλικά προς τον χρήστη γραφικά περιβάλλοντα (Graphical User Interfaces-GUIs), τα οποία εφαρμόζουν τεχνικές βαθιών νευρωνικών δικτύων. Στον Πίνακα 2.1 παρατίθενται κάποια από αυτά [252].

#### 2.4.4.3 Διαδικασία εκπαίδευσης και αξιολόγησης

Για την εκπαίδευση ενός αλγορίθμου επιβλεπόμενης ταξινόμησης, απαιτείται η συλλογή δειγμάτων εκπαίδευσης. Τα δείγματα εκπαίδευσης αποτελούν συλλεγμένα δείγματα (samples) που περιέχουν πληροφορία για την κάθε επιθυμητή κλάση. Τα δείγματα εκπαίδευσης χωρίζονται σε τρία διαφορετικά σύνολα: 1) στο σύνολο εκπαίδευσης (training set) που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του ταξινομητή, 2) στο σύνολο επικύρωσης (validation set) που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της εκπαίδευσης του ταξινομητή (π.χ. για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιείται το misclassification error ανά «εποχή» στη διαδικασία σύγκλισης [20]), και 3) στο σύνολο ελέγχου (test set) που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της ταξινόμησης βάσει των ποσοστών επιτυχίας Precision, Recall και F1 score [227-293-294]. Στη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν και άλλοι δείκτες αξιολόγησης όπως Classification accuracy rate, Classification error, Balanced error rate, Kappa, Cramer's V, mean Average Precision (mAP), Intersection-over-Union (IoU) κ.ά. [205, 274, 281, 295-296]. Το σύνολο εκπαίδευσης είναι, συνήθως, μεγαλύτερο από τα άλλα δύο, καθώς είναι και το σημαντικότερο για τη σωστή εκπαίδευση του ταξινομητή.

Η διαδικασία της εκπαίδευσης εκτελείται σε κύκλους που ονομάζονται «εποχές» (epochs) και τερματίζεται είτε όταν ολοκληρωθούν όλες οι εποχές είτε όταν εκπληρωθούν κριτήρια πρόωρου τερματισμού (π.χ. αν το misclassification error είναι μικρότερο από κάποιο κατώφλι προόδου). Για την περίπτωση των νευρωνικών δικτύων, κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης λαμβάνονται υπόψη διάφορες τεχνικές όπως κανόνας Δέλτα (Delta rule learning), αλγόριθμος ανάστροφης μετάδοσης λάθους (back propagation), ανταγωνιστική μάθηση (competitive learning), τυχαία μάθηση (random learning) κ.ά. [225]. Η πιο ευρέως διαδεδομένη τεχνική είναι η back propagation με την οποία καθορίζεται το ποσοστό του συνολικού σφάλματος που αντιστοιχεί σε κάθε τεχνητό νευρώνα, ακόμη και αυτών που ανήκουν σε κρυφά επίπεδα. Η αναπροσαρμογή των συναπτικών βαρών γίνεται από το επίπεδο εξόδου προς το επίπεδο εισόδου ενώ παράλληλα εκτελείται μία διαδικασία βελτιστοποίησης που ελαχιστοποιεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του δικτύου και της επιθυμητής εξόδου για τα επιθυμητά διανύσματα εκπαίδευσης (Εικόνα 2.16). Πιο συγκεκριμένα, για κάθε τεχνητό νευρώνα του εξωτερικού επιπέδου λαμβάνονται υπόψη οι διαφορές μεταξύ του υπολογισθέντος και του επιθυμητού αποτελέσματος και διαδίδονται προς τα πίσω στους νευρώνες των κρυφών επιπέδων, έτσι ώστε να καθορίσουν τις απαραίτητες αλλαγές στα βάρη σύνδεσης μεταξύ των τεχνητών νευρώνων. Οι αλλαγές αυτές γίνονται βάσει του αλγορίθμου ανάστροφης μετάδοσης λάθους και ως σκοπό έχουν τη μείωση του εμφανιζόμενου στην έξοδο σφάλματος. Επιπροσθέτως, μία παράμετρος που επηρεάζει την ταχύτητα μάθησης όσο και το μέγεθος του τελικού σφάλματος είναι ο ρυθμός μάθησης (learning rate), ο οποίος παίζει και το ρόλο του βήματος στην καμπύλη σφάλματος [256]. Η διαδικασία βελτιστοποίησης καλείται και βελτιστοποίηση «επικλινούς καθόδου» (Stochastic Gradient Descent-SGD), [297]. Μία παραλλαγή της SGD είναι η Minibatch-SGD (MSGD), η οποία χρησιμοποιεί περισσότερα από ένα δείγματα εκπαίδευσης σε κάθε εποχή.

Ένα ζήτημα κατά τη χρήση των νευρωνικών δικτύων είναι η αρχικοποίηση των παραμέτρων/βαρών με τρόπο που να εγγυάται τη διάδοση της πληροφορίας των δειγμάτων στα τελευταία επίπεδα και τη σύγκλιση του δικτύου εντός πεπερασμένου χρόνου. Η ταχύτητα σύγκλισης της μεθόδου βελτιστοποίησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την αρχικοποίηση των παραμέτρων. Κάποιες εργασίες πρότειναν ενισχυμένες τεχνικές βελτιστοποίησης και αυτόματης προσαρμογής/αρχικοποίησης των παραμέτρων σε νευρωνικά δίκτυα αλλά και σε άλλες τεχνικές μηχανικής μάθησης υπό το πρίσμα: 1) της χρήσης προ-εκπαιδευμένων παραμέτρων από μη-επιβλεπόμενες ή ημι-επιβλεπόμενες μεθόδους εκπαίδευσης, και 2) της εύρεσης μαθηματικών μοντέλων για την τυχαία αρχικοποίηση των παραμέτρων [267, 298-306].



Εικόνα 2.16: Διαδικασία αναπροσαρμογής των συναπτικών βαρών. Πηγή: [225]

Σημειώνεται πως τα δείγματα εκπαίδευσης μπορεί να αποτελούνται είτε από τα ίδια τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται στην εφαρμογή είτε από άλλες πηγές, π.χ. από OpenStreetMap-OSM [307]. Σε κάθε περίπτωση θα πρέπει να δίνεται έμφαση στη συλλογή αντιπροσωπευτικών δειγμάτων για την κάθε κλάση, δηλαδή στην πληροφορία (π.χ. τιμές εικονοψηφίδων) που αυτά εμπεριέχουν [248]. Η συλλογή αντικρουόμενων ή αρκετά όμοιων δειγμάτων μεταξύ των κλάσεων μπορεί να οδηγήσει σε εσφαλμένο αποτέλεσμα ταξινόμησης. Στα [238] [308] αναλύεται η επίδραση της συλλογής αντιφατικών δειγμάτων εκπαίδευσης στα τελικά αποτελέσματα κατά τη διαδικασία ταξινόμησης.

Θα πρέπει να σημειωθεί πως δεν θα πρέπει να επιδιώκεται απαραίτητα η συλλογή μεγάλου μεγέθους δειγμάτων εκπαίδευσης για δύο λόγους. Ο πρώτος λόγος είναι ότι αυξάνοντας τα ποσοστά των δειγμάτων εκπαίδευσης αυξάνεται η υπολογιστική πολυπλοκότητα του μοντέλου, και άρα, ο χρόνος εκπαίδευσης του ταξινομητή. Σε περιπτώσεις χρήσης πολύ μεγάλου σετ δεδομένων εισόδου και δειγμάτων εκπαίδευσης, το αποτέλεσμα της διαδικασίας εκπαίδευσης (batch/offline learning) κρίνεται σκόπιμο να αποθηκεύεται ως ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο (pre-trained). Αυτό το μοντέλο θα μπορεί να είναι σταθερό και θα καλείται να επιλύσει το εκάστοτε πρόβλημα ταξινόμησης νέων δεδομένων. Η ενημέρωση αυτού του μοντέλου με νέα δεδομένα θα εκτελείται σε αραιά χρονικά διαστήματα και μόνο όταν αυτό κρίνεται αναγκαίο από την εφαρμογή. Σε περιπτώσεις χρήσης μικρού σετ δεδομένων εισόδου και εκπαίδευσης, η διαδικασία εκπαίδευσης μπορεί να εκτελείται σε ομάδες εικονοψηφίδων είτε μέσω της μάθησης δέσμης (batch/mini batch learning) είτε μέσω της επαυξητικής μάθησης (incremental learning).

Ο δεύτερος λόγος είναι για την αποφυγή του προβλήματος της υπερ-προσαρμογής [225]. Με τον όρο υπερ-προσαρμογή στα δείγματα εκπαίδευσης ορίζεται το φαινόμενο όπου το μοντέλο «απομνημονεύει» τις περιπτώσεις οι οποίες υπάρχουν στο σύνολο εκπαίδευσης, αντί να εκπαιδεύεται ουσιαστικά ενσωματώνοντας κανόνες γενικότερης ισχύος. Το πρόβλημα αυτό συνεπάγεται την υπέρμετρη προσαρμογή των παραμέτρων του μοντέλου (π.χ. των βαρών στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα) πάνω στα δεδομένα με τα οποία εκπαιδεύεται ο ταξινομητής. Ένα υπερβολικά προσαρμοσμένο μοντέλο ενσωματώνει και τον θόρυβο των δεδομένων. Ακόμα όμως και όταν δεν υπάρχει θόρυβος, η υπερβολική προσαρμογή του μοντέλου στα συγκεκριμένα δεδομένα θα το εμποδίσει να προβλέψει σωστά την κλάση των νέων παρατηρήσεων. Από την άλλη, η ελλιπής και η μη αντιπροσωπευτική συλλογή δειγμάτων των κλάσεων μπορεί να οδηγήσει σε εσφαλμένες ταξινομήσεις, δηλαδή στο πρόβλημα της υπο-προσαρμογής ή ατελούς μάθησης [225]. Το πρόβλημα της υπο-προσαρμογής έγκειται ουσιαστικά στη χρήση ενός πολύ απλού μοντέλου για την εκπαίδευση και ανάλυση πολύπλοκων προβλημάτων και δεδομένων. Έτσι, το μοντέλο είναι υπερβολικά απλό για να ενσωματώσει τις ουσιαστικές σχέσεις, οι οποίες υπάρχουν στα δείγματα εκπαίδευσης. Αποτέλεσμα της υπο-προσαρμογής είναι η χαμηλή ακρίβεια έναντι και των δειγμάτων εκπαίδευσης και των άγνωστων παρατηρήσεων. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι σε περιπτώσεις ισχυρών και εύρωστων μοντέλων, η ελλιπής συλλογή δειγμάτων των κλάσεων μπορεί να οδηγήσει σε υπερ-προσαρμογή στα δείγματα εκπαίδευσης [309]. Συνεπώς, σε περίπτωση που τα αποτελέσματα δεν είναι τα επιθυμητά θα πρέπει να δημιουργηθούν συμπληρωματικά δείγματα ή να διορθωθούν τα προβληματικά. Στις περισσότερες τηλεπισκοπικές εφαρμογές, η πρόκληση για την αξιολόγηση της απόδοσης ενός ταξινομητή είναι η εκπαίδευση του με λίγα αλλά αντιπροσωπευτικά δείγματα. Σε αυτές τις περιπτώσεις τα δείγματα εκπαίδευσης ορίζονται σε μικρά ποσοστά δειγμάτων, της τάξης του 1% έως 10%.

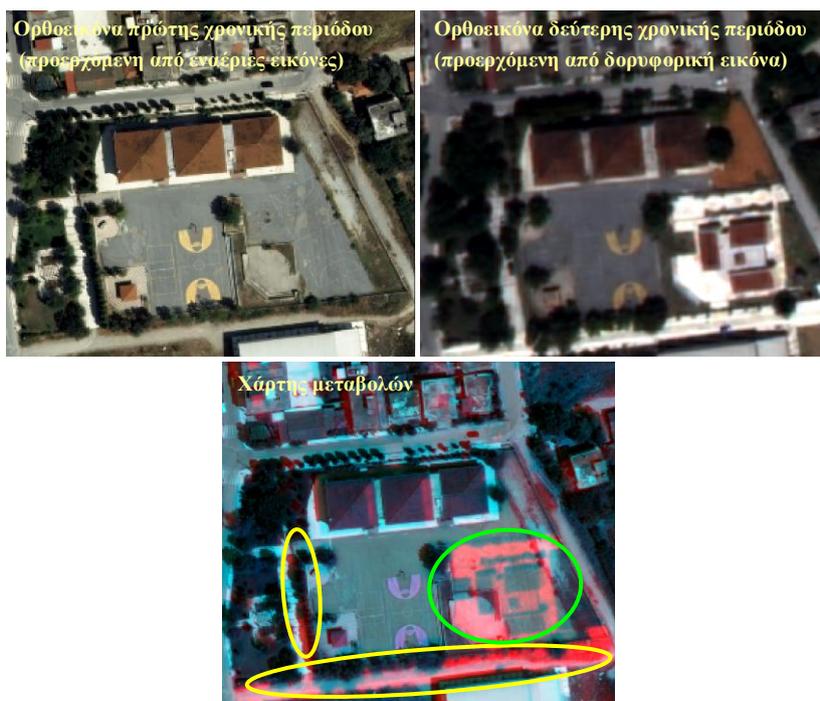
#### **2.4.5 Παραμετρική μοντελοποίηση**

Η τεχνική της συνταύτισης προτύπων ήταν από πρώτες τεχνικές που αναπτύχθηκαν για την ανίχνευση αντικειμένων ενδιαφέροντος. Μάλιστα θεωρείται από τις πιο απλές τεχνικές καθώς εφαρμόζει απλές μεθόδους άλγεβρας εικόνων (π.χ. απλή αφαίρεση μεταξύ των χρησιμοποιούμενων δεδομένων μέσω της 2Δ Ευκλείδειας απόστασης, δημιουργία σύνθετων μέσω της διαδικασίας band stack κ.ά.) ή μέτρα ομοιότητας που σχετίζονται με τα αντικείμενα ενδιαφέροντος (π.χ. NCC, AD, SD κ.ά.) [2]. Εστιάζοντας στον εντοπισμό μεταβολών, κάποιες μεθοδολογίες εντοπίζουν τις περιοχές και το μέγεθος των μεταβολών χωρίς να παρέχεται η πληροφορία της φύσης της μεταβολής (change enhancement) ενώ κάποιες άλλες εντοπίζουν τη θέση, το μέγεθος και το είδος της (from-to) [9]. Τόσο στις change enhancement όσο και στις from-to μεθόδους, απαιτείται πρώτα η εγγραφή μεταξύ των δεδομένων των δύο χρονικών περιόδων είτε πρόκειται για εικόνες είτε για νέφη σημείων.

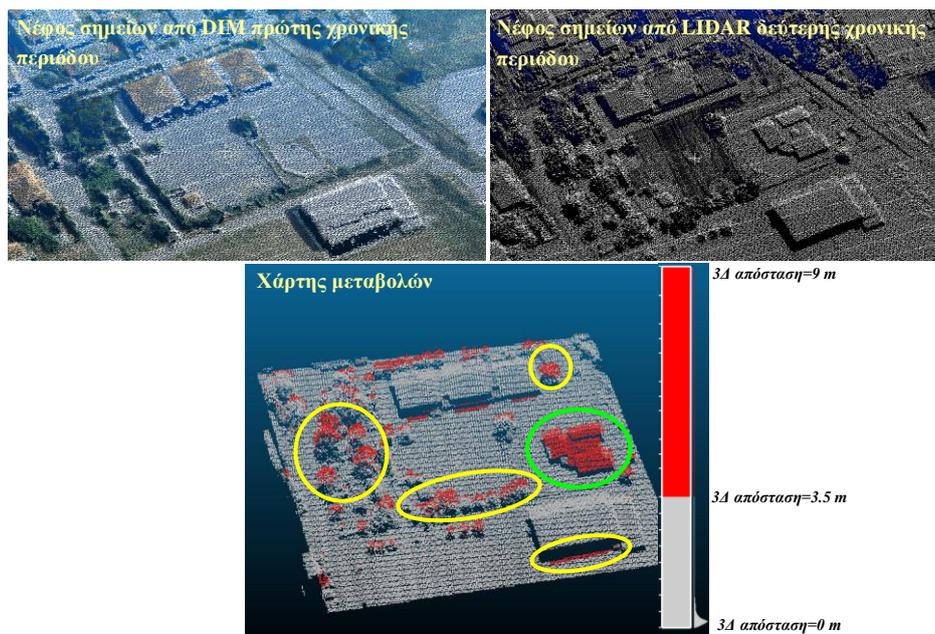
Οι change enhancement μέθοδοι έχουν το πλεονέκτημα ότι απαιτούν ελάχιστη παραμετροποίηση καθώς πρόκειται συνήθως για μία απλή αφαίρεση μεταξύ των δεδομένων των δύο χρονικών περιόδων [167]. Αυτή η διαδικασία είναι εύχρηστη για μη εξειδικευμένους χρήστες και πολλές φορές χρήσιμη σε επιχειρησιακές εφαρμογές ή στην επιλεκτική συλλογή των μεταβολών των αντικειμένων ενδιαφέροντος σε διάφορες κλίμακες [310]. Ωστόσο, το αποτέλεσμα είναι ένα χάρτης μεταβολών (2Δ ή 3Δ) της περιοχής μελέτης στον οποίο περιέχονται όχι μόνο οι μεταβολές των αντικειμένων ενδιαφέροντος αλλά και όλων των υπολοίπων αντικειμένων. Αυτό σημαίνει ότι απαιτείται μετα-επεξεργασία των αποτελεσμάτων, ώστε να εξαχθούν τα τελικά αποτελέσματα εντοπισμού μεταβολών για τα αντικείμενα ενδιαφέροντος. Για παράδειγμα, αν σε μία εφαρμογή τα αντικείμενα ενδιαφέροντος είναι τα κτίσματα, τότε ο χάρτης μεταβολών θα απεικονίζει τις μεταβολές που σχετίζονται όχι μόνο με κτίσματα αλλά και με τη βλάστηση, τους δρόμους, τα κινούμενα αντικείμενα κ.ά. Επίσης, στον χάρτη μεταβολών θα απεικονίζονται και πλασματικές μεταβολές λόγω εγγενών προβλημάτων που προέρχονται από τη φύση των χρησιμοποιούμενων δεδομένων (π.χ. σκιές, ραδιομετρικές παραμορφώσεις, εσφαλμένες παρεμβολές σε νέφη σημείων από DIM [167] κ.ά.).

Στην Εικόνα 2.17 παρουσιάζεται μία χαρακτηριστική περίπτωση εσφαλμένου εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων σε αστικό περιβάλλον από δημιουργία σύνθετου από RGB ορθοεικόνες δύο χρονικών περιόδων. Αντίστοιχα προβλήματα εντοπίζονται ακόμα και μετά την εφαρμογή διαφόρων κατωφλίων στον χάρτη μεταβολών. Για παράδειγμα, σε μία εφαρμογή εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων από νέφη σημείων δύο χρονικών περιόδων, το σύνηθες κατώφλι που χρησιμοποιείται είναι αυτό του ύψους ενός τυπικού ορόφου, δηλαδή τα 3.5 m. Ακόμα και μετά την εφαρμογή αυτού του κατωφλίου, κάποια τμήματα υψηλής βλάστησης (που αναπτύχθηκε μεταξύ της πρώτης και της δεύτερης χρονικής περιόδου) εντοπίζονται εσφαλμένα ως μεταβολές κτισμάτων (Εικόνα 2.18).

Οι from-to μέθοδοι θεωρούνται καταλληλότερες στη διεθνή βιβλιογραφία, καθώς εστιάζουν στα αντικείμενα ενδιαφέροντος λαμβάνοντας υπόψη τα χαρακτηριστικά τα οποία τα διαφοροποιούν από τα υπόλοιπα αντικείμενα [9, 157-158, 172, 189, 190].



**Εικόνα 2.17:** Παράδειγμα εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων από αφαίρεση των RGB ορθοεικόνων μεταξύ των δύο χρονικών περιόδων. ○ Ορθός εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων, ○ Εσφαλμένος εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων.



**Εικόνα 2.18:** Εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων μέσω απευθείας σύγκρισης νεφών σημείων μεταξύ δύο χρονικών περιόδων. ○ Ορθός εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων, ○ Εσφαλμένος εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων.

Στο ευρύτερο πεδίο των τεχνικών παραμετρικής μοντελοποίησης ανήκει και η παραδοσιακά εφαρμοζόμενη τεχνική της OBIA [2] [311]. Η μεθοδολογία OBIA λαμβάνει υπόψη της μία

τηλεπισκοπική απεικόνιση σαν ένα σύνολο ομοιογενών περιοχών/αντικειμένων και αναπτύχθηκε ώστε να καλύψει τα προβλήματα των τυπικών μεθόδων ανάλυσης εικόνας που δεν λάμβαναν υπόψη το σχήμα και την κλίμακα των αντικειμένων της εικόνας και που δεν χρησιμοποιούσαν την πληροφορία των χωρικών σχέσεων μεταξύ των σημασιολογικών αντικειμένων της εικόνας [312]. Κατά την εφαρμογή μίας τυπικής μεθοδολογίας OBIA εφαρμόζονται αρχικά διαδικασίες κατάτμησης (χαμηλού ή μέσου επιπέδου) με τις οποίες η εικόνα μετατρέπεται σε ένα σύνολο πρωτογενών αντικειμένων, που δεν χρησιμοποιούν απαραίτητα εκ των προτέρων γνώση. Οι αλγόριθμοι κατάτμησης εικόνων, γενικά, δεν αποσκοπούν να εντοπίσουν και να οριοθετήσουν σημασιολογικά αντικείμενα, αλλά να παράγουν πρωτογενή αντικείμενα τα οποία στη συνέχεια θα υποστούν είτε διαδικασίες μετα-κατάτμησης ή μετα-επεξεργασίας είτε θα συνεισφέρουν σε διαδικασίες ταξινόμησης [313-314]. Αντίστοιχες εργασίες που εφαρμόζουν τη μεθοδολογία OBIA σε νέφη σημείων από LIDAR ή DIM αναπτύσσονται στα [52] [169] [194] [315].

Η παρούσα διατριβή ασχολείται με τις τεχνικές που βασίζονται σε γνώση, για την επίλυση του προβλήματος της ανίχνευσης κτισμάτων και του εντοπισμού των μεταβολών τους (κεφάλαια 4 και 5). Το πρόβλημα αυτό διαιρείται σε επιμέρους προβλήματα τα οποία επιλύονται ιεραρχικά με τη χρήση κανόνων και κριτηρίων, που σχετίζονται κυρίως με τις μορφολογικές και γεωμετρικές ιδιότητες των κτισμάτων. Παράδειγμα αποτελεί η στρατηγική του «διαίρει και βασίλευε» (divide-and-conquer) [57] που αναπτύσσεται στην παράγραφο 4.3. Πιο συγκεκριμένα, για την περίπτωση ανίχνευσης κτισμάτων από νέφη σημείων τα επιμέρους προβλήματα ήταν: 1) ο εντοπισμός και η αφαίρεση της βλάστησης, 2) η ανίχνευση του εδάφους, και 3) η αφαίρεση του θορύβου (μεμονωμένα σημεία ή μικρές συστάδες σημείων που σχετίζονται με διάφορες περιπτώσεις εσφαλμένων ταξινομήσεων) βάσει μετα-επεξεργασίας. Επιλύοντας ιεραρχικά αυτά τα προβλήματα, τα εναπομείναντα σημεία στο νέφος σημείων είναι αυτά των κτισμάτων που αποτελούν και τον τελικό στόχο της εφαρμογής. Αντίστοιχες μεθοδολογίες έχουν αναπτυχθεί στα [316-320].

#### **2.4.6 Κατάτμηση νεφών σημείων σε επίπεδα**

Οι ευρύτερες κατηγορίες μεθόδων κατάτμησης οροφών κτισμάτων από νέφη σημείων είναι οι εξής [321]:

- Καθοδηγούμενες από τα δεδομένα (data driven): Οι μέθοδοι αυτές βασίζονται αποκλειστικά στα ίδια τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται, δηλαδή σε νέφη σημείων που προέρχονται από LIDAR ή DIM. Το βασικότερο πλεονέκτημα αυτή της κατηγορίας είναι ότι δεν απαιτείται η ύπαρξη εκ των προτέρων γνωστών πληροφοριών σχετικά με το κάθε κτίσμα. Οι συνήθεις τεχνικές που εφαρμόζονται είναι οι: 1) region growing [57] [322], 2) RANSAC (RANdom SAmple Consensus) [323], και 3) SHT [324]. Στις περισσότερες περιπτώσεις τεχνικών προσέγγισης το κάθε κτίσμα αντιμετωπίζεται ως μία πολύεδρη

κατασκευή στην οποία επιχειρείται ο εντοπισμός των κατακόρυφων, οριζόντιων και επικλινών επιπέδων της. Παρά το ότι αυτή η υπόθεση δεν επαληθεύεται πάντα, αυτές οι μέθοδοι μπορούν να επιτύχουν ικανοποιητικά αποτελέσματα ακόμα και σε σύνθετες περιπτώσεις κτισμάτων. Στην ευρύτερη διεθνή βιβλιογραφία αναφέρονται και άλλες τεχνικές [174, 221, 325-333].

- Καθοδηγούμενες από προγενέστερη γνώση μοντέλου (model driven): Οι μέθοδοι αυτές βασίζονται σε εκ των προτέρων γνωστές πληροφορίες σχετικά με το σχήμα των κτισμάτων. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται αναζητούν το καταλληλότερο μοντέλο που αντιπροσωπεύει καλύτερα την εκάστοτε περίπτωση κτίσματος. Τα μοντέλα αυτά επιλέγονται από μία προ-εγκατεστημένη βιβλιοθήκη μοντέλων κτισμάτων [334-336]. Οι μέθοδοι αυτές μπορούν να επιτύχουν ιδιαίτερα ικανοποιητικά αποτελέσματα σε τυπικές περιπτώσεις οροφών κτισμάτων με συμμετρικά γεωμετρικά και μορφολογικά χαρακτηριστικά. Ωστόσο, η εφαρμογή τους σε κατασκευές με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες, που δεν ταιριάζουν με τα προ-εγκατεστημένα μοντέλα, επιφέρει σημαντικές αποκλίσεις κατά την κατάτμηση των τμημάτων τους.
- Υβριδικές (hybrid): Οι μέθοδοι αυτές αποτελούν συνδυασμό των data driven και των model driven μεθόδων με στόχο την αντιστάθμιση των αδυναμιών που έχει η κάθε μια [337-339]. Σε αυτό το πλαίσιο έχουν αναπτυχθεί μεθοδολογίες που εφαρμόζουν και τεχνικές βαθιάς μηχανικής μάθησης [340].

Μέχρι στιγμής δύσκολα μπορεί κανείς να αποφανθεί για το ποια από τις τρεις μεθόδους είναι η καλύτερη. Για αυτόν τον λόγο η επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου γίνεται με κριτήρια:

- την εξειδίκευση του χρήστη που πρόκειται να ασχοληθεί με την εφαρμογή,
- του τύπου και της ποιότητας των νεφών σημείων που πρόκειται να χρησιμοποιηθούν,
- την πολυπλοκότητα των οροφών των κτισμάτων της περιοχής μελέτης,
- τον διαθέσιμο χρόνο εκτέλεσης του εκάστοτε αλγόριθμου.

Ο SHT έχει χρησιμοποιηθεί αρκετά συχνά στη διεθνή βιβλιογραφία για την ανίχνευση ακμών σε εικόνες για επίγειες ή εναέριες εφαρμογές [341-342], ενώ πρόσφατα έχει συνεισφέρει και στον υπολογισμό χαρακτηριστικών σε τεχνικές βαθιάς μηχανικής μάθησης [343]. Οι τεχνικές region growing, RANSAC και SHT έχουν εφαρμοστεί εκτενώς στο πρόβλημα της κατάτμησης οροφών κτισμάτων από νέφη σημείων [174]. Η εφαρμογή της τεχνικής region growing σε νέφη σημείων υιοθετεί τη λογική των κλασικών αλγορίθμων κατάτμησης εικόνων, δηλαδή της παραγωγής πρωτογενών επιμέρους αντικείμενων με όμοια χαρακτηριστικά. Παρά την ευρεία εφαρμογή της, η τεχνική αυτή απαιτεί υψηλό υπολογιστικό χρόνο για τη δημιουργία αυτών των επιμέρους αντικειμένων, καθώς λαμβάνει υπόψη τα χαρακτηριστικά των γειτονικών σημείων σε προκαθορισμένες περιοχές αναζήτησης. Επίσης, επηρεάζεται σημαντικά από φαινόμενα θορύβου

(τραχύτητα σημείων) στα νέφη σημείων αλλά και περιπτώσεις τοπικής ατελούς 3D ανακατασκευής (για τα νέφη σημείων από DIM) ή τοπικής υπο-δειγματοληψίας (για τα νέφη σημείων από LIDAR). Τα θέματα αυτά αντιμετωπίστηκαν με επιτυχία από τους αλγόριθμους RANSAC και SHT, αντιμετωπίζοντας το κάθε κτίσμα ως μία πολύεδρη κατασκευή. Βάσει αυτής της υπόθεσης επιχειρείται ο εντοπισμός των κατακόρυφων, οριζόντιων και επικλινών επιπέδων της οροφής του κάθε κτίσματος αξιοποιώντας τις γεωμετρικές και μορφολογικές ιδιότητες των νεφών σημείων που τη συνθέτουν. Βάσει των μαθηματικών μοντέλων που τους εκφράζουν, οι RANSAC και SHT, προσδιορίζουν κυρίως επίπεδα στα νέφη σημείων απορροφώντας τις προαναφερόμενες περιπτώσεις τοπικής ατελούς 3D ανακατασκευής ή τοπικής υπο-δειγματοληψίας στα νέφη σημείων.

Παρά τον μικρό υπολογιστικό χρόνο εκτέλεσης του, ο RANSAC παρουσιάζει συχνά περιπτώσεις υπερ-κατατμημένων (over-segmented planes) και πλασματικών επιπέδων (spurious planes) [344] (παράγραφος 6.4.4). Ωστόσο, στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφορες παραλλαγές του για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων [345]. Από την άλλη, παρά την επιτυχή εκτέλεση του SHT σε διάφορες εφαρμογές [324, 346-347] που κάνουν χρήση νεφών σημείων από LIDAR, το βασικό μειονέκτημά του είναι το υψηλό υπολογιστικό κόστος κατά τον μετασχηματισμό των επιπέδων στον παραμετρικό χώρο Hough. Θα πρέπει να σημειωθεί πως στη διεθνή βιβλιογραφία απαντώνται περιπτώσεις συνέργειας μεταξύ της τεχνικής region growing και των RANSAC ή SHT αξιοποιώντας τα θετικά στοιχεία της κάθε τεχνικής [348-349].

Ο RHT αποτελεί μία παραλλαγή του SHT. Ο RHT λαμβάνει υπόψη τη φύση των δεδομένων που επεξεργάζεται μέσω επαναληπτικής διαδικασίας και δεν εφαρμόζει ένα ντετερμινιστικό (deterministic) μαθηματικό μοντέλο όπως ο SHT [347]. Έτσι, ο RHT δεν απαιτεί την επεξεργασία και τον μετασχηματισμό όλων των σημείων του νέφους σημείων στον παραμετρικό χώρο Hough παρά μόνο τριάδων σημείων που ικανοποιούν τον γεωμετρικό περιορισμό αποκοπής της 3D Ευκλείδειας απόστασης (παράγραφος 6.2.1). Βάσει αυτού, ο συσσωρευτής περιέχει μόνο συγκεκριμένα επίπεδα που εξετάζονται σε κάθε επανάληψη και όχι πληθώρα επιπέδων σε προκαθορισμένα διαστήματα. Επίσης, μόλις προσδιοριστεί ένα κυρίαρχο επίπεδο, τότε τα σημεία που ανήκουν σε αυτό, βάσει του κριτηρίου επιλογής της απόστασης, αποκόπτονται και η διαδικασία επαναλαμβάνεται για το εναπομείναν κάθε φορά νέφος σημείων. Αυτά τα χαρακτηριστικά του RHT, του προσδίδουν ταχύτητα κατά τον μετασχηματισμό των επιπέδων στον παραμετρικό χώρο Hough αλλά και ακρίβεια και αξιοπιστία κατά τον εντοπισμό των κυρίαρχων επιπέδων. Ο RHT έχει εκτελεστεί επιτυχώς σε απλές επίγειες εφαρμογές αποτύπωσης εσωτερικών χώρων, που κάνουν χρήση νεφών σημείων από επίγειους σαρωτές laser [347-, 350-351]. Ωστόσο, μέχρι σήμερα, δεν είχε εφαρμοστεί και αξιολογηθεί επαρκώς σε αντίστοιχες περιπτώσεις που κάνουν χρήση νεφών σημείων από DIM ή σε εναέριες περιπτώσεις αστικών περιοχών που κάνουν χρήση νεφών σημείων από LIDAR. Στην παρούσα διατριβή, ο RHT

εφαρμόζεται για την κατάτμηση νεφών σημείων σε επίπεδα, στον οποίο μάλιστα προτείνονται νέες επεκτάσεις και νέα αρχιτεκτονική του συσσωρευτή, για την επίτευξη καλύτερων αποτελεσμάτων και σε μικρότερο χρόνο.

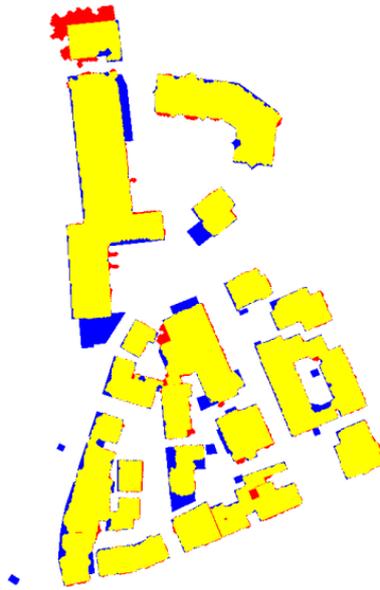
#### 2.4.7 Μέθοδοι αξιολόγησης αποτελεσμάτων

Στη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν διάφορες τεχνικές για την αξιολόγηση του αποτελέσματος μίας ταξινόμησης [352-354] ή διαδικασίας ανίχνευσης αντικειμένων ή εντοπισμού των μεταβολών τους, όπως, π.χ. κτισμάτων [9, 11-12, 330, 355-357]. Μία από τις πιο δημοφιλείς για ανίχνευση κτισμάτων και τον εντοπισμό των μεταβολών τους, η οποία χρησιμοποιείται και στην παρούσα διατριβή, είναι αυτή που κάνει χρήση των ποσοστών επιτυχίας ως προς την πληρότητα (completeness- $C_m$ ), ορθότητα (correctness- $C_r$ ) και ποιότητα (quality-Q). Τα ποσοστά αυτά απαιτούν τη χρήση δεδομένων ελέγχου (reference data) και υπολογίζονται σύμφωνα με τις κατευθυντήριες γραμμές της ISPRS [11-12] βάσει των οντοτήτων που ανιχνεύτηκαν ορθά (True Positives-TP), που δεν ανιχνεύθηκαν ενώ έπρεπε να ανιχνευθούν (False Negatives-FN) και που ανιχνεύτηκαν εσφαλμένα (False Positives-FP). Το ποσοστό επιτυχίας Q λαμβάνει υπόψη και τις τρεις περιπτώσεις οντοτήτων (δηλαδή TP, FN και FP) και αποτελεί έναν σημαντικό δείκτη ισορροπίας μεταξύ των  $C_m$  και  $C_r$  για την τελική αξιολόγηση του αποτελέσματος. Το ποσοστό Q ουσιαστικά υποδεικνύει και την τελική επιτυγχανόμενη ακρίβεια (accuracy) της διαδικασίας ανίχνευσης ή εντοπισμού μεταβολών των αντικειμένων ενδιαφέροντος [358].

$$C_m (\%) = \frac{\|TP\|}{\|TP\| + \|FN\|} \cdot 100; C_r (\%) = \frac{\|TP\|}{\|TP\| + \|FP\|} \cdot 100; Q (\%) = \frac{\|TP\|}{\|TP\| + \|FP\| + \|FN\|} \cdot 100 \quad \text{Εξ. 2.1}$$

Τα ποσοστά αυτά μπορεί να υπολογιστούν με δύο τεχνικές: ανά εικονοψηφίδα (per-pixel) και ανά αντικείμενο (per-object) [359].

Τα ποσοστά που υπολογίζονται ανά εικονοψηφίδα συγκρίνουν όλες τις εικονοψηφίδες της εικόνας των δεδομένων ελέγχου με αυτές της εικόνας των ανιχνευθέντων αντικειμένων ενδιαφέροντος. Στην Εικόνα 2.19 απεικονίζεται ένα παράδειγμα της εικόνας αξιολόγησης βάσει των οντοτήτων TP, FN και FP για την περίπτωση ανίχνευσης κτισμάτων [360].



**Εικόνα 2.19:** Παράδειγμα εικόνας αξιολόγησης ανά εικονοπηφίδα για την περίπτωση ανίχνευσης κτισμάτων.

TP  FP  FN  Πηγή: [360]

Τα ποσοστά που υπολογίζονται ανά αντικείμενο συγκρίνουν όλα αντικείμενα που αποτελούν δεδομένα ελέγχου με τα αντίστοιχα ανιχνευθέντα βάσει κάποιου προκαθορισμένου κατωφλίου επικάλυψης (π.χ. ένα κτίσμα θεωρείται πως έχει ανιχνευθεί αν επικαλύπτεται περισσότερο από 50% με το κτίσμα ελέγχου που του αντιστοιχεί) [10].

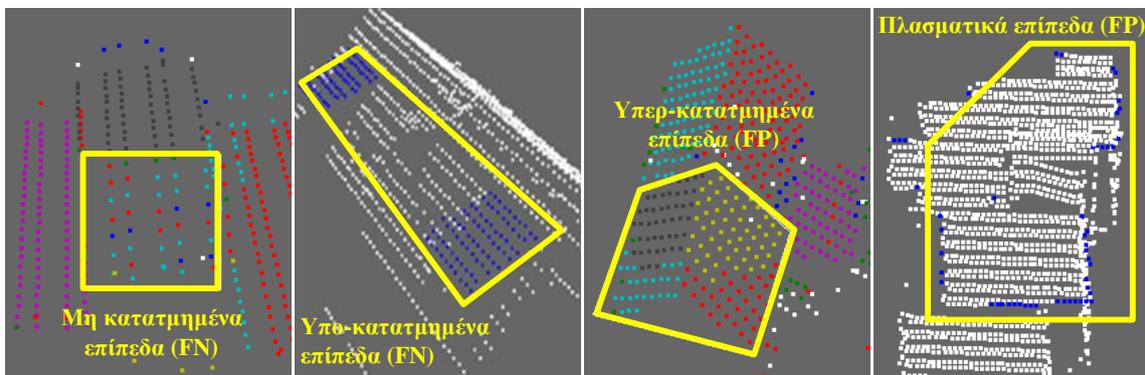
Στην πράξη χρησιμοποιείται μία από τις δύο τεχνικές ανάλογα με το είδος της εφαρμογής. Ωστόσο για την πληρέστερη αξιολόγηση των αποτελεσμάτων προτείνεται η χρήση και των δύο τεχνικών. Για παράδειγμα, για την περίπτωση ανίχνευσης κτισμάτων η πρώτη τεχνική αναδεικνύει τις αστοχίες της διαδικασίας ανίχνευσης στα όρια των κτισμάτων, κάτι που η δεύτερη τεχνική θα παρέλειπε. Από την άλλη, η δεύτερη τεχνική μπορεί να λάβει υπόψη πρόσθετα μορφολογικά χαρακτηριστικά και στοιχεία (π.χ. κεντροειδή, αποστάσεις από τις κορυφές κ.ά.) εξάγοντας σημαντική πληροφορία που σχετίζεται με το σχήμα του ανιχνευθέντος κτίσματος [361]. Στα [362-363] δίνονται συγκρίσεις και αξιολογήσεις για τις δύο τεχνικές σε τηλεπισκοπικές εφαρμογές.

Η πιο διαδεδομένη τεχνική αξιολόγησης μίας κατάτμησης νεφών σημείων σε επίπεδα είναι αυτή που καταγράφει τους παρακάτω τύπους οντοτήτων που σχετίζονται με τον προσδιορισμό επιπέδων:

- Ορθώς προσδιορισμένα επίπεδα (correct planes): Αποτελούν επίπεδα που προσδιορίστηκαν ορθά. Για τον λόγο αυτό θεωρούνται ως TP οντότητες.
- Μη κατατμημένα επίπεδα (non-segmented planes): Αποτελούν επίπεδα που δεν προσδιορίστηκαν ενώ έπρεπε να προσδιοριστούν. Για τον λόγο αυτό θεωρούνται ως FN οντότητες.

- Υπο-κατατμημένα επίπεδα (under-segmented planes): Αποτελούν δύο ή περισσότερα επίπεδα τα οποία συνενώθηκαν εσφαλμένα σε ένα επίπεδο. Τα επίπεδα αυτά θεωρούνται ως FN οντότητες.
- Υπερ-κατατμημένα επίπεδα (over-segmented planes): Αποτελούν επίπεδα που υποδιαιρέθηκαν εσφαλμένα σε περισσότερα. Τα επίπεδα αυτά θεωρούνται ως FP οντότητες.
- Πλασματικά επίπεδα (spurious planes): Αποτελούν επίπεδα που είναι αμιγώς εσφαλμένα και δεν θα έπρεπε να προσδιοριστούν. Για τον λόγο αυτό θεωρούνται ως FP οντότητες.

Στην Εικόνα 2.20 απεικονίζονται τυπικές περιπτώσεις των FN και FP οντοτήτων σε περίπτωση κατάτμησης κτισμάτων σε επίπεδα για νέφη σημείων από LIDAR [344]. Η ποσοτική αξιολόγηση της κατάτμησης νεφών σημείων σε επίπεδα μπορεί να γίνει καταγράφοντας τις οντότητες TP, FN και FP βάσει δεδομένων ελέγχου και υπολογίζοντας τα αντίστοιχα ποσοστά επιτυχίας  $C_m$ ,  $C_r$  και  $Q$  [10] [12] [361].



**Εικόνα 2.20:** Τυπικές περιπτώσεις των FN και FP οντοτήτων σε περίπτωση κατάτμησης οροφών κτισμάτων σε επίπεδα για νέφη σημείων από LIDAR. Πηγή: [344]

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΝΕΦΗ ΣΗΜΕΙΩΝ ΣΕ ΣΥΝΘΕΤΕΣ ΑΣΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ

Όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 2.4.2, στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν γίνει αρκετές συγκρίσεις μεταξύ των νεφών σημείων από LIDAR και DIM σε διάφορες εναέριες εφαρμογές. Ωστόσο, οι περισσότερες από αυτές, αφορούν τυπικές περιπτώσεις αστικών περιοχών ενώ η ανάδειξη των διαφορών μεταξύ των δύο ειδών νεφών σημείων γίνεται μέσω της απευθείας σύγκρισής τους. Στόχος του παρόντος κεφαλαίου είναι η ανάδειξη των διαφορών τους όχι μόνο μέσα από την απευθείας σύγκρισή τους αλλά και μέσα από τη σύγκριση φωτογραμμετρικών προϊόντων (ορθοεικόνες). Επίσης, οι συγκρίσεις αυτές γίνονται σε σύνθετες αστικές περιοχές με ιδιαίτερη αρχιτεκτονική και έντονες ασυνέχειες βάθους όπως και σε ημι-αστικές περιοχές. Η περιοχή μελέτης βρίσκεται στη νήσο Μήλο, Ελλάδα. Πρόσθετος στόχος είναι η καταγραφή των προβλημάτων που εμφανίζονται στα όρια των κτισμάτων, τόσο στα νέφη σημείων όσο και στις παραγόμενες ορθοεικόνες, καθώς τα προβλήματα αυτά πρόκειται να επηρεάσουν σημαντικά τα αποτελέσματα από τις διαδικασίες ανίχνευσης, κατάτμησης και εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων (κεφάλαια 4, 5 και 6). Επιπλέον, γίνεται ανάλυση ευαισθησίας των παραμέτρων της μεθόδου SGM κατά την εφαρμογή της DIM.

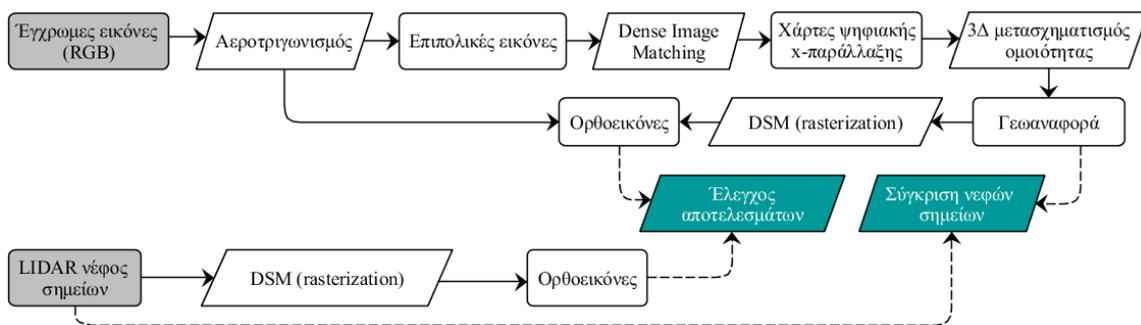
### 3.1 Μεθοδολογική προσέγγιση

Για την επίτευξη των παραπάνω αναπτύχθηκε μεθοδολογία της οποίας το διάγραμμα ροής παρουσιάζεται στην Εικόνα 3.1. Για την περίπτωση των νεφών σημείων από DIM, τα στάδια που περιλαμβάνει η προτεινόμενη μεθοδολογία είναι:

- αεροτριγωνισμός των εικόνων, που καλύπτουν την περιοχή μελέτης, με τη μέθοδο των δεσμών (bundle adjustment), για τον υπολογισμό των στοιχείων του εξωτερικού προσανατολισμού ( $X$ ,  $Y$ ,  $Z$ ,  $\omega$ ,  $\varphi$ ,  $\kappa$ ) της κάθε εικόνας,
- επιπολική επανασύσταση των εικόνων, βάσει των υπολογισθέντων εξωτερικών προσανατολισμών [87] [364],
- εκτέλεση διαδικασίας DIM για τον υπολογισμό των χαρτών ψηφιακής  $x$ -παράλλαξης,
- εξαγωγή των νεφών σημείων,
- γεωαναφορά των νεφών σημείων στο Ελληνικό Γεωδαιτικό Σύστημα Αναφοράς (ΕΓΣΑ'87) μέσω 3D μετασχηματισμού ομοιότητας (3D similarity transform), με τη χρήση φωτοσταθερών σημείων (Ground Control Points-GCPs),
- εξαγωγή του DSM σε ψηφιδωτή μορφή (rasterization),
- παραγωγή ορθοεικόνας.

Η εξαγωγή του DSM σε ψηφιδωτή μορφή εκτελείται σε δύο στάδια. Στο πρώτο στάδιο, δημιουργείται η αντίστοιχη επιφάνεια πλέγματος τριγώνων. Μία από τις πιο δημοφιλείς τεχνικές τριγωνισμού είναι η Voronoi [365]. Στο δεύτερο στάδιο, γίνεται επίθεση ενός κανάβου πάνω στην επιφάνεια πλέγματος τριγώνων και υπολογίζοντας τον μέσο όρο των τιμών των υψομέτρων για όσα σημεία της επιφάνειας εμπίπτουν στην κάθε εικονοψηφίδα της εικόνας raster [23].

Τα νέφη σημείων από LIDAR προήλθαν από προηγούμενη εργασία [366], στα οποία έγινε διασφάλιση ποιότητας (Quality Assurance-QA) και εξακρίβωση αυτής (Quality Control-QC). Πιο συγκεκριμένα έγινε οριζοντιογραφική σύγκριση του LIDAR/DSM με άλλα υποβάθρα αναφοράς, με την τελική διαφοροποίηση μεταξύ τους να εμπίπτει εντός της τάξης του 1 m που ήταν και η αβεβαιότητα της όλης διαδικασίας. Η υψομετρική ακρίβεια του LIDAR/DTM ήταν της τάξης των 0.20 m, γεγονός που επιβεβαίωσε την υψηλή υψομετρική ποιότητα των επιφανειών που προέρχονται από δεδομένα LIDAR. Επίσης, έγινε παραγωγή ορθοεικόνας, με χρήση GCPs από το LIDAR/DSM. Η υπέρθεση της ορθοεικόνας επί της εικόνας έντασης, έδειξε πολύ καλή ταύτιση μεταξύ των δύο υποβάθρων επιβεβαιώνοντας την καλή εσωτερική αξιοπιστία της προτεινόμενης μεθοδολογίας. Τα χαρακτηριστικά του σταθμού εργασίας που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εφαρμογή ήταν CPU (Central Processing Unit) στα 2.00 GHz και 4GB μνήμη RAM.



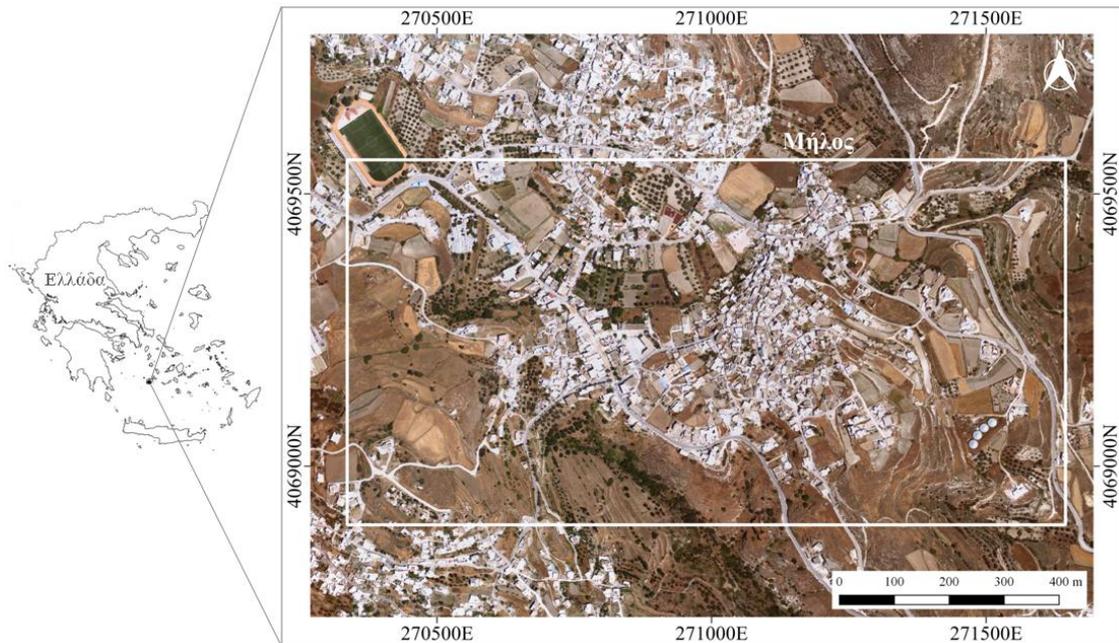
**Εικόνα 3.1:** Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας για τη σύγκριση νεφών σημείων από LIDAR και DIM και των αντίστοιχων ορθοεικόπων.

## 3.2 Εφαρμογή

### 3.2.1 Περιοχή μελέτης και δεδομένα

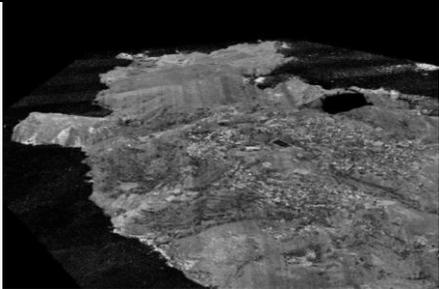
Η περιοχή μελέτης, για την εφαρμογή της προτεινόμενης μεθοδολογίας σύγκρισης των νεφών σημείων από LIDAR και DIM, βρίσκεται στο βόρειο τμήμα της νήσου Μήλου, Κυκλάδες, Ελλάδα και περιλαμβάνει αστικές και ημι-αστικές περιοχές (Εικόνα 3.2). Τα κτίσματα στις αστικές περιοχές έχουν πολύπλοκη δομή καθώς ακολουθούν την Κυκλαδίτικη αρχιτεκτονική (συνεχές σύστημα δόμησης με βαθμιδωτές υψομετρικές μεταβολές των επιπέδων των στεγών). Οι στέγες των κτισμάτων στην πλειοψηφία τους εμφανίζονται με λευκό χρώμα. Οι ημι-αστικές περιοχές περιέχουν κυρίως «γυμνό» έδαφος (bare-earth) με τοπικές απότομες μεταβολές του αναγλύφου

(π.χ. ύπαρξη αναβαθμών ή απότομων πλαγιών) αλλά και σποραδικά κτίσματα που στις περισσότερες περιπτώσεις είναι ξενοδοχειακά συγκροτήματα.



**Εικόνα 3.2:** Περιοχή μελέτης στη νήσο Μήλο, Ελλάδα.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν επικαλυπτόμενες RGB εικόνες και νέφη σημείων από LIDAR, τα οποία λήφθηκαν ταυτόχρονα (Πίνακας 3.1). Για τις ανάγκες προσανατολισμού των εικόνων μετρήθηκαν στο πεδίο 9 GCPs, με τη χρήση διπλόσυχνου δέκτη GNSS και τη μέθοδο Real Time Kinematic (RTK), με ακρίβεια καλύτερη από 3 cm και στις τρεις διαστάσεις. Επίσης, για τις ανάγκες ελέγχου των αποτελεσμάτων μετρήθηκαν και 18 σημεία ελέγχου (Check Points-CPs) καταναμημένα στην ευρύτερη περιοχή μελέτης. Οι οριζοντιογραφικές ( $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$ ) και υψομετρικές ακρίβειες  $\sigma_z$  των δεδομένων υπολογίστηκαν βάσει των CPs [23] [367].

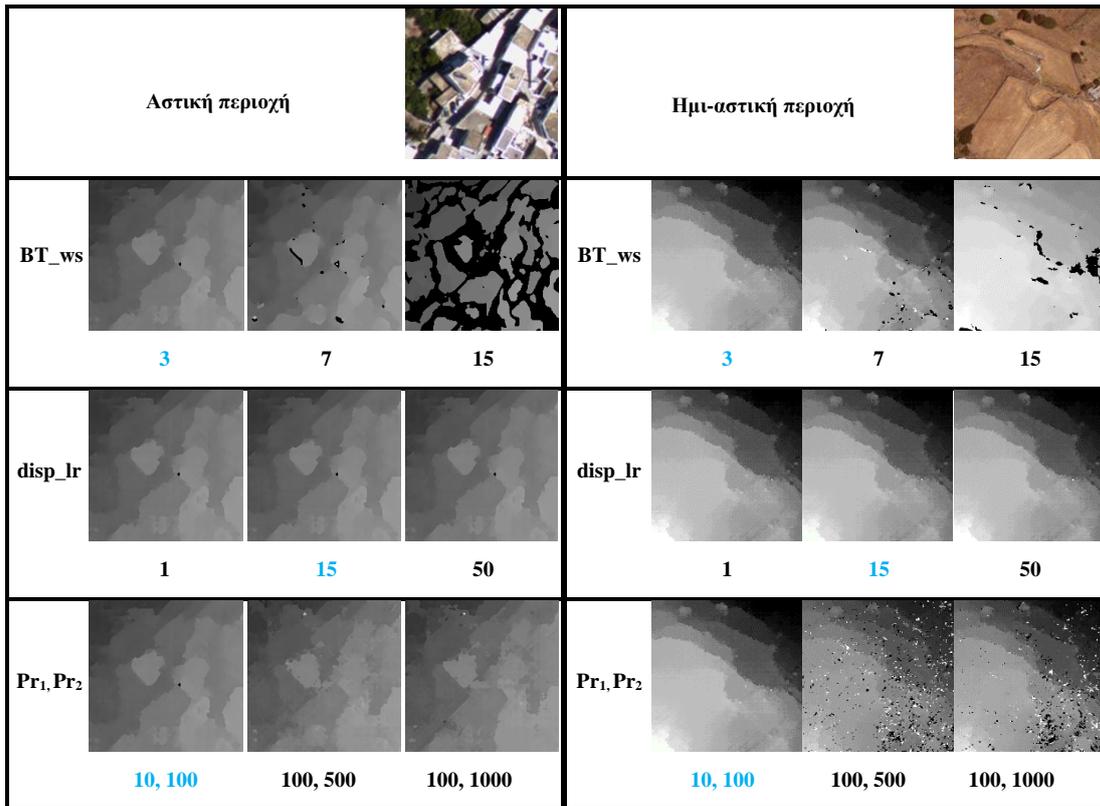
	LIDAR	Εικόνες
Δέκτης	ALS50-II	Leica RCD105
Τύπος δεδομένων	Νέφος σημείων	RGB εικόνες (επικάλυψη 60%)
Πυκνότητα νέφους σημείων → GSD	2.5 σημεία/m <sup>2</sup> →0.60 m	10 σημεία/m <sup>2</sup> →0.30 m
Οριζ. ακρίβεια $\sigma_x, \sigma_y$	1.18 m	0.20 m
Υψομετρ. ακρίβεια $\sigma_z$	0.18 m	0.45 m
Οπτικοποίηση		
	Τιμές έντασης	Φωτογραμμετρικό μπλοκ

Πίνακας 3.1: Χαρακτηριστικά του σετ δεδομένων της Μήλου. Πηγές: [23] [368]

### 3.2.2 Σύγκριση μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM

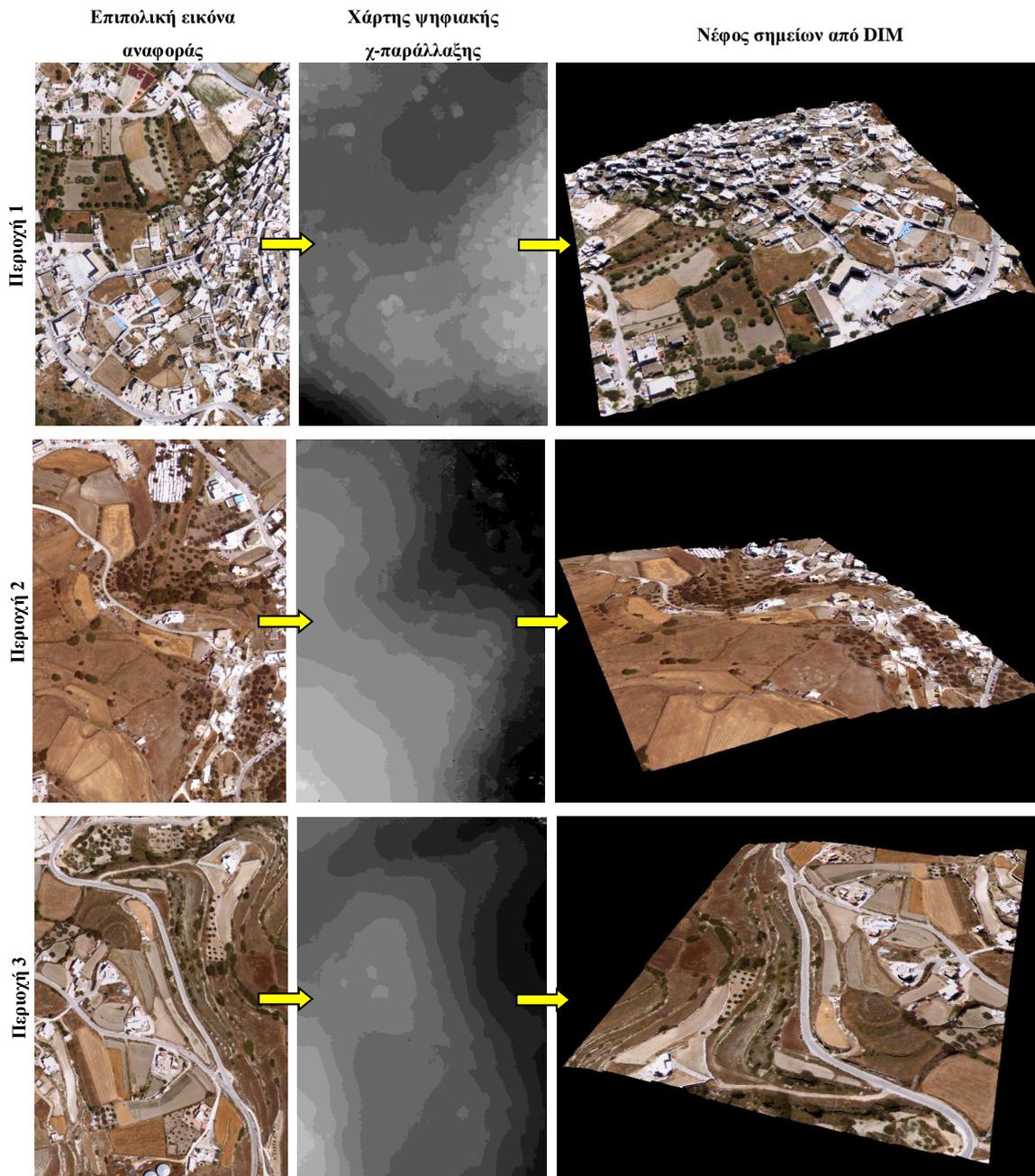
Η διαδικασία DIM εφαρμόστηκε για κάθε διαδοχικό ζεύγος επιπολικών εικόνων με χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Visual C++ της Microsoft και της ανοιχτής βιβλιοθήκης OpenCV [369]. Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση StereoSGBM (Stereo Semi Global Block Matching) [370], με την οποία εκτελείται η υπο-σύνολη μέθοδος SGM με τη μέθοδο κόστους συνταύτισης BT [116]. Για την εξαγωγή των βέλτιστων αποτελεσμάτων στη διαδικασία DIM εξετάστηκε η ευαισθησία τεσσάρων βασικών παραμέτρων του αλγορίθμου σε αστικές και ημι-αστικές περιοχές: 1) BT\_ws, διάσταση του ψηφιακού παραθύρου για τον υπολογισμό του συσσωματωμένου κόστους συνταύτισης, 2) disp\_lr, μέγιστη επιτρεπόμενη διαφορά (σε εικονοψηφίδες) κατά τον έλεγχο αμφίδρομης συμβατότητας, 3) Pr<sub>1</sub>, παράμετρος για τη δέσμευση εξομάλυνσης όταν οι γειτονικές εικονοψηφίδες έχουν μικρές διαφορές ψηφιακής x-παράλλαξης, και 4) Pr<sub>2</sub>, παράμετρος για τη δέσμευση εξομάλυνσης όταν οι γειτονικές εικονοψηφίδες έχουν μεγάλες διαφορές ψηφιακής x-παράλλαξης (Εικόνα 3.2).

Η χρήση μικρών διαστάσεων ψηφιακού παραθύρου 3×3 φαίνεται πως απέδωσε καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με άλλα μεγαλύτερα τόσο στις αστικές όσο και στις ημι-αστικές περιοχές. Επίσης, οι επιλεγμένες τιμές των παραμέτρων disp\_lr, Pr<sub>1</sub> και Pr<sub>2</sub> συνεισέφεραν στη βέλτιστη απόδοση του αλγορίθμου ειδικά στις περιοχές με έντονες ασυνέχειες βάθους και αποκρύψεις. Ενδεικτικά αναφέρεται πως ο υπολογιστικός χρόνος για την εξαγωγή ενός χάρτη ψηφιακής x-παράλλαξης μιας περιοχής με εμβαδόν επιφάνειας 0.19 Km<sup>2</sup> (1355×1615 εικονοψηφίδες) ήταν 4.5 sec. Στην Εικόνα 3.3 παρουσιάζονται οι χάρτες ψηφιακής x-παράλλαξης τριών επιλεγμένων τμημάτων της περιοχής μελέτης και τα αντίστοιχα νέφη σημείων από DIM χρωματισμένα από τις επιπολικές εικόνες αναφοράς.



**Πίνακας 3.2:** Χάρτες ψηφιακής x-παράλλαξης αστικών και ημι-αστικών περιοχών χρησιμοποιώντας διαφορετική παραμετροποίηση του αλγορίθμου SGM. Με κυανό χρώμα υποδεικνύονται οι τελικές επιλεγμένες τιμές των παραμέτρων.

Η γεωαναφορά των νεφών σημείων από DIM στο ΕΓΣΑ'87 έγινε μέσω 3Δ μετασχηματισμού ομοιότητας, με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων (M.E.T.), και τη χρήση κατανεμημένων GCPs και CPs [120]. Για την εκτέλεση του μετασχηματισμού ομοιότητας συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB [196]. Οι παράμετροι του 3Δ μετασχηματισμού ομοιότητας είναι επτά: τρεις μεταθέσεις ( $T_x, T_y, T_z$ ), τρεις στροφές ( $\omega, \phi, \kappa$ ) και ένας συντελεστής κλίμακας ( $S_c$ ). Θα πρέπει να σημειωθεί πως για τις ανάγκες της γεωαναφοράς μετρήθηκαν πρόσθετα GCPs και CPs στον ψηφιακό φωτογραμμετρικό σταθμό μέσω στερεοσκοπικής απόδοσης, λόγω της δυσκολίας σκόπευσης στο νέφος σημείων από DIM άλλων μετρημένων στο πεδίο GCPs και CPs στο πεδίο λόγω τοπικών αλλοιώσεων σε ακμές αντικειμένων, γωνίες κτισμάτων κ.λπ. Στον Πίνακα 3.3 παρουσιάζονται οι 7 υπολογισθείσες παράμετροι του 3Δ μετασχηματισμού ομοιότητας όπως και οι επιτευχθείσες ακρίβειες (τυπικό σφάλμα  $\sigma_0$  και rms ) της γεωαναφοράς βάσει CPs.

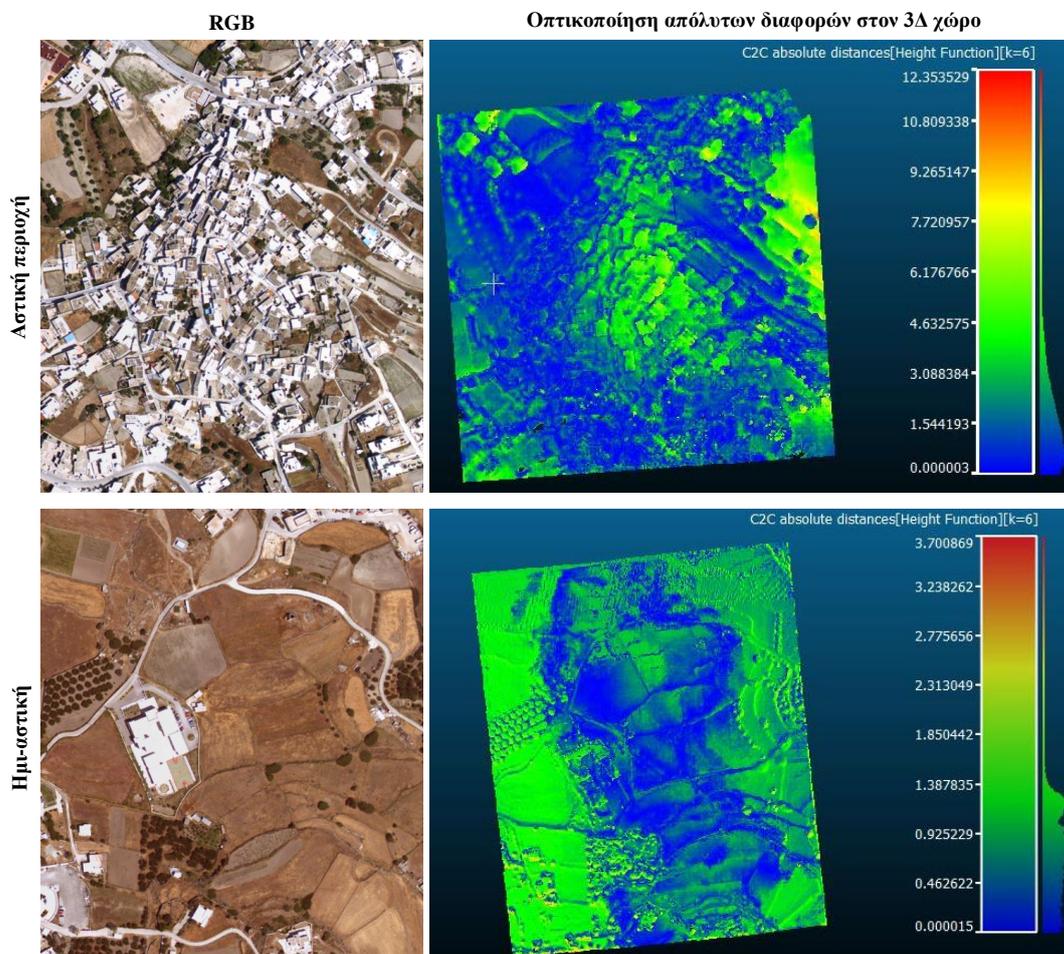


Εικόνα 3.3: Νέφη σημείων από DIM για τρεις υπο-περιοχές μελέτης.

Παράμετροι του 3Δ μετασχηματισμού ομοιότητας					Ακρίβειες γεωαναφοράς βάσει σημείων ελέγχου		
	Αστική περιοχή		Ημι-αστική περιοχή			Αστική περιοχή	Ημι-αστική περιοχή
$T_x$ (m)	538619.26	$\pm 1.20$	537834.61	$\pm 1.55$	rms (X) (m)	0.22	0.58
$T_y$ (m)	4066203.22	$\pm 1.15$	4066137.01	$\pm 1.55$	rms (Y) (m)	0.15	0.95
$T_z$ (m)	147.39	$\pm 1.64$	169.95	$\pm 2.74$	rms (Z) (m)	2.09	1.19
$\omega$ (grad)	-5.5883	$\pm 0.0145$	-0.0078	$\pm 0.0105$	Συνολικό rms (m)	2.10	1.63
$\varphi$ (grad)	0.8013	$\pm 0.0050$	-7.8132	$\pm 0.0046$	$\sigma_{oX}$	0.25	0.68
$\kappa$ (grad)	-104.0000	$\pm 0.0046$	-306.6000	$\pm 0.0042$	$\sigma_{oY}$	0.17	1.09
$S_c$	-0.282	$\pm 0.001$	-0.271	$\pm 0.001$	$\sigma_{oZ}$	2.33	1.38
$\sigma_o$	1.66		1.46		Συνολικό $\sigma_o$ (m)	2.35	1.88

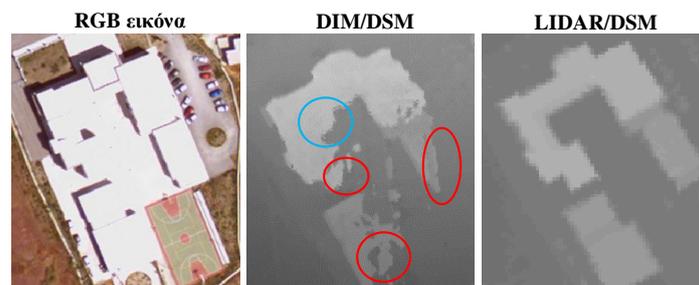
Πίνακας 3.3: Οι υπολογισθείσες παράμετροι του 3Δ μετασχηματισμού ομοιότητας του νέφους σημείων από DIM και οι επιτευχθείσες ακρίβειες της γεωαναφοράς βάσει σημείων ελέγχου.

Για τις ανάγκες της σύγκρισης μεταξύ των δύο νεφών σημείων, μετασχηματίστηκε το νέφος σημείων από LIDAR από το σύστημα WGS'84/UTM/Z35N στο ΕΓΣΑ'87. Για την απαλοιφή πιθανών οριζοντιογραφικών και υψομετρικών συστηματικών μεταθέσεων εφαρμόστηκε πρώτα ο αλγόριθμος ICP. Στην Εικόνα 3.4 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της απευθείας σύγκρισης μεταξύ των δύο νεφών σημείων μέσω της τεχνικής των απόλυτων διαφορών CloudtoCloud (C2C)-height function σε περιοχή αναζήτησης 6 γειτονικών σημείων [371-372]. Οι μεγαλύτερες διαφορές που παρατηρήθηκαν ήταν στις αστικές περιοχές και οφείλονται κυρίως σε αναντιστοιχίες κατά την εφαρμογή της DIM αλλά και στην υπο-δειγματοληψία (μικρή πυκνότητα) του νέφους σημείων από LIDAR. Η μικρή πυκνότητα του νέφους σημείων από LIDAR είχε ως αποτέλεσμα την απουσία σημαντικής πληροφορίας στα όρια κάποιων κτισμάτων ενώ παράλληλα κάποια μικρά κτίσματα περιγράφηκαν μερικώς. Στις ημι-αστικές περιοχές όπου το ανάγλυφο της περιοχής ήταν πιο ήπιο και χωρίς πολλές ανθρωπογενείς κατασκευές, οι διαφορές μεταξύ των δύο τύπων νεφών σημείων ήταν μικρότερες. Σε επόμενο στάδιο εξήχθησαν τα LIDAR/DSMs και DIM/DSMs της αστικής και της ημι-αστικής περιοχής για τη δημιουργία των αντίστοιχων ορθοεικόνων.



**Εικόνα 3.4:** Σύγκριση μεταξύ νεφών σημείων από LIDAR και DIM σε αστική και ημι-αστική περιοχή.

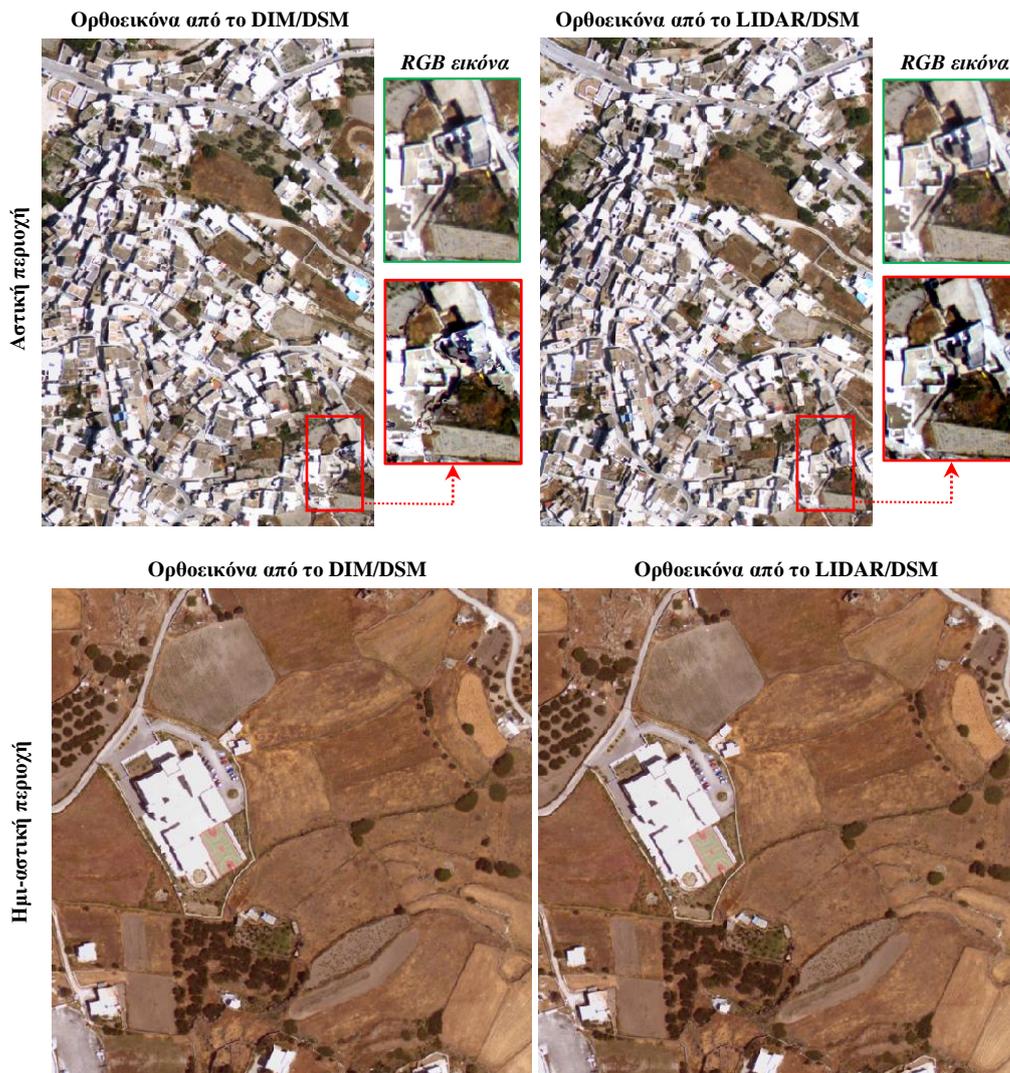
Παρά το γεγονός πως τα DIM/DSMs έχουν καλύτερη ανάλυση σε σχέση με τα LIDAR/DSMs, τα πρώτα παρουσίασαν τοπικά φαινόμενα θορύβου (τραχύτητα σημείων) στις επιφάνειες των αντικειμένων και σημαντικές παραμορφώσεις στα όρια τους. Η χρήση πολλαπλών εικόνων και η συμπληρωματική λήψη πλάγιων εικόνων θα μπορούσε να ελαχιστοποιήσει τέτοιου είδους προβλήματα. Αντίθετα, τα LIDAR/DSMs φαίνεται πως περιγράφουν με μεγαλύτερη πιστότητα τα αντικείμενα παρά τη μικρότερη πυκνότητά τους. Στην Εικόνα 3.5 παρουσιάζεται ένα τυπικό πρόβλημα αναντιστοιχιών και εσφαλμένων παρεμβολών σε περιοχές με ελλιπή υφή κατά την εφαρμογή της DIM με επίδραση στα εξαχθέντα DIM/DSMs.



**Εικόνα 3.5:** Αναντιστοιχίες (κόκκινη έλλειψη) και εσφαλμένες παρεμβολές (κυανή έλλειψη) κατά την εφαρμογή της DIM σε περιοχές με ελλιπή υφή.

### 3.2.3 Σύγκριση παραγόμενων ορθοεικόνων για νέφη σημείων από LIDAR και DIM

Ο έλεγχος ακρίβειας των ορθοεικόνων έγινε μέσω 37 κατανεμημένων CPs τα οποία μετρήθηκαν σε ψηφιακό φωτογραμμετρικό σταθμό μέσω στερεοσκοπικής απόδοσης (Πίνακας 3.4). Στην Εικόνα 3.6 παρουσιάζονται οι ορθοεικόνες που εξήχθησαν από τα DIM/DSMs και τα LIDAR/DSMs για την αστική και την ημιαστική περιοχή. Στις περιοχές όπου παρουσιάστηκαν προβλήματα κατά τη δημιουργία των DIM/DSMs και των LIDAR/DSMs εμφανίστηκαν αντίστοιχα αλλοιώσεις στις ακμές των αντικειμένων στις ορθοεικόνες (κόκκινο πλαίσιο στην Εικόνα 3.6). Στις αστικές περιοχές παρατηρήθηκαν υψηλές συστηματικές μεταθέσεις κατά X και για τις δύο περιπτώσεις ορθοεικόνων, οι οποίες οφείλονται, κυρίως, γιατί ο έλεγχος βασίστηκε σε σημεία που μετρήθηκαν στον ψηφιακό φωτογραμμετρικό σταθμό. Επίσης, η συστηματική αυτή μετατόπιση οφείλεται και σε εναπομείναντα σφάλματα κατά τη διαδικασία της γεωαναφοράς των νεφών σημείων. Για την απαλοιφή τέτοιου είδους σφαλμάτων στα νέφη σημείων από DIM ενδείκνυται ενιαία επίλυση σε συνδυασμό με πολυεικονική προσέγγιση [144] ή και με πιο εξελιγμένες τεχνικές γεωαναφοράς [373-375]. Οι επιτευχθείσες ακρίβειες των ορθοεικόνων από τα LIDAR/DSMs παρουσίασαν ομοιογενή συμπεριφορά στις αστικές και στις ημι-αστικές περιοχές ( $\sigma_0=0.92$  m) σε αντίθεση με τα DIM/DSMs που παρουσίασαν αδυναμίες στις αστικές περιοχές ( $\sigma_0=2.91$  m). Ωστόσο στις ημι-αστικές περιοχές οι ορθοεικόνες τόσο από τα LIDAR/DSMs όσο και από τα DIM/DSMs παρουσίασαν ικανοποιητικές ακρίβειες ( $\sigma_0=0.92$  m και  $\sigma_0=1.06$  m αντίστοιχα).



Εικόνα 3.6: Ορθοεικόνες από τα DIM/DSMs και τα LIDAR/DSMs.

Έλεγχος ακρίβειας ορθοεικόνων από τα DIM/DSMs	Αστική περιοχή	Ημι-αστική περιοχή	Έλεγχος ακρίβειας ορθοεικόνων από τα LIDAR/DSMs	Αστική περιοχή	Ημι-αστική περιοχή
rms (X)	3.57 m	0.90 m	rms (X)	3.67 m	1.44 m
rms (Y)	0.98 m	0.65 m	rms (Y)	0.57 m	0.90 m
Συνολικό rms	3.70 m	1.11 m	Συνολικό rms	3.71 m	1.70 m
Συστηματικό σφάλμα (X)	2.46 m	0.22 m	Συστηματικό σφάλμα (X)	3.60 m	1.40 m
Συστηματικό σφάλμα (Y)	-0.13 m	0.31 m	Συστηματικό σφάλμα (Y)	0.19 m	0.33 m
Συνολικό συστηματικό σφάλμα	2.46 m	0.38 m	Συνολικό συστηματικό σφάλμα	3.60 m	1.44 m
$\sigma_0$ (X)	2.73 m	0.89 m	$\sigma_0$ (X)	0.73 m	0.31 m
$\sigma_0$ (Y)	1.03 m	0.58 m	$\sigma_0$ (Y)	0.55 m	0.86 m
Συνολικό σφάλμα $\sigma_0$	2.91 m	1.06 m	Συνολικό σφάλμα $\sigma_0$	0.92 m	0.92 m

Πίνακας 3.4: Αποτελέσματα του ελέγχου ακρίβειας των ορθοεικόνων από τα DIM/DSMs και LIDAR/DSMs.

### 3.3 Συμπεράσματα

Τόσο τα νέφη σημείων από LIDAR όσο και τα νέφη σημείων από DIM φαίνεται πως ανταποκρίνονται σε γενικές γραμμές ικανοποιητικά ακόμα και σε σύνθετες αστικές περιοχές με ιδιαίτερη αρχιτεκτονική όπως επίσης και σε ημι-αστικές περιοχές. Σε ημι-αστικές περιοχές όπου το ανάγλυφο της περιοχής είναι πιο ήπιο και χωρίς πολλές ανθρωπογενείς κατασκευές, οι διαφορές μεταξύ των δύο τύπων νεφών σημείων φαίνεται πως είναι μικρές. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την επίτευξη παρόμοιων ακριβειών από τις παραγόμενες ορθοεικόνες. Παρόλα αυτά, στις αστικές περιοχές όπου παρατηρούνται έντονες ασυνέχειες βάθους και αποκρύψεις, τα νέφη σημείων από DIM παρουσιάζουν σημαντικές τοπικές παραμορφώσεις στα όρια των αντικειμένων. Αυτό έχει επίπτωση και στις παραγόμενες ορθοεικόνες παρουσιάζοντας αντίστοιχες αλλοιώσεις. Για την εξαγωγή των βέλτιστων αποτελεσμάτων στη διαδικασία DIM, απαιτείται η κατάλληλη παραμετροποίηση του εκάστοτε εφαρμοζόμενου αλγορίθμου. Η μικρή πυκνότητα του νέφους σημείων από LIDAR έχει ως αποτέλεσμα την απουσία σημαντικής πληροφορίας στα όρια κάποιων κτισμάτων ενώ παράλληλα κάποια μικρά κτίσματα περιγράφονται μερικώς. Ωστόσο, τα νέφη σημείων από LIDAR παρουσιάζουν ομοιογενείς ακρίβειες στις παραγόμενες ορθοεικόνες των αστικών και των ημι-αστικών περιοχών. Τα προβλήματα που εμφανίζονται στα όρια των κτισμάτων, τόσο στα νέφη σημείων όσο και στις παραγόμενες ορθοεικόνες, πρόκειται να επηρεάσουν σημαντικά τα αποτελέσματα από τις διαδικασίες ανίχνευσης, κατάτμησης και εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΚΤΙΣΜΑΤΩΝ

Στόχος του παρόντος κεφαλαίου είναι η ανίχνευση κτισμάτων μέσω νέων τεχνικών αλλά και μέσω της ανάπτυξης αλγορίθμων σε δεδομένα με: 1) ραδιομετρική πληροφορία, 2) υψομετρική πληροφορία, 3) συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας, 4) συνδυασμό τυπικών χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας (δηλαδή χρήση μόνο της κανονικοποιημένης υψομετρικής πληροφορίας, της πληροφορίας της έντασης και των πολλαπλών επιστροφών), και 5) συνδυασμό κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας (δηλαδή συνδυαστική χρήση της κανονικοποιημένης υψομετρικής πληροφορίας, της πληροφορίας της έντασης και των πολλαπλών επιστροφών με άλλα χαρακτηριστικά όπως εντροπία, κατανομή των normals κ.ά.). Οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται περιλαμβάνουν αλγόριθμους μηχανικής μάθησης και παραμετρικής μοντελοποίησης. Επιπλέον γίνεται αναλυτική περιγραφή των κατάλληλων στοιχείων (κανάλια, δείκτες και χαρακτηριστικά) που πρόκειται να χρησιμοποιηθούν όπως και διερεύνηση της απόδοσης των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης σε περιπτώσεις τροφοδότησης τους με διάφορα ποσοστά δειγμάτων εκπαίδευσης. Τα αποτελέσματα των εφαρμοζόμενων αλγορίθμων αξιολογούνται ποιοτικά και ποσοτικά και διερευνάται η σχέση ακρίβειας και υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Επίσης, γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων με τα αντίστοιχα από άλλους αλγόριθμους της διεθνούς βιβλιογραφίας.

### 4.1 Αλγόριθμος βαθιάς επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης

Στην παρούσα διερεύνηση έγινε ανίχνευση κτισμάτων σε σύνθετες αστικές περιοχές μέσω βαθιάς μηχανικής μάθησης σε: 1) νέφη σημείων από LIDAR 2) νέφη σημείων από DIM, 3) ορθοεικόνες, και 4) συνδυασμό ορθοεικόνων και νεφών σημείων από DIM [376-377]. Οι εναέριες εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν περιείχαν διαφορετική ραδιομετρία (CIR, RGB και σαρωμένες ασπρόμαυρες) και ήταν διαφορετικής ανάλυσης. Ο ταξινομητής που χρησιμοποιήθηκε ήταν ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο CNN το οποίο ταξινόμησε την κάθε περιοχή σε τρεις κλάσεις: 1) «Κτίσματα», 2) «Βλάστηση», και 3) «Έδαφος», βάσει συλλεγμένων δειγμάτων εκπαίδευσης. Για λόγους σύγκρισης, εφαρμόστηκαν και άλλοι συμβατοί αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης όπως SVM με γραμμικό πυρήνα (Linear kernel), SVM με μη-γραμμικό πυρήνα (Radial Base Function-RBF kernel) και ένα τυπικό μη γραμμικό νευρωνικό δίκτυο ANN (με 1 κρυφό επίπεδο). Επιλέχθηκαν αστικές περιοχές με σύνθετο δομημένο περιβάλλον και διαφορετικούς τύπους κτισμάτων στις πόλεις: 1) Vaihingen (Γερμανία), 2) Περίσσα, νήσος Σαντορίνη, Ελλάδα, και 3) Καλοχώρι, βόρεια Ελλάδα.

#### 4.1.1 Μεθοδολογική προσέγγιση

Στην Εικόνα 4.1 απεικονίζεται το διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας για την εξαγωγή αντικειμένων ενδιαφέροντος (κτίσματα) μέσω επιβλεπόμενης βαθιάς μηχανικής μάθησης. Αρχικά γίνεται ο υπολογισμός των κατάλληλων στοιχείων, δηλαδή καναλιών, δεικτών και χαρακτηριστικών από τα συλλεγμένα δεδομένα. Για την εξαγωγή καλύτερων αποτελεσμάτων κατά τη διαδικασία της ταξινόμησης γίνεται κανονικοποίηση των τιμών του κάθε στοιχείου στο ανοιχτό διάστημα (0,1). Τα συλλεγμένα στοιχεία πλήθους  $l$  δομούνται με τέτοιο τρόπο ώστε να δημιουργηθεί μία «πολυ-επίπεδη» εικόνα εισόδου που καλείται «Multi Dimensional Feature Vector» (MDFV) με βάθος  $l$ . Η διαδικασία αυτή ονομάζεται (band stack). Για παράδειγμα αν χρησιμοποιηθούν για την ανίχνευση των αντικειμένων ενδιαφέροντος μία Colour-Infrared (CIR) εικόνα και ο αντίστοιχος δείκτης βλάστησης NDVI [191, 378-380], τότε τα συλλεγμένα στοιχεία είναι τα κανάλια που συνθέτουν την CIR εικόνα (δηλαδή τα NIR, R, G) και ο δείκτης NDVI. Έτσι το MDFV με βάθος  $l=4$  ορίζεται ως

$$\text{MDFV}=[\text{NIR R G NDVI}] \quad \text{Εξ. 4.1}$$

Σε περίπτωση που τα στοιχεία έχουν προέλθει από διαφορετικές πηγές δεδομένων (π.χ. εικόνες και νέφη σημείων από LIDAR), τότε το μέγεθος της εικονοψηφίδας του MDFV επιλέγεται συνήθως να είναι το ίδιο με το στοιχείο που έχει τη μικρότερη ανάλυση.

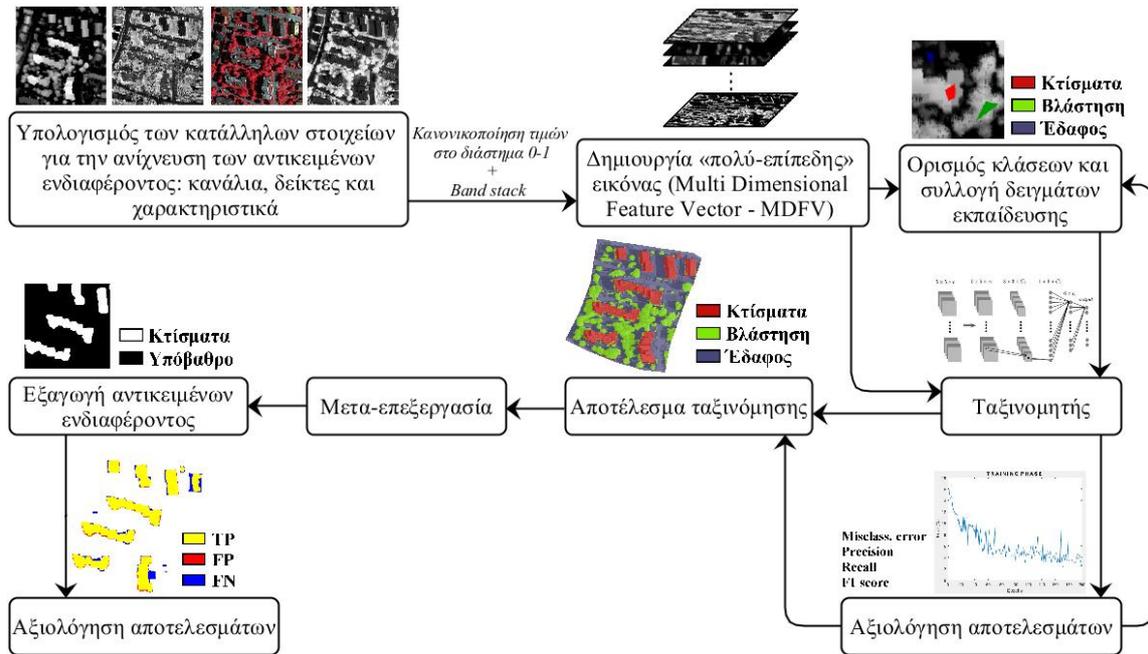
Στην παρούσα εφαρμογή ο ταξινομητής που χρησιμοποιήθηκε ήταν ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο CNN [20] σημασιολογικής κατάτμησης (semantic segmentation). Το συγκεκριμένο CNN όπως και κάποιοι άλλοι ταξινομητές δεν επεξεργάζονται και ταξινομούν μεμονωμένες εικονοψηφίδες αλλά κεντρικές σε μία οριζόμενη γειτονική περιοχή με διαστάσεις παραθύρου  $s \times s$  (patch) [211]. Με αυτόν τον τρόπο λαμβάνονται υπόψη και οι χωρικές (spatial) σχέσεις μεταξύ των γειτονικών εικονοψηφίδων. Η παραδοχή αυτή επικυρώνεται κυρίως για μικρές διαστάσεις παραθύρων καθώς έτσι αυξάνεται η πιθανότητα να ανήκουν οι γειτονικές εικονοψηφίδες στην ίδια κλάση. Επιπροσθέτως, η χρήση μικρών διαστάσεων patch διασφαλίζει μικρό υπολογιστικό κόστος. Το patch είναι στην ουσία ένας τανυστής (tensor) διαστάσεων  $s \times s \times l$  που εκπροσωπεί την εκάστοτε κεντρική εικονοψηφίδα  $q$  στη θέση  $\text{MDFV}(x,y) \equiv \text{MDFV}(q)$  ο οποίος τροφοδοτείται στην αντίστοιχη θέση του πρώτου συνελκτικού επιπέδου του CNN.

Ο εκάστοτε ταξινομητής τροφοδοτείται από το MDFV και υπολογίζει ένα πίνακα πιθανοτήτων (probability map) βάθους  $L$  για κάθε εικονοψηφίδα  $q$  στη θέση  $\text{MDFV}(x,y) \equiv \text{MDFV}(q)$ . Το διάνυσμα πιθανοτήτων στη θέση  $q$  υπολογίζεται ως

$$\mathbf{y}(q) = [p_{\omega_1}^q, p_{\omega_2}^q, \dots, p_{\omega_L}^q]^T \quad \text{Εξ. 4.2}$$

Όπου  $p_{\omega_j}^q$  η πιθανότητα να ανήκει η εικονοψηφίδα  $q$  σε μία από τις διαθέσιμες κλάσεις  $L$ . Για την κάθε εικονοψηφίδα  $q$  υπολογίζεται ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών  $f(q)$  το οποίο

αντιπροσωπεύει τις ιδιότητες της. Οι ιδιότητες αυτές μπορεί να είναι φασματικές, ραδιομετρικές, γεωμετρικές, χωρικές κ.ά., ανάλογα με τα χρησιμοποιούμενα στοιχεία στο MDFV. Ο μετασχηματισμός του  $f(q)$  σε  $y(q)$  μπορεί να γίνει μέσω γραμμικής (linear) ή μη-γραμμικής (non-linear) σχέσης  $g(\cdot)$ . Ωστόσο, η σχέση  $g(\cdot)$  δεν είναι γνωστή. Ένας τρόπος για τη μοντελοποίηση της είναι μέσω της χρήσης δειγμάτων εκπαίδευσης  $S$ , που αντιστοιχεί στις επιθυμητές κλάσεις πλήθους  $L$ , και το οποίο τροφοδοτεί τον ταξινομητή. Για την περίπτωση των νευρωνικών δικτύων, γίνεται ο υπολογισμός των συναπτικών βαρών (weights ή  $w$ ) για τον μετασχηματισμό του  $f(q)$  σε  $y(q)$ .



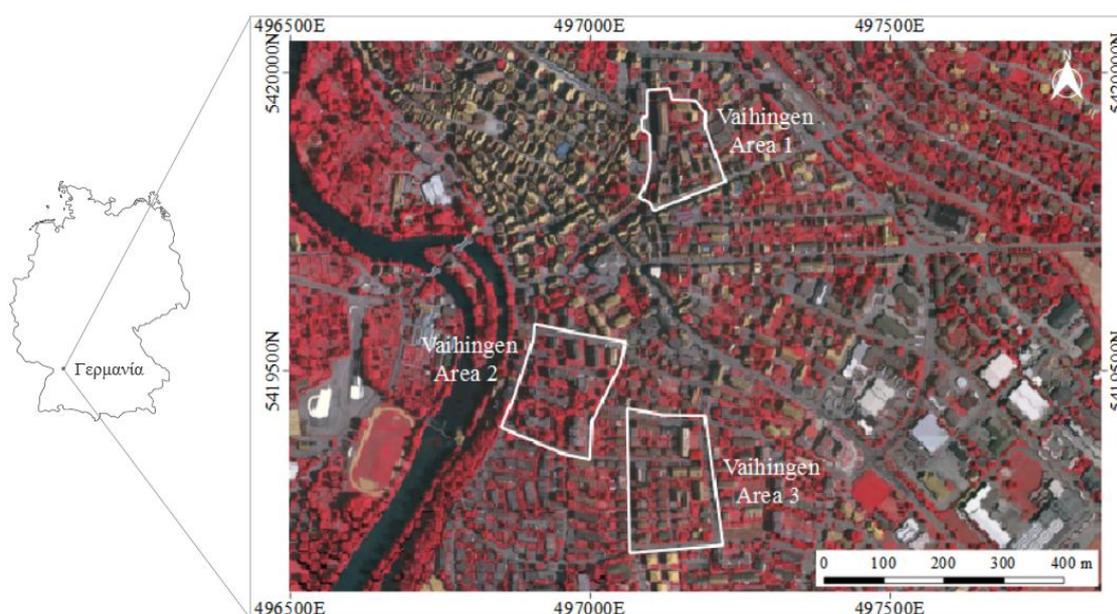
**Εικόνα 4.1:** Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας για την ανίχνευση κτισμάτων μέσω επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης.

Το τελικό αποτέλεσμα που βγαίνει ως έξοδος από τον ταξινομητή είναι μία ταξινομημένη εικόνα βάσει των επιθυμητών κλάσεων (ανά εικονοψηφίδα) με βάθος  $l=1$  και διαστάσεις πινακίδας (ύψος και μήκος σε pixels) ίδιες με το MDFV εισόδου. Στην παρούσα εφαρμογή οι επιθυμητές κλάσεις ήταν: 1) «Κτίσματα», 2) «Βλάστηση», και 3) «Έδαφος». Στο τελευταίο στάδιο γίνεται μετα-επεξεργασία του αποτελέσματος της ταξινομημένης εικόνας για τη βελτίωση του τελικού αποτελέσματος. Οι συνήθεις τεχνικές που εφαρμόζονται είναι τελεστές πλειοψηφίας και μορφολογικά φίλτρα (π.χ. συστολής, διαστολής, ελάχιστης ή μέγιστης τιμής κ.ά.). Με αυτή τη διαδικασία εκτελείται αυτόματη επαναταξινόμηση των εικονοψηφίδων σε νέες κλάσεις αλλά και ταυτόχρονα μείωση του θορύβου (μεμονωμένες εικονοψηφίδες ή μικρές συστάδες εικονοψηφίδων) κατά την εξαγωγή των αντικειμένων ενδιαφέροντος. Τα χαρακτηριστικά του σταθμού εργασίας που χρησιμοποιήθηκε ήταν CPU στα 2.27 GHz και 8GB μνήμη RAM.

#### 4.1.2 Περιοχές μελέτης και δεδομένα

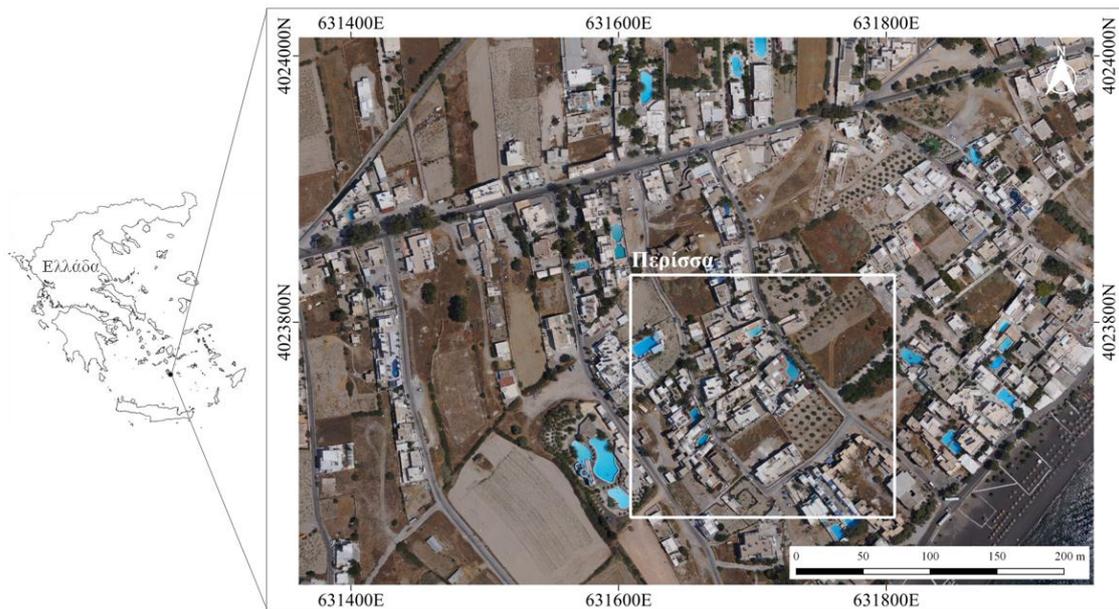
Οι περιοχές μελέτης βρίσκονται στις πόλεις: 1) Vaihingen, Γερμανία (Εικόνα 4.2), 2) Περίσσα, νήσος Σαντορίνη, Ελλάδα (Εικόνα 4.3), 3) Καλοχώρι, βόρεια Ελλάδα (Εικόνα 4.4). Στην πόλη Vaihingen χρησιμοποιήθηκαν ως περιοχές μελέτης τρεις υπο-περιοχές (Area 1, Area 2 και Area 3). Όλες οι περιοχές μελέτης διαφέρουν κατά πολύ μεταξύ τους καθώς παρουσιάζουν διαφορετικό ποσοστό αστικού πρασίνου (βλάστηση) αλλά και κτίσματα με διαφορετική αρχιτεκτονική. Πιο συγκεκριμένα:

- Η Area 1 (Vaihingen, Γερμανία) περιέχει ιστορικά κτίσματα ποικίλου ύψους με σύνθετη αρχιτεκτονική δομή όπως πολλαπλές και συνεχείς επικλινείς στέγες (δίριχτες ή τετράριχτες). Σε κάποιες περιπτώσεις κτισμάτων εντοπίζονται αντικείμενα επί των στεγών όπως καμινάδες κ.ά. Στην περιοχή εντοπίζονται σποραδικά κάποιες συστάδες υψηλής βλάστησης πλησίον των κτισμάτων.
- Η Area 2 (Vaihingen, Γερμανία) περιέχει ομοιογενούς αρχιτεκτονικής ψηλά κτίσματα αποτελούμενα κυρίως από πολλαπλές οριζόντιες στέγες. Η βλάστηση είναι πυκνή και περιλαμβάνει χαμηλούς θάμνους και ψηλά δέντρα τα οποία περιστοιχίζουν τα υφιστάμενα κτίσματα.
- Η Area 3 (Vaihingen, Γερμανία) περιέχει τυπικές περιπτώσεις κτισμάτων που συναντώνται σε ευρωπαϊκές ημι-αστικές περιοχές όπως μονοκατοικίες με δίριχτες στέγες και αραιή βλάστηση.



Εικόνα 4.2: Περιοχές μελέτης στην πόλη Vaihingen, Γερμανία: Area 1, Area 2 και Area 3. Πηγή: [12]

- Η Περίσσα (νήσος Σαντορίνη, Ελλάδα) είναι ένας παραθαλάσσιος οικισμός στη Σαντορίνη με έντονη τουριστική δραστηριότητα. Στις περισσότερες περιπτώσεις τα κτίσματα ανήκουν σε ξενοδοχειακά συγκροτήματα με σύγχρονη αρχιτεκτονική και πολύ-επίπεδες οροφές. Επίσης εντοπίζονται επί των στεγών αντικείμενα όπως ηλιακοί συλλέκτες κ.ά. αλλά και στέγαστρα που αποτελούν προσθήκες ή επεκτάσεις σε μεγαλύτερα κτίσματα. Η παρουσία της βλάστησης είναι μικρή περιλαμβάνοντας κυρίως περιοχές με «γυμνό» έδαφος. Η περιοχή μελέτης εξετάστηκε σε δύο χρονικές περιόδους, δηλαδή τα έτη 1995 και 2012.



**Εικόνα 4.3:** Περιοχή μελέτης στον οικισμό Περίσσα στη Σαντορίνη, Ελλάδα.

- Ο οικισμός Καλοχωρίου βρίσκεται στη βόρεια Ελλάδα δυτικά της Θεσσαλονίκης. Τα κτίσματα που βρίσκονται στην περιοχή έχουν σύνθετη δομή και αποτελούνται είτε από οριζόντιες και παράλληλες επίπεδες στέγες είτε από πολύ-επίπεδες και επικλινείς (δίριχτες ή τετράριχτες). Σε πολλές περιπτώσεις εντοπίζονται αντικείμενα επί των στεγών όπως ηλιακοί συλλέκτες, καμινάδες κ.ά. αλλά και μικρού μεγέθους αποθήκες ή στέγαστρα που αποτελούν προσθήκες ή επεκτάσεις σε μεγαλύτερα κτίσματα. Η βλάστηση εντοπίζεται σποραδικά στα οικοδομικά τετράγωνα αποτελούμενη είτε από χαμηλούς θάμνους είτε από ψηλότερα δέντρα που φτάνουν το ύψος των κτισμάτων. Συχνά παρατηρούνται συστάδες δέντρων είτε μεμονωμένα δέντρα που περιστοιχίζουν ή καλύπτουν τμήματα κτισμάτων αντίστοιχα.



**Εικόνα 4.4:** Περιοχή μελέτης στο Καλοχώρι, Ελλάδα.

Στον Πίνακα 4.1 φαίνονται τα σετ δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την κάθε περιοχή μελέτης. Στις περιοχές Area 1, Area 2, Area 3 και Καλοχωρίου υπήρξαν διαθέσιμα τόσο νέφη σημείων από LIDAR όσο και επικαλυπτόμενες εναέριες εικόνες. Τα δεδομένα λήφθηκαν την ίδια χρονική στιγμή [12] [41]. Στην περιοχή της Σαντορίνης υπήρξαν διαθέσιμες μόνο εναέριες εικόνες για την ίδια περιοχή μελέτης. Αναλυτικότερα, χρησιμοποιήθηκαν σαρωμένες ασπρόμαυρες (grayscale) αεροφωτογραφίες για το έτος 1995 (η σάρωση έγινε σε φωτογραμμετρικό σαρωτή στα 16  $\mu\text{m}$ ) και έγχρωμες από UAV για το έτος 2012. Τα σετ δεδομένων στις περιοχές του Καλοχωρίου και της Σαντορίνης αναφέρονται στο ΕΓΣΑ'87. Επίσης, σημειώνεται πως το σετ δεδομένων Vaihingen παραχωρήθηκε ελεύθερα σε προβολή WGS'84/UTM ζώνη 33N από τον επίσημο ιστότοπο της ISPRS (<http://www2.isprs.org/commissions/comm3/wg4/results.html>) ως σετ δεδομένων αναφοράς (benchmark dataset) [12] [381].

		Περιοχές μελέτης			
		Vaihingen (Area 1-3)	Σαντορίνη (2012)	Σαντορίνη (1995)	Καλοχώρι
Στοιχεία λήψης εικόνων και αποτελέσματα αεροτριγωνισμού	Τύπος εικόνων	Εναέριες πολλαπλές ψηφιακές εικόνες	Εναέριες πολλαπλές ψηφιακές εικόνες	Σαρωμένο στερεοζεύγος (κλίμακα 1:5000)	Στερεοζεύγος ψηφιακών εικόνων
	Κατά μήκος επικάλυψη	60%	60%	60%	60%
	Κατά πλάτος επικάλυψη	60%	20%		
	Κανάλια	CIR εικόνες από σύνθεση καναλιών: NIR/R/G	RGB εικόνες από σύνθεση καναλιών: R/G/B	Grayscale εικόνες	RGBNIR εικόνες από σύνθεση καναλιών: R/G/B/NIR
	Ακρίβεια αεροτριγωνισμού	<1pixel	<1.5pixel	<1pixel	<1.5pixel
Υψομετρική πληροφορία από το DIM/DSM	Λογισμικό για την εφαρμογή της DIM	Trimble Inpho [382] (Match-AT, Match-t DSM, Scop++, DTMaster)	Erdas Imagine (Imagine UAV)	Erdas Imagine (eATE)	Erdas Imagine (SGM)
	Ραδιομετρική πληροφορία στο νέφος σημείων από DIM	CIR: Αξιοποιήθηκε μόνο για λόγους οπτικοποίησης	RGB: Αξιοποιήθηκε μόνο για λόγους οπτικοποίησης	Grayscale: Αξιοποιήθηκε μόνο για λόγους οπτικοποίησης	CIR: Αξιοποιήθηκε για αφαίρεση της βλάστησης (παράγραφος 4.3.4)
	GSD του DIM/DSM	9cm	7cm	7cm	20cm
Υψομετρική πληροφορία από το LIDAR/DSM	Πρόσθετη πληροφορία στο νέφος σημείων από LIDAR	<ul style="list-style-type: none"> <li>Τιμές έντασης</li> <li>Πολλαπλές επιστροφές</li> </ul>			<ul style="list-style-type: none"> <li>Τιμές έντασης</li> <li>Πολλαπλές επιστροφές</li> </ul>
	GSD του LIDAR/DSM	25cm (→7 σημεία/m <sup>2</sup> )			20cm (→9 σημεία/m <sup>2</sup> )
Ραδιομετρική πληροφορία από τις ορθοεικόνες	Λογισμικό για τη δημιουργία των ορθοεικόνων	Trimble Inpho orthovista	Erdas Imagine (Imagine UAV)	Erdas Imagine (Imagine Photogrammetry)	Erdas Imagine (Imagine Photogrammetry)
	Κανάλια	NIR/R/G	R/G/B	Grayscale	R/G/B
	GSD της ορθοεικόνας	9cm	7cm	7cm	20cm

Πίνακας 4.1: Χαρακτηριστικά του σετ δεδομένων των επιλεγμένων περιοχών μελέτης.

#### 4.1.3 Δημιουργία της «πολυ-επίπεδης» εικόνας (Multi Dimensional Feature Vector - MDFV)

Σε απαιτητικές σκηνές όπως οι σύνθετες αστικές περιοχές, ο εκάστοτε ταξινομητής καλείται να εκτελέσει γραμμικούς ή μη-γραμμικούς υπολογισμούς για να μοντελοποιήσει σύνθετα ζητήματα που αφορούν τον φυσικό διαχωρισμό των αντικειμένων (π.χ. κτίσματα, βλάστηση, έδαφος κ.ά.). Για να επιτευχθεί αυτός ο διαχωρισμός απαιτείται η τροφοδότηση του εκάστοτε αλγορίθμου μηχανικής μάθησης (είτε ρηχής είτε βαθιάς) με τα κατάλληλα στοιχεία, δηλαδή κανάλια, δείκτες και χαρακτηριστικά. Μία από τις υποσχέσεις των CNNs είναι η αντικατάσταση των προσχεδιασμένων εξαγωγέων χαρακτηριστικών/φίλτρων, όπως τα φίλτρα gabor, με αποτελεσματικούς αλγορίθμους μάθησης αυτών των χαρακτηριστικών. Βάσει αυτής της λογικής

και με τη χρήση ικανού ποσοστού δειγμάτων εκπαίδευσης, τα CNNs δεν απαιτούν τον υπολογισμό πρόσθετων χαρακτηριστικών, πέρα από των τυπικών, ώστε να χρησιμοποιηθούν ως δεδομένα εισόδου. Ωστόσο η ιδιότητα τους αυτή δεν σημαίνει απαραίτητα και την παράλειψη σημαντικών στοιχείων που μπορεί να συνεισφέρουν στον διαχωρισμό των φυσικών αντικειμένων. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι ο διαχωρισμός των κτισμάτων από τη βλάστηση στα LIDAR/DSMs ή DSM/DSMs. Ακόμα και η χρήση εξελιγμένων αλγορίθμων βαθιάς μηχανικής μάθησης, όπως το CNN, αδυνατεί να διαφοροποιήσει επιτυχώς αυτές τις δύο κατηγορίες κάνοντας χρήση μόνο της υψομετρικής πληροφορίας. Αυτό συμβαίνει όταν παρατηρούνται παρόμοιες τιμές υψομέτρου μεταξύ των κτισμάτων και της βλάστησης συλλέγοντας έτσι αντιφατικά δείγματα εκπαίδευσης για τις κατηγορίες «Κτίσματα» και «Βλάστηση». Αντίστοιχα, το ίδιο μπορεί να συμβαίνει για τις κατηγορίες «Κτίσματα» και «Εδαφος» σε περιοχές με έντονο ανάγλυφο και ανισόπεδες περιοχές εδάφους όταν δεν αξιοποιείται η κανονικοποιημένη υψομετρική πληροφορία (nDSM). Ένα άλλο χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι ο διαχωρισμός των κτισμάτων από τους δρόμους όταν γίνεται χρήση μόνο της ραδιομετρικής πληροφορίας. Αυτό συμβαίνει όταν παρατηρούνται παρόμοιες ραδιομετρικές τιμές μεταξύ των σκιασμένων (ή και μη σκιασμένων) τμημάτων των κτισμάτων και των δρόμων (ή υπαίθριων χώρων) συλλέγοντας έτσι αντιφατικά δείγματα εκπαίδευσης για τις κατηγορίες «Κτίσματα» και «Εδαφος».

Για το λόγο αυτό υπολογίστηκαν διάφορα στοιχεία (κανάλια, δείκτες και γεωμετρικά/μορφολογικά χαρακτηριστικά) για τον επιτυχή διαχωρισμό των κλάσεων «Κτίσματα», «Βλάστηση» και «Εδαφος». Μάλιστα, ανάλογα με τον εκάστοτε τύπο δεδομένων, αυτά τα στοιχεία συνδυάστηκαν μεταξύ τους για να επιτευχθεί: 1) συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας, και 2) συνδυασμός κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας. Επίσης, στόχος είναι η αξιοποίηση δεδομένων που προέρχονται από έναν δέκτη, δηλαδή είτε μόνο από φωτογραφική μηχανή είτε μόνο από δέκτη LIDAR. Στην Εικόνα 4.5 φαίνονται τα κανάλια και οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν βάσει της ραδιομετρικής πληροφορίας ενώ στις Εικόνες 4.8, 4.9 και 4.10 τα κατάλληλα γεωμετρικά και μορφολογικά χαρακτηριστικά που υπολογίστηκαν και χρησιμοποιήθηκαν βάσει της υψομετρικής πληροφορίας.

Περιοχή μελέτης: Vaihingen			
Τύπος δεδομένων: Ορθοεικόνες			
Δείκτης/Κανάλια	Area 1	Area 2	Area 3
CIR από σύνθεση καναλιών: NIR/R/G			
NDVI			
Περιοχή μελέτης: Σαντορίνη 2012		Περιοχή μελέτης: Σαντορίνη 1995	
Τύπος δεδομένων: Ορθοεικόνες		Τύπος δεδομένων: Ορθοεικόνες	
Κανάλια		Κανάλια	
RGB από σύνθεση καναλιών: R/G/B		Grayscale	
Περιοχή μελέτης: Καλογόρι			
Τύπος δεδομένων: Ορθοεικόνες			
Κανάλια			
RGB από σύνθεση καναλιών: R/G/B			

Εικόνα 4.5: Κανάλια και δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν βάσει της ραδιομετρικής πληροφορίας για όλες τις περιοχές μελέτης.

Για τα LIDAR/DSMs υπολογίσθηκαν τα παρακάτω κατάλληλα χαρακτηριστικά υψομετρικής πληροφορίας: 1) εντροπία (Entropy), 2) υψομετρική διαφορά (Height Variation), 3) ένταση (Intensity), 4) κανονικοποιημένο ψηφιακό μοντέλο επιφάνειας (nDSM), 5) κατανομή των normals (Normal's Distribution), 6) πολλαπλές επιστροφές (LIDAR number of returns), 7) επιπεδότητα (Planarity), και 8) τυπική απόκλιση (Standard Deviation). Για τον υπολογισμό των χαρακτηριστικών συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB. Παρακάτω γίνεται η αναλυτική περιγραφή αυτών των χαρακτηριστικών:

1. **Entropy:** Η εντροπία αποτελεί μία στατιστική μέτρηση της αβεβαιότητας (ή αλλιώς αταξίας) [383-384]. Ο υπολογισμός της εντροπίας για την κάθε κεντρική εικονοψηφίδα στο LIDAR/DSM σε μία υπο-περιοχή  $I$  μπορεί να αναδείξει τα σημεία που σχετίζονται με τη βλάστηση. Τα σημεία που σχετίζονται με τη βλάστηση παρουσιάζουν υψηλές τιμές εντροπίας ενώ τα σημεία που σχετίζονται με τα κτίσματα και το έδαφος παρουσιάζουν χαμηλές τιμές εντροπίας. Η εντροπία στην υπο-περιοχή  $I$  υπολογίζεται ως

$$Entr = -\sum H_i \log_2 H_i \quad \text{Εξ. 4.3}$$

όπου  $H$  το κανονικοποιημένο ιστόγραμμα της υπο-περιοχής  $I$ ,  $1 \leq d \leq 256$  και  $0 < H_d \leq 1$ .

Οι διαστάσεις της υπο-περιοχής  $I$  επιλέχθηκαν ίσες με  $3 \times 3$ .

2. **Height variation:** Η υψομετρική διαφορά για την κάθε κεντρική εικονοψηφίδα με υπο-περιοχή  $I$  στο LIDAR/DSM υπολογίζεται ως

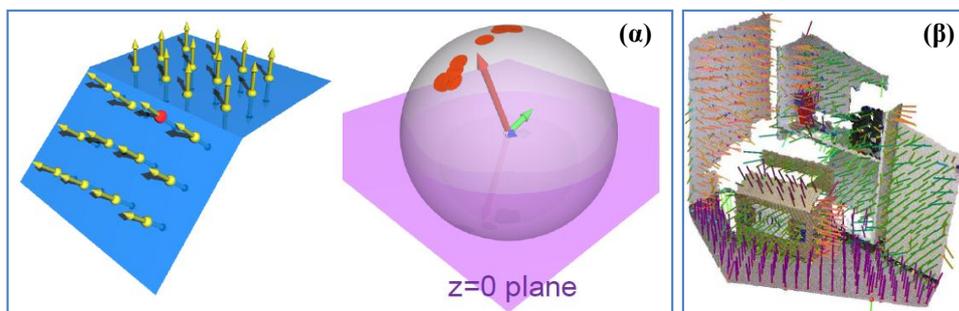
$$HV = z_{k \in I}^{\max} - z_{k \in I}^{\min} \quad \text{Εξ. 4.4}$$

όπου  $z$  η τιμή υψομέτρου. Οι διαστάσεις της υπο-περιοχής  $I$  επιλέχθηκαν ίσες με  $3 \times 3$ .

3. **Intensity:** Η τιμή έντασης για κάθε επιστρεφόμενο παλμό στο σύστημα LIDAR σχετίζεται με την ανακλαστικότητα του αντικειμένου το οποίο προκάλεσε την οπισθοσκέδαση του παλμού. Βάσει αυτού μπορεί να κατασκευαστεί η εικόνα έντασης η οποία περιέχει σημαντική πληροφορία ανά εικονοψηφίδα για τα αντικείμενα που απεικονίζονται στην περιοχή μελέτης [385].
4. **nDSM:** Το κανονικοποιημένο ψηφιακό μοντέλο επιφάνειας (nDSM) υπολογίζεται ως  $nDSM = DSM - DTM$ , όπου DSM το ψηφιακό μοντέλο επιφάνειας και DTM το ψηφιακό μοντέλο εδάφους της περιοχής μελέτης [386]. Από την αφαίρεση των δύο αυτών επιφανειών, με την παράλληλη αναγωγή των υψομέτρων σε μηδενικό επίπεδο (κανονικοποίηση υψομέτρων), παράγεται μια τρίτη επιφάνεια, η οποία αντιπροσωπεύει μόνο τα υπερκείμενα του εδάφους αντικείμενα, όπως κτίσματα, κατασκευές, βλάστηση κ.ά. και ονομάζεται κανονικοποιημένο ψηφιακό μοντέλο επιφάνειας [23]. Από την επιφάνεια αυτή μπορούν να υπολογιστούν τα πραγματικά ύψη των υπερκειμένων του εδάφους αντικειμένων, δεδομένου ότι οι υψομετρικές διαφορές λόγω της τοπογραφίας

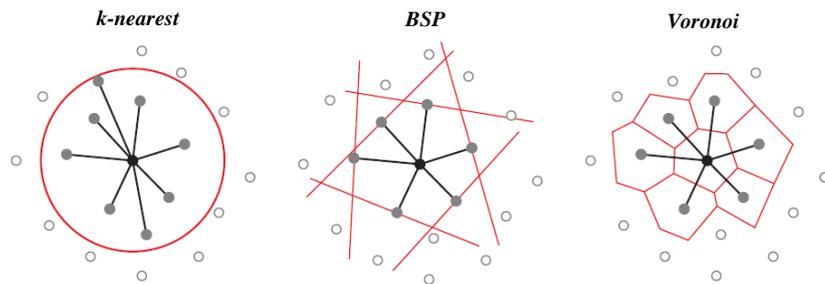
έχουν αφαιρεθεί από τη διαδικασία της κανονικοποίησης. Στην παρούσα εφαρμογή τα DSMs προήλθαν από την αντίστοιχη επεξεργασία δεδομένων LIDAR είτε από διαδικασίες DIM. Από την άλλη, τα DTMs εξήχθησαν μέσω της τεχνικής cloth simulation [51]. Οι παράμετροι που επιλέχθηκαν ήταν: 1) steep slope/slope processing, 2) cloth resolution=1.5, 3) max iterations=500, και 4) classification threshold=0.5. Τα DIM/nDSMs και τα LIDAR/nDSMs υπολογίστηκαν από τα αντίστοιχα DIM/DSMs, DIM/DTMs, LIDAR/DSMs και LIDAR/DTMs.

5. **Normal's Distribution:** Το normal χρησιμοποιείται κατά κόρον στα γραφικά υπολογιστών (computer graphics) για εφαρμογές φωτορεαλιστικών 3D μοντέλων και αυτόματες ανιχνεύσεις αντικειμένων ενδιαφέροντος [207], εφαρμογές επαυξημένης πραγματικότητας (augmented reality) [387], υπολογισμό γεωμετρικών στοιχείων σε νέφη σημείων και επιφάνειες πλέγματος [365] [388], κατάτμηση επιφανειών [348] κ.ά. Το normal ( $N$ ) αποτελεί μία μαθηματική αναπαράσταση της κλίσης μίας οριζόμενης 3D επιφάνειας. Είναι κάθετο διάνυσμα σε αυτήν την 3D επιφάνεια και αποτελείται από τρεις συνιστώσες κατά  $X$ ,  $Y$  και  $Z$  οι οποίες καλούνται  $N_x$ ,  $N_y$  και  $N_z$ . Το εύρος τιμών των  $N_x$ ,  $N_y$  και  $N_z$  είναι στο ανοιχτό διάστημα  $(0,1)$ . Οι τιμές των  $N_x$ ,  $N_y$  και  $N_z$  μπορούν να προβληθούν στη Γκαουσιανή σφαίρα (Gauss sphere) για την περαιτέρω ανάλυση τους για ανίχνευση κυρίαρχων επιπέδων (prominent planes), [322] [332] κ.ά. Στην Εικόνα 4.6<sup>α</sup> αναπαρίστανται σχηματικά τα normals σε μία δίριχτη στέγη ενός κτίσματος. Στην ίδια εικόνα παρουσιάζεται η αντίστοιχη προβολή τους στη Γκαουσιανή σφαίρα όπου παρατηρείται η συγκέντρωση συστάδων των σημείων με συντεταγμένες  $N_x$ ,  $N_y$  και  $N_z$  που σχετίζονται με την εκάστοτε επικλινή επιφάνεια. Στην Εικόνα 4.6<sup>β</sup> αναπαρίστανται σχηματικά τα normals σε νέφος σημείων για εφαρμογή 3D ανακατασκευής εσωτερικού χώρου.



**Εικόνα 4.6:** (α) Σχηματική απεικόνιση των normals σε δίριχτη στέγη κτίσματος και η προβολή τους στη Γκαουσιανή σφαίρα, (β) Σχηματική απεικόνιση των normals σε νέφος σημείων σε εφαρμογή 3D ανακατασκευής εσωτερικού χώρου. Πηγές: [207] [348]

Μία από τις πρώτες εφαρμογές υπολογισμού normal σε νέφη σημείων ή σε επιφάνειες πλέγματος δίνεται στο [389]. Σε πρώτο στάδιο απαιτείται η συλλογή τοπικής πληροφορίας σε επίπεδο γειτονιάς σημείων. Το μέγεθος της γειτονιάς επιλέγεται ανάλογα με το αντικείμενο ενδιαφέροντος και θα πρέπει να είναι τέτοιο έτσι ώστε να αποφεύγονται περιπτώσεις υπολογισμού θορυβωδών normals. Η μέθοδος υπολογισμού των γειτονικών σημείων γύρω από το εκάστοτε κεντρικό σημείο αποτελεί θέμα μείζονος σημασίας καθώς ορίζει τη χωρική σχέση αυτών των σημείων και άρα κατ'επέκταση τη συνεισφορά τους κατά την εφαρμογή αλγορίθμων 3D μοντελοποίησης, 3D ανακατασκευής και φωτορεαλιστικής απεικόνισης. Κάποιες από τις συνήθεις τεχνικές συλλογής τοπικής πληροφορίας σε επίπεδο γειτονιάς σημείων είναι οι k-nearest, BSP και τριγωνισμού Voronoi [365] (Εικόνα 4.7).



**Εικόνα 4.7:** Τεχνικές συλλογής τοπικής πληροφορίας σε επίπεδο γειτονιάς σημείων. Πηγή: [365]

Σε επόμενο στάδιο και αφού έχει οριστεί το εκάστοτε κεντροειδές και η τοπική γειτονιά σημείων, υπολογίζεται το normal που αντιπροσωπεύει αυτή τη γειτονιά. Στη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν διάφορες τεχνικές υπολογισμού του normal [365] [390]. Στην παρούσα εφαρμογή τα normals υπολογίστηκαν μέσω τοπικού μοντέλου τριγωνισμού για τη βέλτιστη προσαρμογή του πλέγματος τριγώνων στο νέφος σημείων από LIDAR. Παρόλα αυτά, η πιο συνήθης τεχνική είναι αυτή που επιλύει το πρόβλημα ιδιοδιανυσμάτων-ιδιοτιμών κατασκευάζοντας τον πίνακα συμμεταβλητότητας (covariance matrix) ως

$$C_p = \frac{1}{|V_p|} \sum_{q \in V_p} (q - \bar{p})(q - \bar{p})^T \quad \text{Εξ. 4.5}$$

όπου  $\bar{p}$  το κεντροειδές και  $p$  το εκάστοτε σημείο της γειτονιάς  $V_p = \{q/q \in P, d(p, q) < r\}$  η οποία ορίζεται σε ακτίνα  $r$ . Στην εξίσωση 4.5 όλα τα σημεία εισάγονται με τις 3D συντεταγμένες τους, δηλαδή ως  $p_x$ ,  $p_y$  και  $p_z$ . Οι τρεις υπολογισθείσες ιδιοτιμές κατατάσσονται κατά αύξουσα σειρά ως  $\lambda_1 < \lambda_2 < \lambda_3$ . Το ιδιοδιάνυσμα που αντιστοιχεί στη μικρότερη ιδιοτιμή, δηλαδή στην  $\lambda_1$ , είναι το normal εκφραζόμενο από τις τρεις συνιστώσες του  $N_x$ ,  $N_y$  και  $N_z$ .

Η κατανομή των normals (normal's distribution) μπορεί να αναδείξει τα σημεία που σχετίζονται με τη βλάστηση σε νέφη σημείων από LIDAR [183] [207]. Στο [365] αποδεικνύεται πως η κατανομή των normals μπορεί να υπολογισθεί επιλύοντας το πρόβλημα ιδιοδιανυσμάτων-ιδιοτιμών και κατασκευάζοντας τον πίνακα συμμεταβλητότητας [57] ως

$$C_p^N = \frac{I}{|V_p^N|} \sum_{q \in V_p^N} N_q \cdot N_q^T \quad \text{Εξ. 4.6}$$

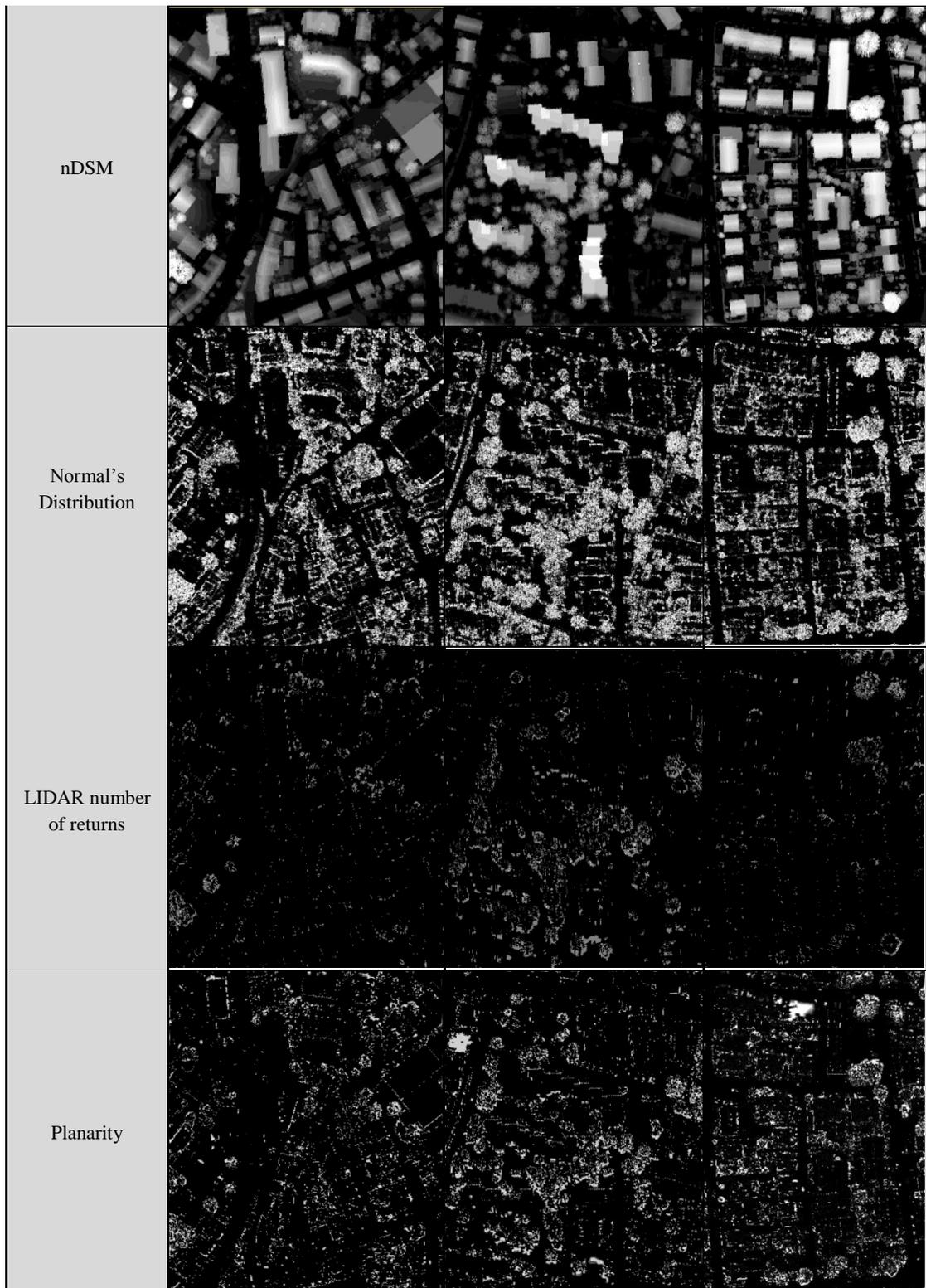
όπου  $N$  normal στην οριζόμενη γειτονιά  $V_p^N$  η οποία ορίζει μία υπο-περιοχή  $I$ . Στην εξίσωση 4.6, το κάθε σημείο εισάγεται με τις τρεις συνιστώσες του ως  $N_x$ ,  $N_y$  και  $N_z$ . Οι τρεις υπολογισθείσες ιδιοτιμές κατατάσσονται κατά αύξουσα σειρά ως  $\lambda_1^N < \lambda_2^N < \lambda_3^N$ . Η ιδιοτιμή  $\lambda_2^N$  αποτελεί την κατανομή των normals για το εκάστοτε σημείο στην υπο-περιοχή  $I$ . Στην παρούσα εφαρμογή οι διαστάσεις της υπο-περιοχής  $I$  επιλέχθηκαν ίσες με  $3 \times 3$ . Τα σημεία που σχετίζονται με τη βλάστηση παρουσιάζουν υψηλές τιμές κατανομής των normals ενώ τα σημεία που σχετίζονται με τα κτίσματα και το έδαφος παρουσιάζουν χαμηλότερες τιμές.

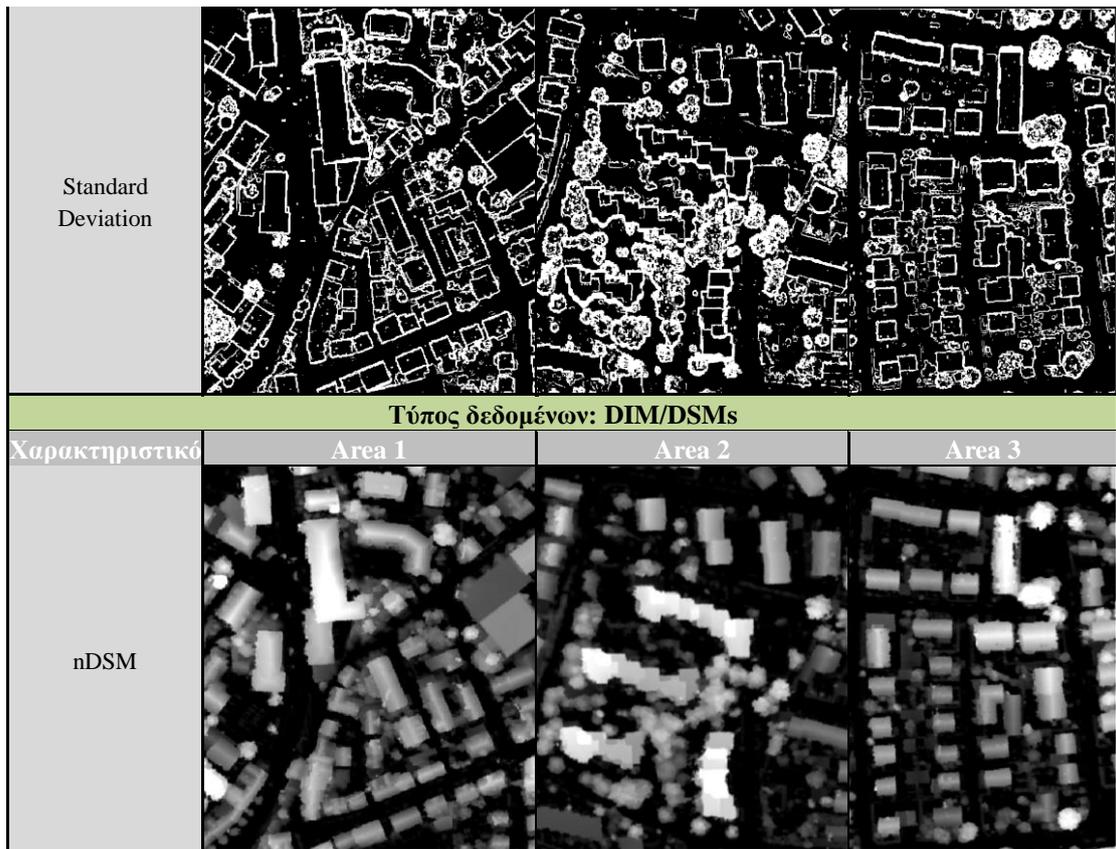
6. **LIDAR number of returns:** Η εικόνα πολλαπλών επιστροφών περιέχει σημαντική πληροφορία ανά εικονοψηφίδα για τα αντικείμενα που απεικονίζονται στην περιοχής μελέτης. Συνήθως οι πρώτες και οι τελευταίες αντιστοιχούν στα κτίσματα (και σε κάποιες ψηλές κορυφές δέντρων) και στην επιφάνεια του εδάφους, ενώ οι ενδιάμεσες αντιστοιχούν στη βλάστηση.
7. **Planarity:** Η επιπεδότητα σημείου στο νέφος σημείων από LIDAR είναι ίση με το τετράγωνο της τραχύτητας σημείου [391]. Η τραχύτητα ενός σημείου που βρίσκεται σε μία οριζόμενη γειτονιά σημείων είναι ίση με τη 3Δ απόσταση που απέχει αυτό το σημείο από το επίπεδο που έχει προσαρμοστεί σε όλα τα σημεία της γειτονιάς (συμπεριλαμβανομένου και του κεντροειδούς). Τα σημεία που έχουν μικρές τιμές επιπεδότητας υποδεικνύουν επίπεδες επιφάνειες, όπως κτίσματα ή έδαφος, ενώ σημεία με μεγαλύτερες τιμές υποδεικνύουν βλάστηση. Στην παρούσα εφαρμογή η επιπεδότητα σημείου υπολογίστηκε από τα γειτονικά σημεία που βρίσκονταν σε ακτίνα 1 m.
8. **Standard Deviation:** Η τυπική απόκλιση στη διεύθυνση του βάθους (υψομετρική διασπορά) για την κάθε κεντρική εικονοψηφίδα με υπο-περιοχή  $I$  στο LIDAR/DSM υπολογίζεται ως

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{k \in I} (z_i - \bar{z})^2}{k - 1}} \quad \text{Εξ. 4.7}$$

όπου  $z$  η τιμή υψομέτρου και  $k$  το πλήθος σημείων της υπο-περιοχής  $I$ . Τα σημεία που έχουν μικρές τιμές τυπικής απόκλισης υποδεικνύουν επίπεδες επιφάνειες όπως κτίσματα ή έδαφος ενώ σημεία με μεγαλύτερες τιμές υποδεικνύουν βλάστηση. Οι διαστάσεις της υπο-περιοχής  $I$  επιλέχθηκαν ίσες με  $3 \times 3$ .

Περιοχή μελέτης: Vaihingen			
Τύπος δεδομένων: LIDAR/DSMs			
Χαρακτηριστικό	Area 1	Area 2	Area 3
Entropy			
Height Variation			
Intensity			

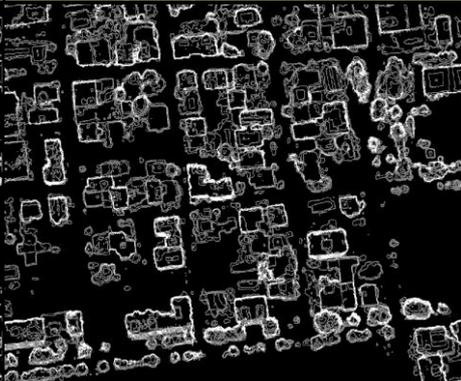
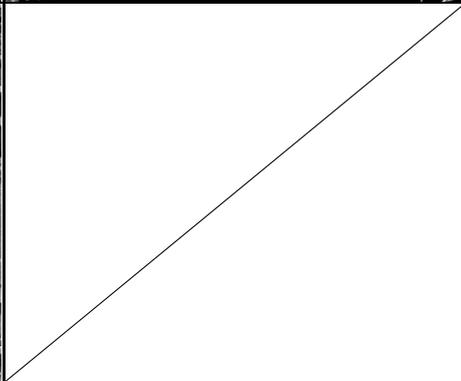
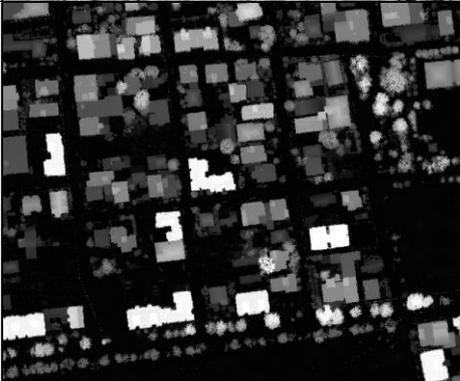
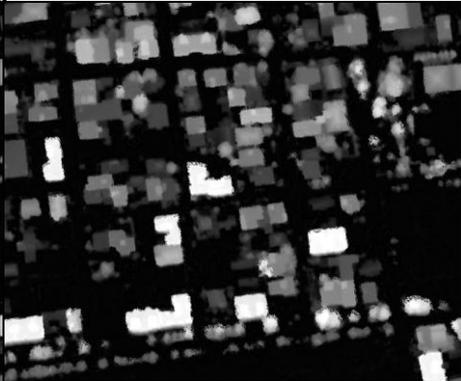


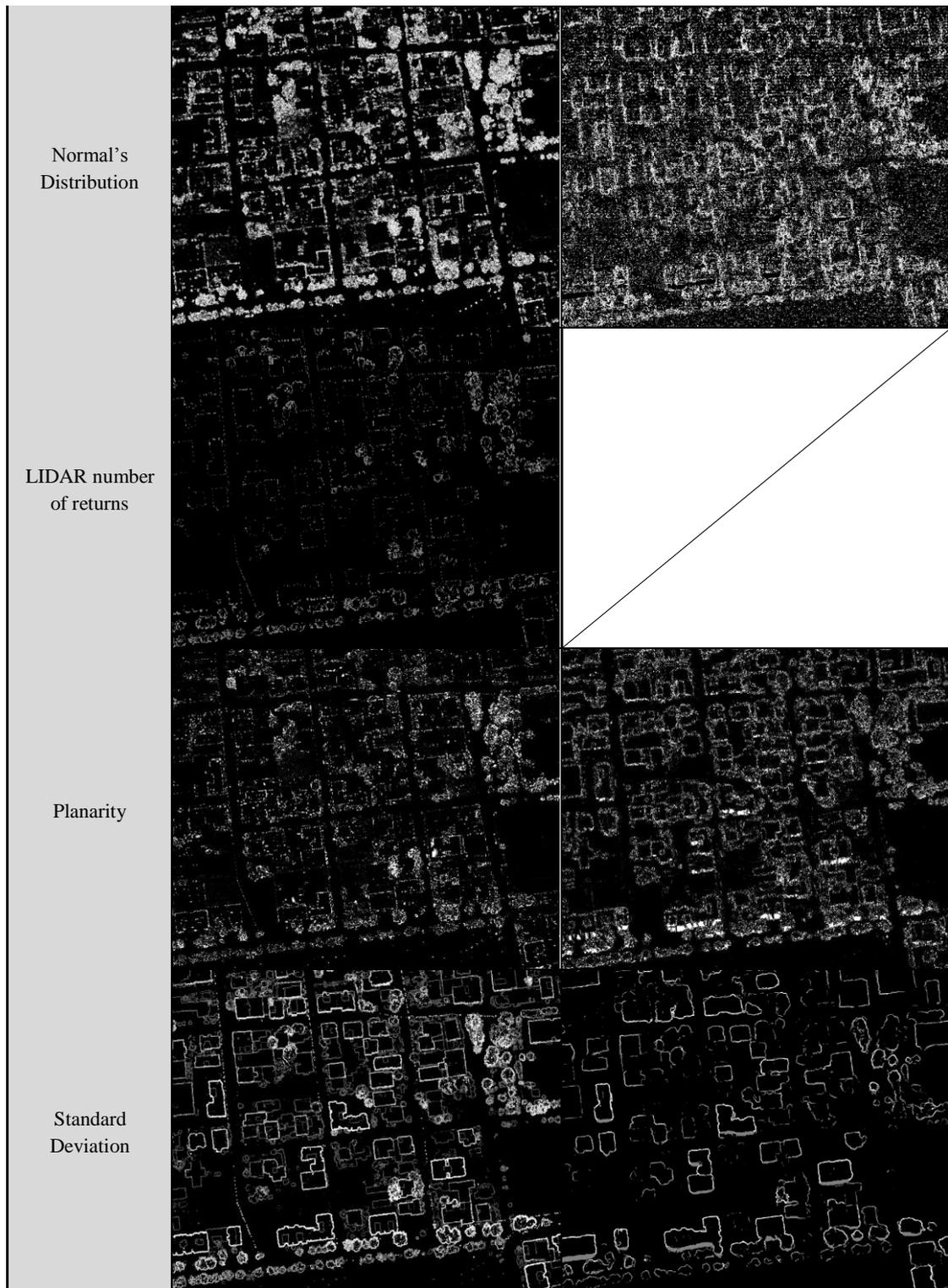


**Εικόνα 4.8:** Γεωμετρικά/μορφολογικά χαρακτηριστικά που υπολογίστηκαν και χρησιμοποιήθηκαν βάσει της υψομετρικής πληροφορίας για τις περιοχές μελέτης Area 1, Area 2 και Area 3.



**Εικόνα 4.9:** Γεωμετρικά/μορφολογικά χαρακτηριστικά που υπολογίστηκαν και χρησιμοποιήθηκαν βάσει της υψομετρικής πληροφορίας για την περιοχή μελέτης της Σαντορίνης.

Περιοχή μελέτης: Καλοχώρι		
Χαρακτηριστικό	Τύπος δεδομένων: LIDAR/DSMs	Τύπος δεδομένων: DIM/DSMs
Entropy		
Height Variation		
Intensity		
nDSM		



**Εικόνα 4.10:** Γεωμετρικά/μορφολογικά χαρακτηριστικά που υπολογίστηκαν και χρησιμοποιήθηκαν βάσει της υψομετρικής πληροφορίας για την περιοχή μελέτης του Καλοχωρίου.

Τα DIM/DSMs παρουσιάζουν τοπικές αλλοιώσεις στις ακμές αντικειμένων και τοπικά φαινόμενα θορύβου (τραχύτητα σημείων) λόγω της γεωμετρίας της λήψης των εικόνων ή αναντιστοιχιών κατά την εφαρμογή της DIM. Βάσει αυτού, ο υπολογισμός γεωμετρικών/μορφολογικών χαρακτηριστικών επί των νεφών σημείων από DIM φαίνεται πως δεν μπορεί να συνεισφέρει πάντα θετικά στον διαχωρισμό των αντικειμένων. Για παράδειγμα, συγκρίνοντας τα

χαρακτηριστικά Normal's Distribution και Standard Deviation που έχουν υπολογισθεί από τα νέφη σημείων από LIDAR και DIM (Εικόνα 4.10), φαίνεται πως τα δεύτερα δεν είναι τόσο κατάλληλα για τον διαχωρισμό των κτισμάτων από τη βλάστηση. Μάλιστα, η συλλογή τέτοιων αντιφατικών δειγμάτων εκπαίδευσης μπορεί να δημιουργήσει σύγχυση στο μοντέλο απόφασης του εκάστοτε αλγορίθμου μηχανικής μάθησης. Παρόλα αυτά, αν αυτά τα χαρακτηριστικά συνδυαστούν με: 1) άλλη πρόσθετη πληροφορία (π.χ. ραδιομετρική πληροφορία ή άλλα πιο κατάλληλα γεωμετρικά/μορφολογικά χαρακτηριστικά), και 2) εξελιγμένους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης όπως τα CNNs, τότε μπορεί να συνεισφέρουν θετικά στην ανίχνευση των κτισμάτων.

Περιοχή μελέτης	Συλλεγμένα στοιχεία για τη δημιουργία του MDFV												Διαστάσεις πινακίδας: ύψος (pixels) × μήκος (pixels) × βάθος (πλήθος στοιχείων)	Ονομασία του MDFV
	Ραδιομετρική πληροφορία				Υψομετρική πληροφορία									
	CIR (NIR/R/G)	NDVI	Grayscale	RGB (R/G/B)	Entropy	Height Variation	Intensity	nDSM	Normal's Distribution	LIDAR number of returns	Planarity	Standard Deviation		
Vaihingen (Area, 1 Area 2 και Area 3)	✓	✓	-	-	-	-	-	✓ (DIM)	-	-	-	-	2529×1949×5 (Area 1) 2359×2148×5 (Area 2) 2533×1680×5 (Area 3)	V5_im_hD
	✓	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	2529×1949×4 (Area 1) 2359×2148×4 (Area 2) 2533×1680×4 (Area 3)	V4_im
	-	-	-	-	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	861×734×8 (Area 1) 875×715×8 (Area 2) 941×655×8 (Area 3)	V8_hL
	-	-	-	-	-	-	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	-	✓ (LIDAR)	-	-	861×734×3 (Area 1) 875×715×3 (Area 2) 941×655×3 (Area 3)	V3_hL
	-	-	-	-	-	-	-	✓ (LIDAR)	-	-	-	-	861×734×1 (Area 1) 875×715×1 (Area 2) 941×655×1 (Area 3)	V1_hL
	-	-	-	-	-	-	-	✓ (DIM)	-	-	-	-	2529×1949×1 (Area 1) 2359×2148×1 (Area 2) 2533×1680×1 (Area 3)	V1_hD
Σαντορίνη (2012)	-	-	-	✓	-	-	-	✓ (DIM)	-	-	-	-	2086×2046×4	Sa_4_im_hD
	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	2086×2046×3	Sa_3_im
	-	-	-	-	-	-	-	✓ (DIM)	-	-	-	-	2086×2046×1	Sa_1_hD
Σαντορίνη (1995)	-	-	✓	-	-	-	-	✓ (DIM)	-	-	-	-	2086×2046×2	Sb_2_im_hD
	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-	2086×2046×1	Sb_1_im
	-	-	-	-	-	-	-	✓ (DIM)	-	-	-	-	2086×2046×1	Sb_1_hD
Καλοχώρι	-	-	-	✓	✓ (DIM)	✓ (DIM)	-	✓ (DIM)	✓ (DIM)	-	✓ (DIM)	✓ (DIM)	1070×1287×9	K9_im_hD
	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	1070×1287×3	K3_im
	-	-	-	-	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	✓ (LIDAR)	1070×1287×8	K8_hL

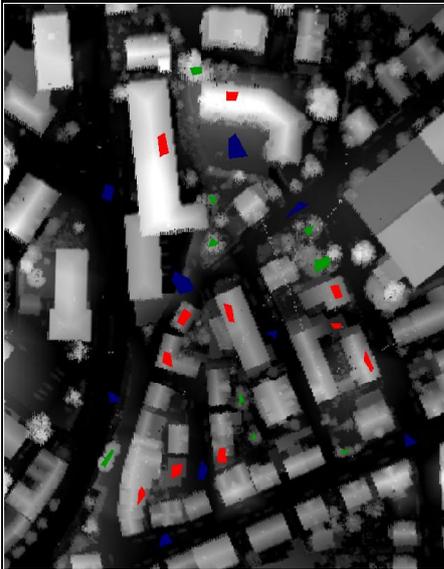
Πίνακας 4.2: Πολυ-επίπεδες εικόνες (MDFVs) που χρησιμοποιήθηκαν για την ανίχνευση κτισμάτων. Με το σύμβολο

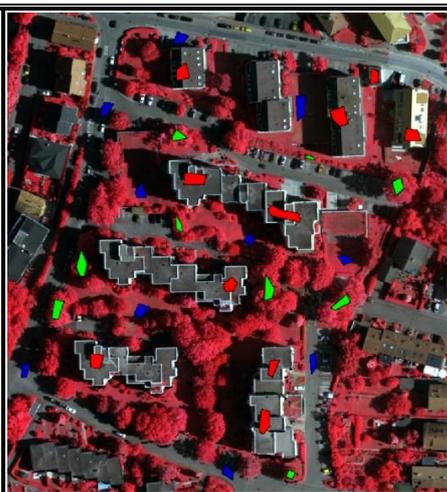
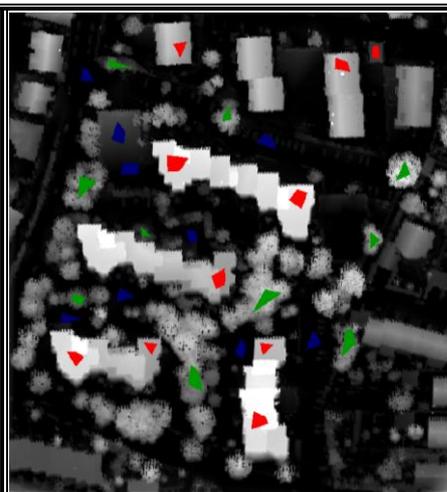
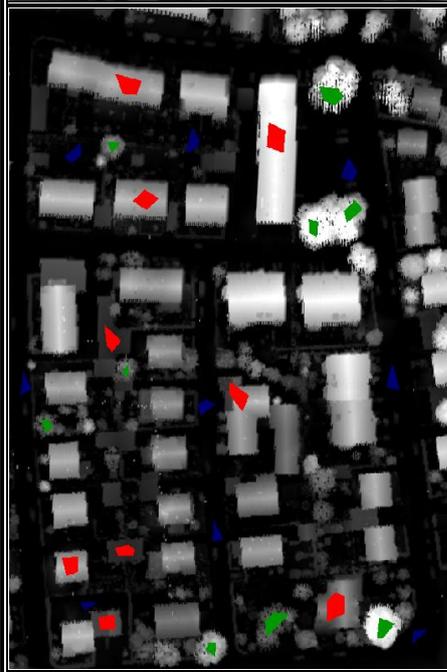
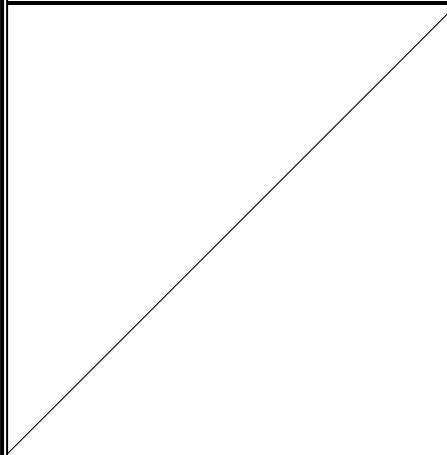
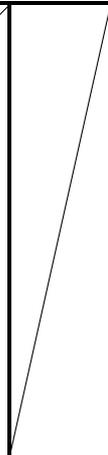
«✓» υποδεικνύονται τα επιλεγμένα στοιχεία που συνθέτουν το εκάστοτε MDFV.

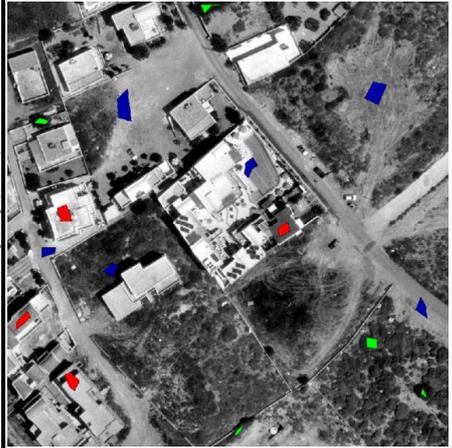
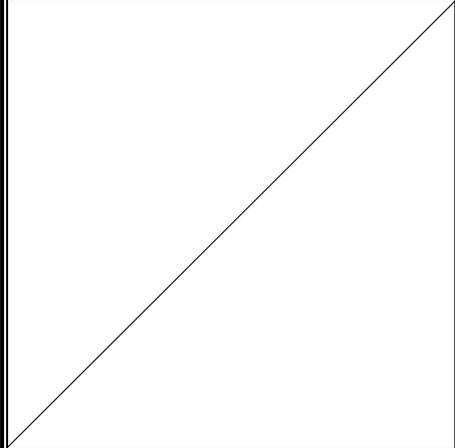
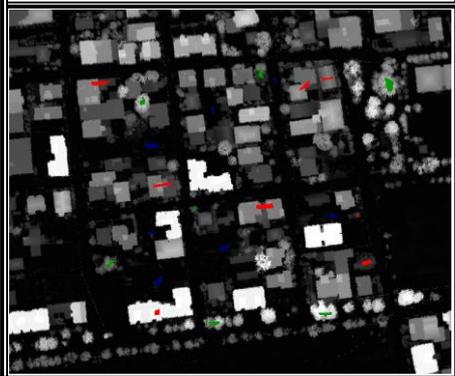
Για την αξιολόγηση της χρησιμότητας των στοιχείων που αναφέρθηκαν παραπάνω, χρησιμοποιήθηκαν διάφοροι συνδυασμοί. Στον Πίνακα 4.2 παρατίθενται συγκεντρωτικά οι συνδυασμοί που χρησιμοποιήθηκαν προκειμένου να δημιουργηθούν οι αντίστοιχες πολύ-επίπεδες εικόνες εισόδου (MDFVs). Για την περίπτωση των νεφών σημείων από LIDAR, ως κατάλληλα χαρακτηριστικά υψομετρικής πληροφορίας θεωρούνται και τα 8 χαρακτηριστικά που υπολογίστηκαν παραπάνω, ενώ ως τυπικά χαρακτηριστικά υψομετρικής πληροφορίας θεωρούνται η ένταση (Intensity), το κανονικοποιημένο ψηφιακό μοντέλο επιφάνειας (nDSM) και οι πολλαπλές επιστροφές (LIDAR number of returns). Σημειώνεται πως δεν επιδιώχθηκε ο συνδυασμός ετερογενών δεδομένων (π.χ. συνδυασμός ορθοεικόνων με LIDAR/DSM) καθώς στόχος είναι η αξιοποίηση δεδομένων που προέρχονται από έναν δέκτη. Παρόλα αυτά, στην παράγραφο 4.2.9 γίνεται σύγκριση του CNN (που τροφοδοτείται με τα προτεινόμενα MDFVs) με άλλους αλγορίθμους και μεθοδολογίες που χρησιμοποιούν ετερογενή δεδομένα.

#### 4.1.4 Συλλογή δειγμάτων εκπαίδευσης

Οι επιθυμητές κλάσεις στην παρούσα εφαρμογή είναι: 1) «Κτίσματα», 2) «Βλάστηση», και 3) «Εδαφος». Η κλάση «Κτίσματα» περιλαμβάνει κτίσματα και σημαντικές κατασκευές μικρού, μεσαίου και μεγάλου μεγέθους με ύψος συνήθως πάνω από 3 m (ύψος ενός τυπικού ορόφου). Η κλάση «Βλάστηση» περιλαμβάνει δέντρα με μέτριο και μεγάλο ύψος. Η κλάση «Εδαφος» περιλαμβάνει τμήματα «γυμνού» εδάφους, δρόμους, χαμηλή βλάστηση (χαμηλούς θάμνους, γρασίδι κ.ά.) όπως επίσης αντικείμενα χαμηλού ύψους όπως αυτοκίνητα και πολύ μικρές κατασκευές.

Περιοχή μελέτης		Επιθυμητές κλάσεις: Κτίσματα <span style="color:red">■</span> Βλάστηση <span style="color:green">■</span> Έδαφος <span style="color:blue">■</span>		
		Ποσοστά δειγμάτων εκπαίδευσης για MDFVs που περιλαμβάνουν ραδιομετρική πληροφορία ή/και υψομετρική πληροφορία από τα DIM/DSMs	Ποσοστά δειγμάτων εκπαίδευσης για MDFVs που περιλαμβάνουν στοιχεία από δεδομένα LIDAR	
Area 1		Κτίσματα: 2.61% Βλάστηση: 0.76% Έδαφος: 0.71% <b>Σύνολο: 4.08%</b>		Κτίσματα: 0.97% Βλάστηση: 0.46% Έδαφος: 1.12% <b>Σύνολο: 2.55%</b>

Area 2		<p>Κτίσματα: 1.24%</p> <p>Βλάστηση: 0.66%</p> <p>Έδαφος: 0.74%</p> <p><b>Σύνολο:</b> <b>2.64%</b></p>		<p>Κτίσματα: 0.94%</p> <p>Βλάστηση: 0.90%</p> <p>Έδαφος: 0.82%</p> <p><b>Σύνολο:</b> <b>2.66%</b></p>
Area 3		<p>Κτίσματα: 1.06%</p> <p>Βλάστηση: 0.69%</p> <p>Έδαφος: 0.83%</p> <p><b>Σύνολο:</b> <b>2.58%</b></p>		<p>Κτίσματα: 1.08%</p> <p>Βλάστηση: 0.61%</p> <p>Έδαφος: 0.56%</p> <p><b>Σύνολο:</b> <b>2.25%</b></p>
Σαντορίνη (2012)		<p>Κτίσματα: 1.00%</p> <p>Βλάστηση: 0.27%</p> <p>Έδαφος: 0.73%</p> <p><b>Σύνολο:</b> <b>2.00%</b></p>		

Σαντορίνη (1995)		Κτίσματα: 0.26% Βλάστηση: 0.13% Έδαφος: 0.54% <b>Σύνολο:</b> <b>0.93%</b>		
Καλλιόορι		Κτίσματα: 0.12% Βλάστηση: 0.08% Έδαφος: 0.07% <b>Σύνολο:</b> <b>0.27%</b>		Κτίσματα: 0.19% Βλάστηση: 0.15% Έδαφος: 0.14% <b>Σύνολο:</b> <b>0.48%</b>

**Πίνακας 4.3:** Συλλεγμένα δείγματα εκπαίδευσης για την κάθε περιοχή μελέτης.

Τα δείγματα εκπαίδευσης που δημιουργήθηκαν για την κάθε περιοχή μελέτης προήλθαν από τα ίδια τα δεδομένα και χρησιμοποιήθηκαν για την ταξινόμηση της αντίστοιχης περιοχής μελέτης. Τα δείγματα εκπαίδευσης συλλέχθηκαν με τέτοιο τρόπο ώστε να είναι αντιπροσωπευτικά για την κάθε κλάση εμπεριέχοντας την κατάλληλη ραδιομετρική ή/και υψομετρική πληροφορία. Μάλιστα παρατηρήθηκε πως στις περιοχές μελέτης υπάρχουν έντονες σκιές που οφείλονται στη θέση του ήλιου κατά τη λήψη των εικόνων σε συνδυασμό με την πολυπλοκότητα και τις ασυνέχειες βάθους των υφιστάμενων αντικειμένων. Για τον λόγο αυτό κρίθηκε αναγκαία η συμπερίληψη περιοχών με σκιές για την εκάστοτε κλάση για MDFVs που περιέχουν ραδιομετρική πληροφορία. Το μέγεθος του ποσοστού δειγμάτων εκπαίδευσης εξαρτάται σημαντικά από την πολυπλοκότητα της περιοχής μελέτης. Όπως φαίνεται στον Πίνακα 4.3, τα συλλεγμένα δείγματα εκπαίδευσης αποτελούνται από ιδιαίτερα μικρά ποσοστά δειγμάτων (σε σχέση με το συνολικό πλήθος των εικονοσηφίδων της εκάστοτε εικόνας εισόδου) της τάξης του 0.30% έως 4.00%. Για τη συλλογή των δειγμάτων εκπαίδευσης συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB.

#### 4.1.5 Αρχιτεκτονική του CNN και εκπαίδευση

Η αρχιτεκτονική του CNN, που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εφαρμογή, είναι αυτή που αναπτύχθηκε στο [20] υλοποιημένη στη γλώσσα προγραμματισμού Python (βιβλιοθήκης Theano). Ωστόσο σημειώνεται πως κάποιες παράμετροι πήραν διαφορετική τιμή ενώ παράλληλα τα δεδομένα εισόδου δεν υπεβλήθησαν σε μείωση των διαστάσεων τους μέσω της μεθόδου ανάλυσης των κυρίων συνιστωσών (Principal Component Analysis-PCA [392]). Η εφαρμογή της PCA στα MDFVs δεν κρίθηκε αναγκαία για την παρούσα εφαρμογή λόγω: 1) των ούτως ή άλλως μικρών διαστάσεων τους (π.χ. το V8\_hL έχει βάθος=8 στοιχεία), και 2) της πιθανής απώλειας σημαντικής πληροφορίας για MDFVs που συντίθενται από στοιχεία που δεν περιλαμβάνουν ομοιογενή χαρακτηριστικά (π.χ. όπως τα V5\_im\_hD, V8\_hL, Sa\_4\_im\_hD, Sb\_2\_im\_hD, K9\_im\_hD, K8\_hL).

<b>1. Επίπεδο εισόδου</b>	
Δεδομένα εισόδου	Το εκάστοτε MDFV βάθους $l$
Διαστάσεις patch (pixels)	$5 \times 5$
<b>2. Συνελικτικό επίπεδο <math>C_1</math></b>	
Πλήθος συνελικτικών πυρήνων/φίλτρων	$3 \times l$
Χωρικό μέγεθος των συνελικτικών πυρήνων (pixels)	$3 \times 3$
Συνάρτηση ενεργοποίησης	Υπερβολική εφαπτομενική
<b>3. Συνελικτικό επίπεδο <math>C_2</math></b>	
Πλήθος συνελικτικών πυρήνων/φίλτρων	$3 \times C_1$
Χωρικό μέγεθος των συνελικτικών πυρήνων (pixels)	$3 \times 3$
Συνάρτηση ενεργοποίησης	Υπερβολική εφαπτομενική
<b>4. Multi-Layer Perceptron (MLP)</b>	
Αριθμός κρυφών επιπέδων	$6 * l$
<b>5. Επίπεδο εξόδου</b>	
Αποτέλεσμα ταξινόμησης	Ταξινομημένη εικόνα (ανά εικονοψηφίδα) βάσει των επιθυμητών κλάσεων από τα δείγματα εκπαίδευσης

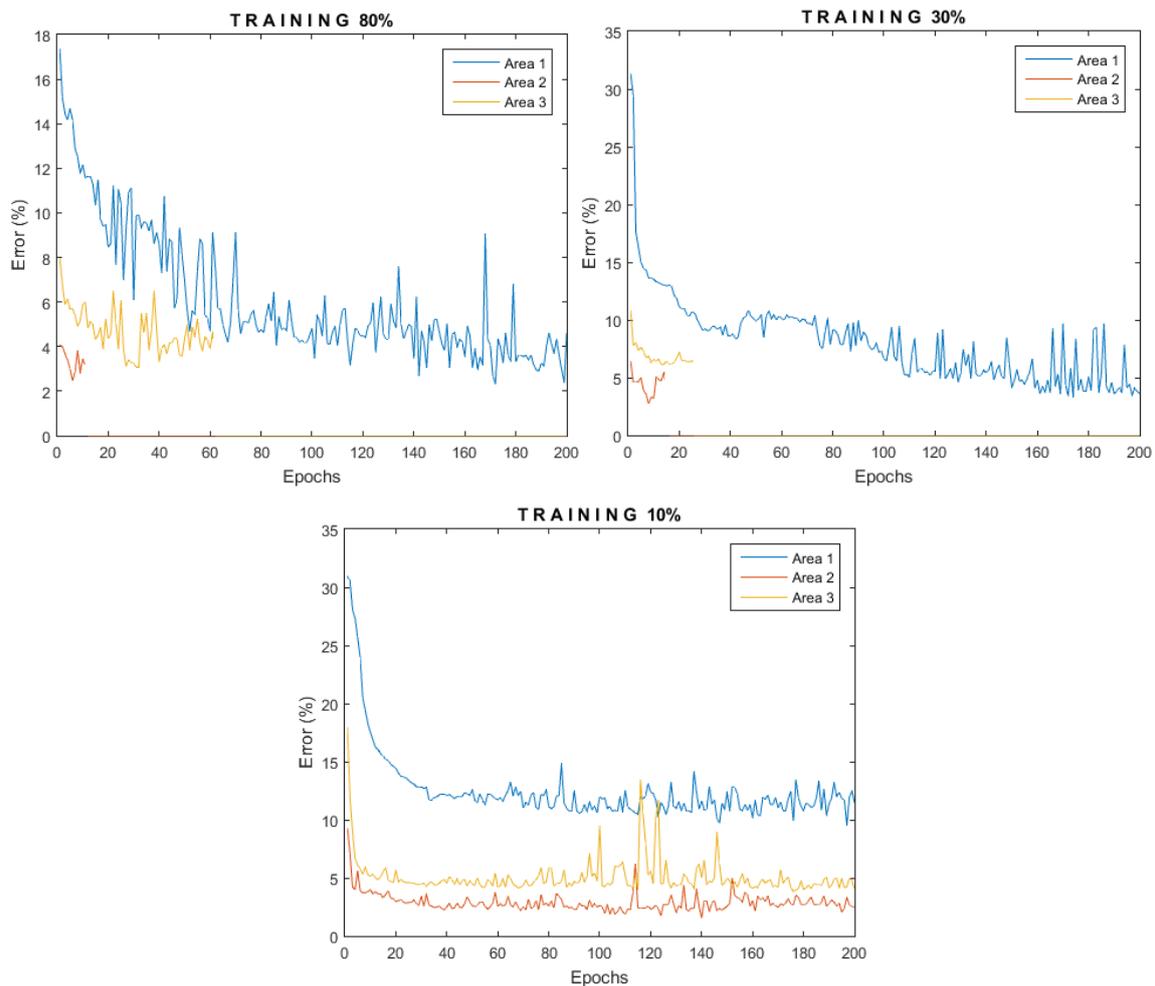
**Πίνακας 4.4:** Δομή και χαρακτηριστικά του CNN της παρούσας εφαρμογής.

Η μείωση των διαστάσεων των δεδομένων εισόδου ενδείκνυται κυρίως σε τηλεπισκοπικές εφαρμογές που κάνουν χρήση υπερφασματικών δεδομένων [393]. Στον Πίνακα 4.4 παρατίθεται η ιεραρχική δομή και τα βασικά χαρακτηριστικά του CNN που χρησιμοποιήθηκε. Στον Πίνακα 4.5 φαίνονται οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν στη διαδικασία της εκπαίδευσης σχετικά με: 1) την ποσοστιαία αναλογία που διαχωρίστηκαν τα δείγματα εκπαίδευσης σε τρία διαφορετικά σύνολα, 2) τη μέθοδο εκπαίδευσης, 3) τα κριτήρια τερματισμού.

Διαμοιρασμός των δειγμάτων εκπαίδευσης	
Training set	80%
Validation set και Test set	20%
Μέθοδος εκπαίδευσης	
Μέγεθος mini batch	20 pixels
Τεχνική	back propagation error
Μέθοδος ελαχιστοποίησης σφάλματος	MSGD
Ρυθμός μάθησης	0.01
Κριτήρια τερματισμού	
Μέγιστος αριθμός εποχών	200
Κατώφλι προόδου	0.005%

**Πίνακας 4.5:** Παράμετροι κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης της παρούσας εφαρμογής.

Οι τιμές διαμοιρασμού που επιλέχθηκαν για τα δείγματα εκπαίδευσης αποτελούν τις τυπικές τιμές που συναντώνται στην ευρύτερη διεθνή βιβλιογραφία. Παρόλα αυτά διερευνήθηκε η επίδραση της χρήσης μικρότερων training sets στην εκπαίδευση του συστήματος για τις περιοχές μελέτης Area 1-3 για το MDFV: V8\_hL. Πιο συγκεκριμένα επιλέχθηκαν δύο πρόσθετοι συνδυασμοί: 1) training set=30% και validation set & test set=70%, και 2) training set=10% και validation set & test set=90%. Στην Εικόνα 4.11 απεικονίζονται τα διαγράμματα σχέσης μεταξύ του misclassification error (ή error) ανά «εποχή» (epoch) για τις περιοχές μελέτης Area 1-3 για το MDFV: V8\_hL. Σε όλους τους συνδυασμούς και περιοχές μελέτης η σύγκλιση του συστήματος (δηλαδή η σταθεροποίηση της καμπύλης χωρίς να ελαχιστοποιείται σημαντικά το error) επιτεύχθηκε πριν από την ολοκλήρωση του μέγιστου αριθμού εποχών. Στην πράξη αυτό σημαίνει πως η διαδικασία της εκπαίδευσης μπορεί να αποδώσει το ίδιο με μικρότερο αριθμό εποχών από το επιλεγμένο και άρα να δοθεί η δυνατότητα μείωσης περιττού υπολογιστικού χρόνου. Αναλυτικότερα, η σύγκλιση έγινε για την Area 1 περίπου στις 160 εποχές (για training set=80% και training set=30%) και περίπου στις 30 εποχές για training set=10%. Για τις περιοχές Area 2 και Area 3 η σύγκλιση επιτεύχθηκε πολύ νωρίτερα για όλους του συνδυασμούς των training sets. Σημειώνεται πως οι παρατηρούμενες ασυνέχειες στα διαγράμματα των Area 2 και Area 3 για (για training set=80% και training set=30%) υποδεικνύουν πρόωρο τερματισμό της διαδικασίας εκπαίδευσης λόγω της εκπλήρωσης του κατωφλίου προόδου. Τέλος παρατηρείται πως μειώνοντας το ποσοστό του training set, τα αντίστοιχα errors της κάθε περιοχής μελέτης αυξάνονται. Αυτό οφείλεται στη χρήση εξαιρετικά μικρών ποσοστών δειγμάτων εκπαίδευσης, γεγονός που έχει επίπτωση και στα τελικά αποτελέσματα ανίχνευσης κτισμάτων (παράγραφος 4.2.8).



**Εικόνα 4.11:** Αποτελέσματα σύγκλισης του συστήματος κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης για διαφορετικά training sets στις περιοχές μελέτης Area 1, Area 2 και Area 3 για τα MDFVs: V8\_hL.

#### 4.1.6 Ταξινόμηση

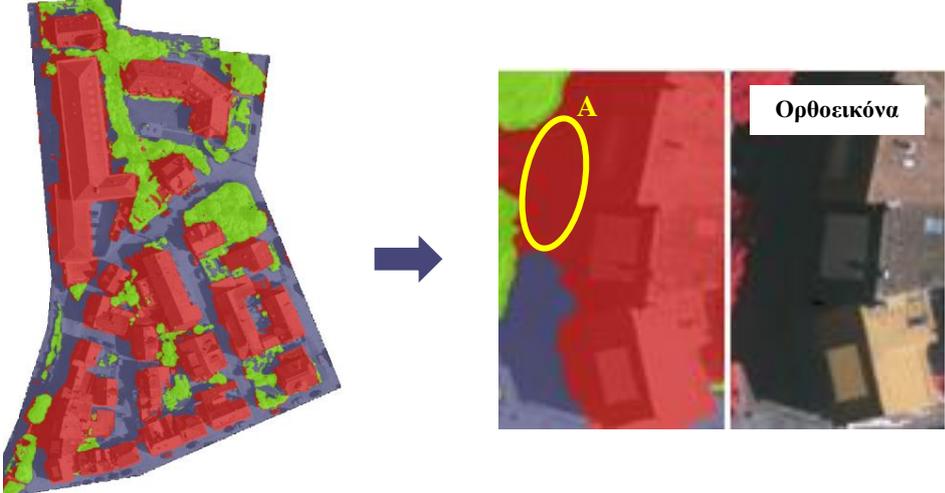
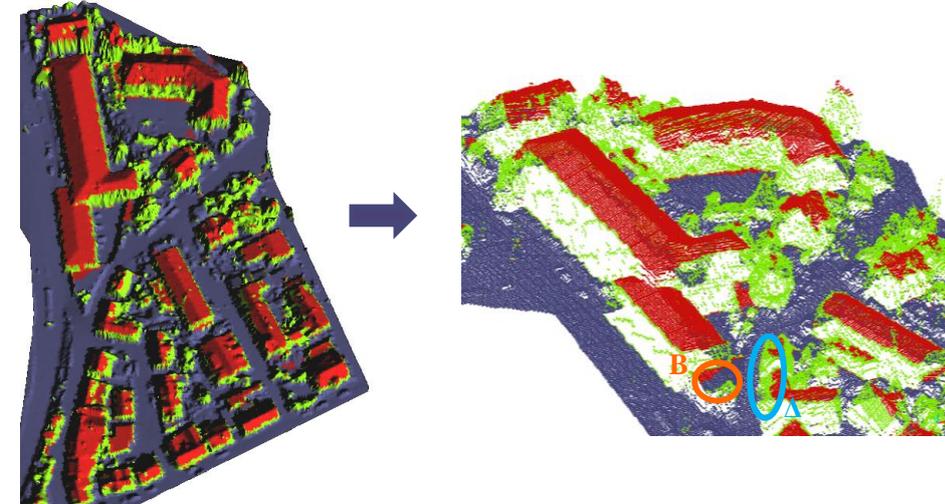
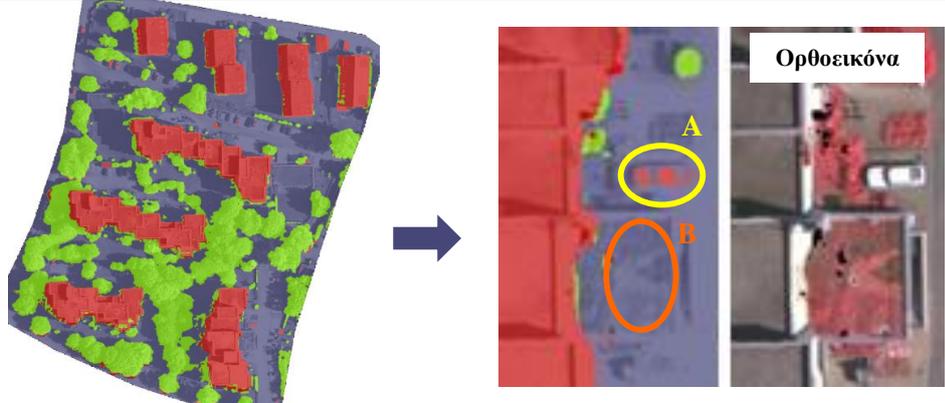
Στην Εικόνα 4.12 απεικονίζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης κάνοντας χρήση του CNN, των συλλεγμένων δειγμάτων εκπαίδευσης και των MDFVs που κάνουν συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας αλλά και συνδυασμό κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας. Στα αποτελέσματα ταξινόμησης παρατηρήθηκαν τέσσερις βασικές περιπτώσεις εσφαλμένων ταξινομήσεων που σχετίζονται με τα κτίσματα:

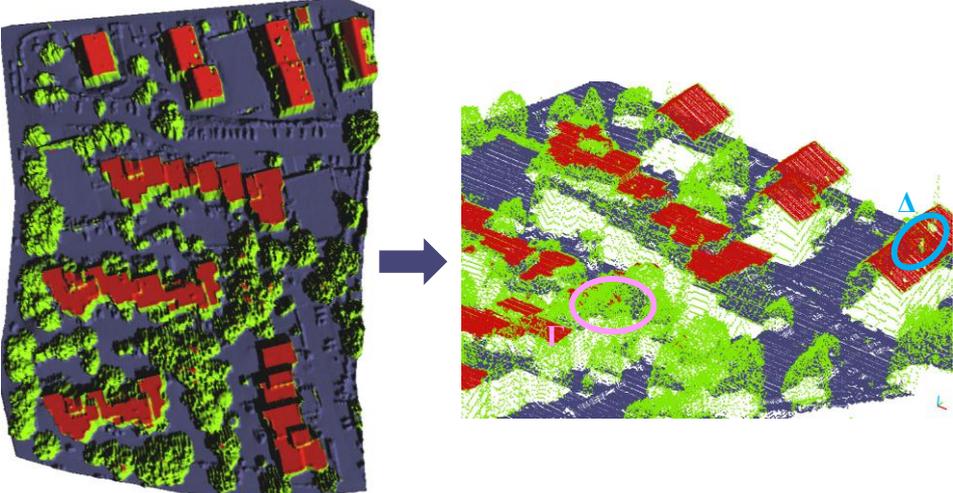
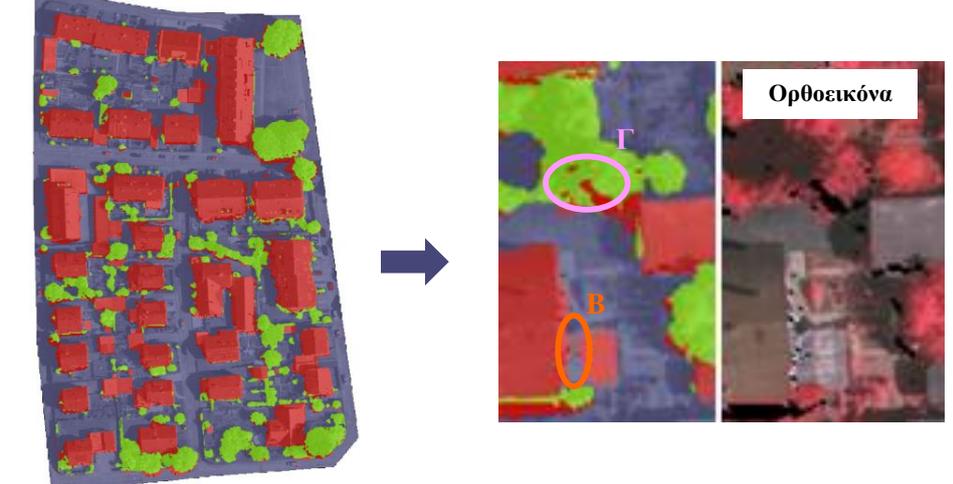
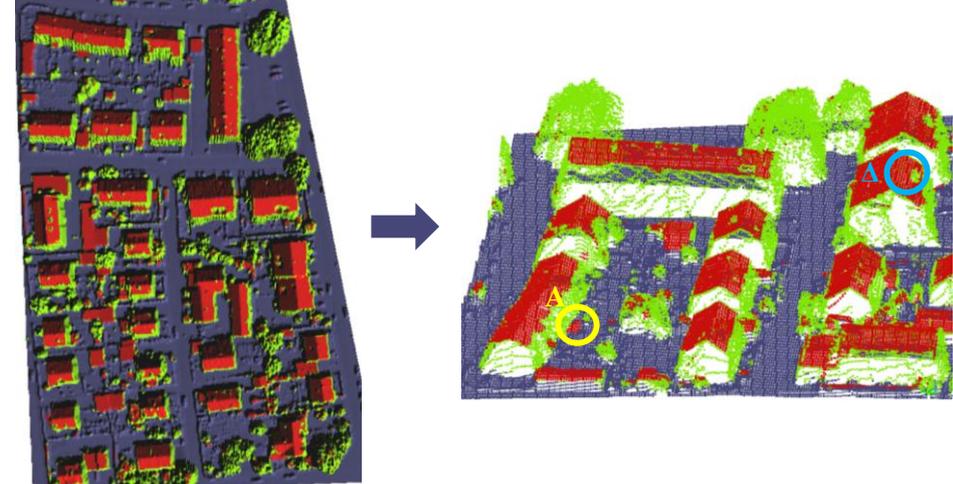
- Περίπτωση Α: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Κτίσματα» αντί «Εδαφος».  
 Η περίπτωση αυτή οφείλεται κυρίως λόγω: 1) σφαλμάτων κατά τη δημιουργία του nDSM (π.χ. τοπικές αστοχίες του αλγορίθμου κατά την ανίχνευση σημείων του εδάφους), και 2) εσφαλμένων παρεμβολών (για MDFVs που κάνουν χρήση DIM/nDSMs).
- Περίπτωση Β: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Εδαφος» αντί «Κτίσματα».  
 Η περίπτωση αυτή οφείλεται κυρίως λόγω της ύπαρξης κτισμάτων με πολύ μικρό ύψος (σχεδόν στο επίπεδο του εδάφους) σε συνδυασμό με σφάλματα κατά τη δημιουργία του nDSM (π.χ. τοπικές αστοχίες του αλγορίθμου κατά την ανίχνευση σημείων του εδάφους).

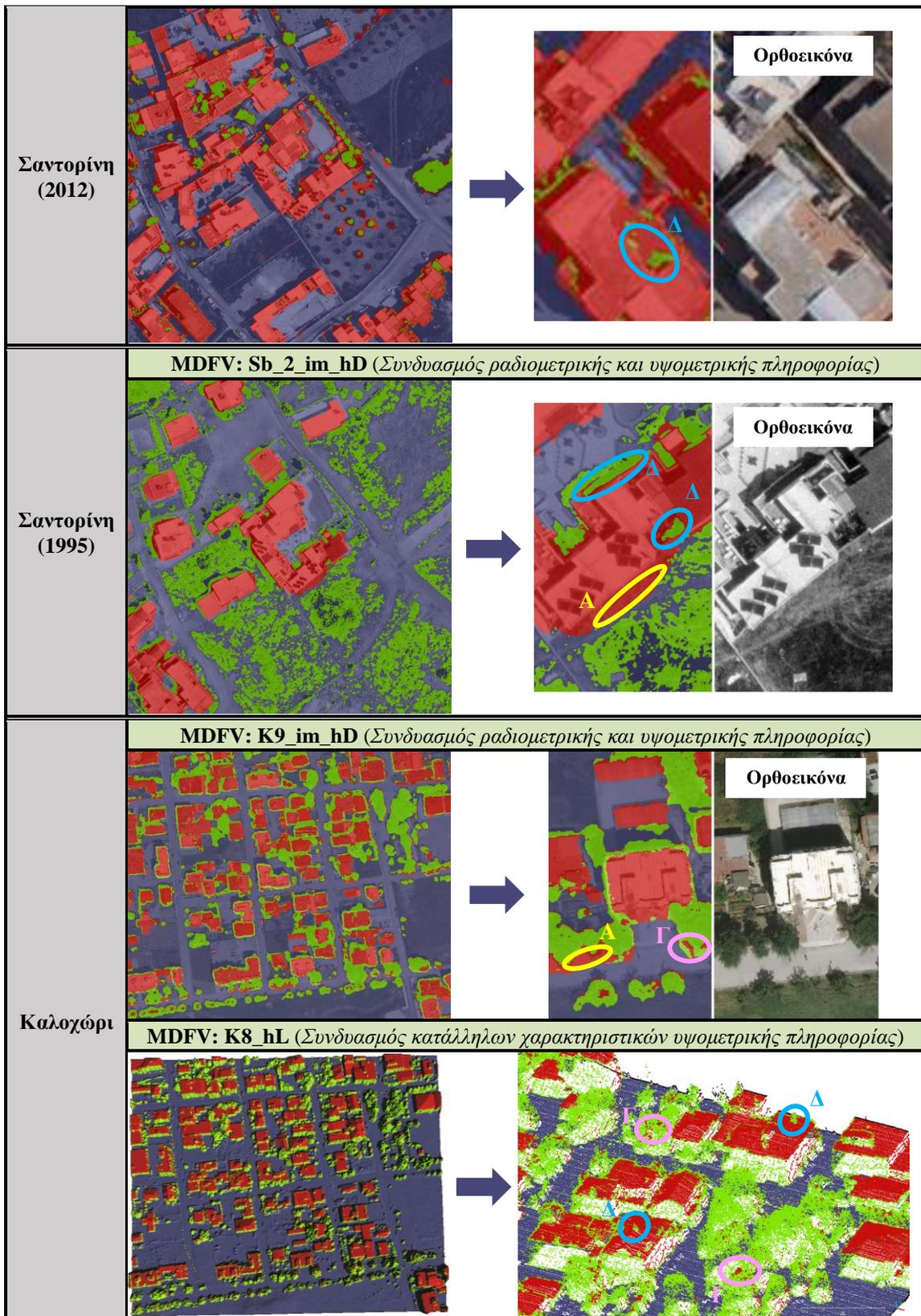
Σημειώνεται πως κατά τη συλλογή δειγμάτων εκπαίδευσης δεν επιλέχθηκαν τμήματα αυτών των κτισμάτων: 1) λόγω του πολύ μικρού πλήθους τους στις περιοχές μελέτης, και 2) για την αποφυγή συλλογής αντικρουόμενων δειγμάτων με την κλάση «Έδαφος».

- Περίπτωση Γ: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονομηφίδων ως «Κτίσματα» αντί «Βλάστηση».  
Η περίπτωση αυτή οφείλεται κυρίως λόγω: 1) εσφαλμένων παρεμβολών στις ακμές των αντικειμένων της περιοχής μελέτης, τοπικών φαινομένων θορύβου (τραχύτητα σημείων) αλλά και ύπαρξης σκιών και αλλοιώσεων των αντικειμένων στις ορθοεικόνες (για MDFVs που κάνουν χρήση DIM/nDSMs ή/και ορθοεικόνων), και 2) τοπικών περιπτώσεων βλάστησης που παρουσιάζουν τα ίδια γεωμετρικά/μορφολογικά χαρακτηριστικά (π.χ. επίπεδες επιφάνειες) με κάποιες οροφές κτισμάτων (για MDFVs που κάνουν χρήση LIDAR/nDSMs).
- Περίπτωση Δ: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονομηφίδων ως «Βλάστηση» αντί «Κτίσματα».  
Η περίπτωση αυτή οφείλεται κυρίως λόγω: 1) εσφαλμένων παρεμβολών στις ακμές των αντικειμένων της περιοχής μελέτης, τοπικών φαινομένων θορύβου (τραχύτητα σημείων), ύπαρξης σκιών και αλλοιώσεων των αντικειμένων στις ορθοεικόνες (για MDFVs που κάνουν χρήση DIM/nDSMs ή/και ορθοεικόνων), και 2) τοπικών περιπτώσεων σύνθετων κτισμάτων που παρουσιάζουν τα ίδια γεωμετρικά/μορφολογικά χαρακτηριστικά (π.χ. επιφάνειες με έντονες ασυνέχειες βάθους) με τμήματα βλάστησης (για MDFVs που κάνουν χρήση LIDAR/nDSMs).

Παρόλα αυτά, τα MDFVs που κάνουν συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας αλλά και συνδυασμό κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας εξαγάγουν ιδιαίτερα ικανοποιητικά αποτελέσματα σε σχέση με άλλους συνδυασμούς MDFVs. Αυτό αποδεικνύεται πειραματικά στην Εικόνα 4.13 όπου γίνεται η σύγκρισή τους με MDFVs που κάνουν χρήση μόνο της ραδιομετρικής πληροφορίας ή μόνο της υψομετρικής πληροφορίας ή συνδυασμού τυπικών χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας. Στα MDFVs που κάνουν χρήση μόνο της ραδιομετρικής πληροφορίας παρατηρήθηκαν μεγάλης έκτασης εσφαλμένες ταξινομήσεις Α και Β. Αυτό οφείλεται κυρίως στις παρόμοιες ραδιομετρικές τιμές μεταξύ των σκιασμένων (ή και μη σκιασμένων) τμημάτων των κτισμάτων και των δρόμων (ή υπαίθριων χώρων) και άρα κατ' επέκταση στη συλλογή αντιφατικών δειγμάτων εκπαίδευσης για τις κατηγορίες «Κτίσματα» και «Έδαφος».

Περιοχή μελέτης	Αποτελέσματα ταξινόμησης μέσω του CNN στις κλάσεις Κτίσματα <span style="color:red">■</span> Βλάστηση <span style="color:green">■</span> Έδαφος <span style="color:blue">■</span>
Area 1	<p data-bbox="405 271 1342 304"><b>MDFV: V5_im_hD</b> (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)</p> 
	<p data-bbox="405 831 1342 864"><b>MDFV: V8_hL</b> (Συνδυασμός κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας)</p> 
Area 2	<p data-bbox="405 1391 1342 1424"><b>MDFV: V5_im_hD</b> (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)</p> 
	<p data-bbox="405 1850 1342 1883"><b>MDFV: V8_hL</b> (Συνδυασμός κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας)</p>

	
Area 3	<p>MDFV: V5_im_hD (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)</p>
	
	<p>MDFV: V8_hL (Συνδυασμός κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας)</p>
	
	<p>MDFV: Sa_4_im_hD (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)</p>



**Εικόνα 4.12:** Αποτελέσματα ταξινόμησης εφαρμόζοντας το CNN σε MDFVs που κάνουν συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας ή συνδυασμό κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας.

Α: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοηφίδων ως «Κτίσματα» αντί «Εδαφος», Β: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοηφίδων ως «Εδαφος» αντί «Κτίσματα», Γ: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοηφίδων ως «Κτίσματα» αντί «Βλάστηση», Δ: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοηφίδων ως «Βλάστηση» αντί «Κτίσματα».

Κτίσματα ■ Βλάστηση ■ Έδαφος ■				
Περιοχή μελέτης	Ορθοεικόνα	MDFV		
		V5_im_hD (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)	V4_im (Χρήση μόνο της ραδιομετρικής πληροφορίας)	V1_hD (Χρήση μόνο της υψομετρικής πληροφορίας)
Area 3				
Περιοχή μελέτης	Ορθοεικόνα	MDFV		
		Sa_4_im_hD (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)	Sa_3_im (Χρήση μόνο της ραδιομετρικής πληροφορίας)	Sa_1_hD (Χρήση μόνο της υψομετρικής πληροφορίας)
Σαντορίνη (2012)				
Περιοχή μελέτης	Ορθοεικόνα	MDFV		
		Sb_2_im_hD (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)	Sb_1_im (Χρήση μόνο της ραδιομετρικής πληροφορίας)	Sb_1_hD (Χρήση μόνο της υψομετρικής πληροφορίας)
Σαντορίνη (1995)				
Περιοχή μελέτης	Νέφος σημείων από LIDAR (χρωματισμένο βάσει της έντασης)	MDFV		
		V8_hL (Συνδυασμός κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας)	V3_hL (Συνδυασμός τυπικών χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας)	V1_hL (Χρήση μόνο της υψομετρικής πληροφορίας)
Area 1				
Area 2				

Εικόνα 4.13: Σύγκριση αποτελεσμάτων ταξινόμησης εφαρμόζοντας το CNN σε διάφορα MDFVs.

○ A: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Κτίσματα» αντί «Έδαφος», ○ B: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Έδαφος» αντί «Κτίσματα», ○ Γ: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Κτίσματα» αντί «Βλάστηση», ○ Δ: Εσφαλμένη ταξινόμηση εικονοψηφίδων ως «Βλάστηση» αντί «Κτίσματα».

Στα MDFVs που κάνουν χρήση μόνο της υψομετρικής πληροφορίας παρατηρήθηκαν μεγάλης έκτασης εσφαλμένες ταξινομήσεις Γ και Δ. Αυτό οφείλεται κυρίως στις παρόμοιες τιμές υψομέτρου μεταξύ των κτισμάτων και της βλάστησης και άρα κατ' επέκταση στη συλλογή αντιφατικών δειγμάτων εκπαίδευσης για τις κατηγορίες «Κτίσματα» και «Βλάστηση». Επίσης, παρατηρήθηκαν μεγάλης έκτασης εσφαλμένες ταξινομήσεις Α λόγω συλλογής αντιφατικών δειγμάτων εκπαίδευσης για τις κατηγορίες «Κτίσματα» και «Εδάφος» σε περιοχές με έντονο ανάγλυφο και ανισόπεδες περιοχές εδάφους. Τέλος, στα MDFVs που συνδυάζουν τυπικά χαρακτηριστικά υψομετρικής πληροφορίας παρατηρήθηκαν μεγάλης έκτασης εσφαλμένες ταξινομήσεις Γ λόγω της αδυναμίας αυτών των χαρακτηριστικών να διαχωρίσουν επαρκώς τις εικονοψηφίδες μεταξύ των κατηγοριών «Κτίσματα» και «Βλάστηση».

#### **4.1.7 Μετα-επεξεργασία**

Η μετα-επεξεργασία των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης αποσκοπεί στη βελτίωση του τελικού αποτελέσματος ανίχνευσης των κτισμάτων. Δεδομένου ότι η παρούσα εφαρμογή εστιάζει στα κτίσματα, ακολουθήθηκαν ιεραρχικά τα παρακάτω βήματα:

- Βήμα 1: Απομόνωση των εικονοψηφίδων που σχετίζονται με την κλάση «Κτίσματα». Στην ταξινομημένη εικόνα, που βγαίνει ως έξοδος από τον ταξινομητή, η κάθε κλάση εκπροσωπείται από έναν μοναδικό αριθμό ετικέτας (label). Η απομόνωση των εικονοψηφίδων με αριθμό ετικέτας που σχετίζεται με την κλάση «Κτίσματα» δημιούργησε μία δυαδική εικόνα (binary), η οποία καλείται «μάσκα» των κτισμάτων. Οι λευκές περιοχές της μάσκας (με τιμή 255) αναπαριστούν τα ανιχνευθέντα κτίσματα ενώ οι μαύρες περιοχές (με τιμή 0) το υπόβαθρο.
- Βήμα 2: Εφαρμογή μορφολογικού φίλτρου ελάχιστης τιμής. Το μορφολογικό φίλτρο ελάχιστης τιμής (min filter) εφαρμόστηκε απευθείας στη μάσκα των κτισμάτων. Η εφαρμογή του αποσκοπεί στην απαλοιφή μεμονωμένων εικονοψηφίδων ή μικρών συστάδων εικονοψηφίδων που σχετίζονται με τις περιπτώσεις εσφαλμένων ταξινομήσεων που αναφέρθηκαν στην παράγραφο 4.2.6. Οι διαστάσεις του φίλτρου που επιλέχθηκαν κάλυπταν υπο-περιοχές περίπου 1 m<sup>2</sup> (π.χ. για την περίπτωση της Σαντορίνης επιλέχθηκαν διαστάσεις ψηφιακού παραθύρου 9×9).
- Βήμα 3: Εφαρμογή τελεστή πλειοψηφίας στη μάσκα των κτισμάτων. Ο τελεστής πλειοψηφίας (majority voting) χρησιμοποιείται για την αυτόματη επαναταξινόμηση των εικονοψηφίδων σε νέες κλάσεις αλλά και για τη μείωση του θορύβου. Η εφαρμογή του είναι ιδιαίτερα χρήσιμη καθώς λαμβάνει υπόψη τα χωρικά χαρακτηριστικά μίας επιλεγμένης υπο-περιοχής καταχωρώντας στην εκάστοτε κεντρική εικονοψηφίδα την επικρατούσα τιμή της γειτονίας που το περικλείει. Στην παρούσα εφαρμογή χρησιμοποιήθηκε για την περαιτέρω απαλοιφή του θορύβου ή της κάλυψης κενών (holes)

στη μάσκα των κτισμάτων που προέκυψε από το μορφολογικό φίλτρο ελάχιστης τιμής. Η ακτίνα του χωρικού φίλτρου που επιλέχθηκε κάλυπτε υπο-περιοχές περίπου  $10 \text{ m}^2$  (π.χ. για την περίπτωση της Σαντορίνης επιλέχθηκε 21 pixels).

- Βήμα 4: Εφαρμογή μορφολογικού φίλτρου συστολής ή διαστολής. Τα μορφολογικά φίλτρα συστολής (erosion filter) ή διαστολής (dilation filter) σχετίζονται με τη σμίκρυνση ή τη μεγέθυνση των αντικειμένων αντίστοιχα. Στην παρούσα εφαρμογή τα φίλτρα αυτά εφαρμόστηκαν στο αποτέλεσμα που εξήχθη από τον τελεστή πλειοψηφίας. Πιο συγκεκριμένα, στην περίπτωση των MDFVs που κάνουν χρήση DIM/nDSMs χρησιμοποιήθηκε το μορφολογικό φίλτρο συστολής, λόγω της μεγέθυνσης των κτισμάτων στα όρια τους από εσφαλμένες παρεμβολές. Αντίθετα, στην περίπτωση των MDFVs που κάνουν χρήση LIDAR/nDSMs χρησιμοποιήθηκε το μορφολογικό φίλτρο διαστολής λόγω της σμίκρυνσης των κτισμάτων στα όρια τους από τα στοιχεία χαρακτηριστικών Entropy, Height Variation και Standard Deviation. Οι διαστάσεις του φίλτρου που επιλέχθηκαν κάλυπταν υπο-περιοχές περίπου  $3 \text{ m}^2$ .
- Βήμα 5: Απαλοιφή αντικειμένων με μικρό εμβαδόν επιφάνειας. Η διαδικασία αυτή εκτελέστηκε για την απαλοιφή κτισμάτων μικρής σημαντικότητας αλλά και εναπομεινάντων τμημάτων βλάστησης που καταχωρήθηκαν εσφαλμένα στην κλάση «Κτίσματα». Για τον λόγο αυτό εφαρμόστηκε μία τεχνική κατάτμησης στο αποτελέσματα που προέκυψε από την εφαρμογή του μορφολογικού φίλτρου συστολής ή διαστολής. Αναλυτικότερα, εφαρμόστηκε η τεχνική region growing σε συνδυασμό με ένα φίλτρο ανίχνευσης ακμών (edge filter). Το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας είναι η απόδοση νέας μοναδικής ετικέτας σε κάθε κτίσμα για τη μεμονωμένη διαχείριση του ως ξεχωριστό αντικείμενο (π.χ. για τον υπολογισμό του εμβαδού επιφάνειας του και άλλων γεωμετρικών στοιχείων). Για την περίπτωση της Σαντορίνης έγινε απαλοιφή κτισμάτων με εμβαδόν επιφάνειας μικρότερο από  $25 \text{ m}^2$ . Σημειώνεται πως για την περίπτωση των Area 1, Area 2 και Area 3 το παρόν βήμα δεν εκτελέστηκε ώστε τα αποτελέσματα να είναι συγκρίσιμα με άλλες τεχνικές της διεθνούς βιβλιογραφίας που χρησιμοποιούν τα συγκεκριμένα δεδομένα (παράγραφος 4.2.9).

Για την εκτέλεση των βημάτων του σταδίου της μετα-επεξεργασίας συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB ενώ χρησιμοποιήθηκε και η βιβλιοθήκη GDAL [394]. Τα τελικά αποτελέσματα ανίχνευσης κτισμάτων είναι αυτά που εξάγονται στο Βήμα 5. Στην Εικόνα 4.14 απεικονίζονται παραδείγματα βελτίωσης του αποτελέσματος της ταξινόμησης (Βήμα 1) για την εξαγωγή των τελικών αποτελεσμάτων ανίχνευσης κτισμάτων (Βήμα 5).

	Κτίσματα <input type="checkbox"/> Υπόβαθρο <input type="checkbox"/>		
	MDFV		
	V5_im_hD (Area 2)	V5_im_hD (Area 3)	Sa_4_im_hD (Σαντορίνη 2012)
Μάσκα κτισμάτων από την ταξινόμηση μέσω του CNN (Βήμα 1)			
Τελικά αποτελέσματα ανίχνευσης κτισμάτων (Βήμα 5)			

Εικόνα 4.14: Παραδείγματα βελτίωσης του αποτελέσματος της ταξινόμησης από το CNN για την εξαγωγή των τελικών αποτελεσμάτων ανίχνευσης κτισμάτων.

#### 4.1.8 Ανίχνευση τελικών κτισμάτων και αξιολόγηση αποτελεσμάτων

Στον Πίνακα 4.6 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της αξιολόγησης των εφαρμοζόμενων μεθόδων (CNN, Linear SVM, RBF SVM και ANN) ανά εικονοψηφίδα για την ανίχνευση κτισμάτων. Για την περίπτωση του CNN και των MDFV: V5\_im\_hD και MDFV: V8\_hL γίνεται στην Εικόνα 4.15 η οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων στην αντίστοιχη εικόνα αξιολόγησης. Για τον υπολογισμό των ποσοστών επιτυχίας αλλά και για την εξαγωγή των αντίστοιχων εικόνων αξιολόγησης συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB. Τα δεδομένα ελέγχου για τις περιοχές μελέτης Area 1, Area 2 και Area 3 παραχωρήθηκαν από τον επίσημο ιστότοπο της ISPRS και προέκυψαν από στερεοσκοπικές αποδόσεις [12]. Τα δεδομένα ελέγχου για τις περιοχές μελέτης Σαντορίνη (2012 και 1995) και Καλοχόρι προέκυψαν από στερεοσκοπικές αποδόσεις, φωτοερμηνεία στις ορθοεικόνες και 3Δ περιήγηση στα νέφη σημείων από DIM.

Αρχικά παρατηρείται πως για όλους τους αλγόριθμους στις περιοχές μελέτης Area 1-3 που αξιοποιούν δεδομένα LIDAR, η χρήση τυπικών χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας

(V3\_hL) ή η χρήση μόνο της υψομετρικής πληροφορίας (V1\_hL) δεν επαρκούν για την ικανοποιητική ανίχνευση των κτισμάτων. Αυτό φαίνεται συγκρίνοντας τα αποτελέσματα με το V8\_hL που συνδυάζει κατάλληλα χαρακτηριστικά υψομετρικής πληροφορίας. Δηλαδή, σχεδόν σε κάθε αλγόριθμο το Q βελτιώνεται αξιοποιώντας περισσότερα χαρακτηριστικά υψομετρικής πληροφορίας. Για παράδειγμα για την περιοχή μελέτης Area 1 και για τον αλγόριθμο CNN, τα ποσοστά Q που επιτεύχθηκαν ήταν 45.8%, 67.1% και 74.4% για τα V1\_hL, V3\_hL και V8\_hL αντίστοιχα. Μάλιστα στην περίπτωση του V8\_hL το CNN απέδωσε καλύτερα αποτελέσματα από όλους τους συγκρινόμενους αλγόριθμους. Το ANN πέτυχε συνολικά περίπου τα ίδια ποσοστά Q με τις Linear SVM και RBF SVM.

Από την άλλη, ο συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας από ορθοεικόνες και νέφη σημείων από DIM (V5\_im\_hD) φαίνεται πως πετυχαίνει εφάμιλλα ποσοστά Q σε σχέση με το V8\_hL (80.9% και 74.4% αντίστοιχα). Τα εφάμιλλα αυτά ποσοστά παρατηρήθηκαν κυρίως για το CNN για τις περιοχές μελέτης Area 2 και Area 3. Θα περίμενε κανείς πως ο συνδυασμός των ορθοεικόνων (με GSD=9 cm) με τα DIM/DSMs (με GSD=9 cm) θα πρόσφερε πολύ μεγαλύτερες αποδόσεις στα ποσοστά Q σε σχέση με τα LIDAR δεδομένα (με GSD=25 cm) λόγω της καλύτερης οπτικοποίησης των κτισμάτων και των ακμών τους. Αυτό όμως δεν συμβαίνει λόγω της χρήσης των ορθοεικόνων και όχι των αρχικών εικόνων που έχουν ληφθεί. Οι ορθοεικόνες αποτελούν παράγωγα προϊόντα από φωτογραμμετρικές διαδικασίες και ενδέχεται να περιέχουν τοπικές αστοχίες κατά τη δημιουργίας τους. Για παράδειγμα οι ορθοεικόνες που έχουν δημιουργηθεί από DTM απεικονίζουν τα κτίσματα με συστηματικές μεταθέσεις και εκτροπές στα όρια τους. Οι ορθοεικόνες που έχουν δημιουργηθεί από DSM παρουσιάζουν αλλοιώσεις στα όρια των κτισμάτων (π.χ. λόγω εσφαλμένων παρεμβολών στο DSM) παρά την εξάλειψη των παραμορφώσεων των αρχικών εικόνων (κλίσεις, εκτροπή λόγω αναγλύφου κ.ά.). Παρόλα αυτά στην περιοχή μελέτης Area 1 παρατηρήθηκαν σημαντικές βελτιώσεις όπως για παράδειγμα αυτή του CNN από 74.4% σε 80.9%. Στις Linear SVM και RBF SVM παρατηρήθηκαν μεγαλύτερες διαφορές στα ποσοστά Q, άλλοτε με βελτίωση και άλλοτε με επιδείνωση των αποτελεσμάτων. Οι Linear SVM και RBF SVM πέτυχαν γενικά μικρότερα ποσοστά Q σε σχέση με το CNN. Μάλιστα πέτυχαν χαμηλά ποσοστά  $C_m$  σε κάποιες περιοχές μελέτης και για αυτόν τον λόγο δεν κατάφεραν να εντοπίσουν επαρκώς κάποια κτίσματα ή τμήματα αυτών.

Όπως αποδείχτηκε πειραματικά στην παράγραφο 4.2.6, η χρήση μόνο της ραδιομετρικής πληροφορίας δεν επαρκεί για την ικανοποιητική ανίχνευση των κτισμάτων. Στην περιοχή μελέτης του Καλοχωρίου (K3\_im) αυτό εκφράστηκε ποσοτικοποιημένα με χαμηλή τιμή Q (40.5%) ακόμα και με την εφαρμογή ενός ισχυρού αλγόριθμου όπως το CNN. Ο συνδυασμός όμως ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας (K9\_im\_hD) με κατάλληλα χαρακτηριστικά για νέφη σημείων από DIM (ακόμα και αν αυτά τα γεωμετρικά/μορφολογικά χαρακτηριστικά δεν θεωρούνται και τόσο ιδανικά όπως αναφέρεται αναλυτικά στην παράγραφο 4.2.3), βελτίωσε σημαντικά το ποσοστό Q

σε 80.2%. Μάλιστα ακόμα καλύτερη βελτίωση επήλθε στο ποσοστό Q (86.1%) όταν τα κατάλληλα χαρακτηριστικά υπομετρικής πληροφορίας προήλθαν αμιγώς από νέφη σημείων από LIDAR (K8\_hL).

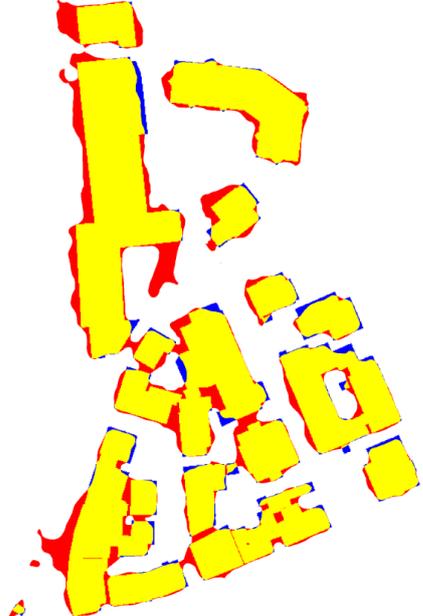
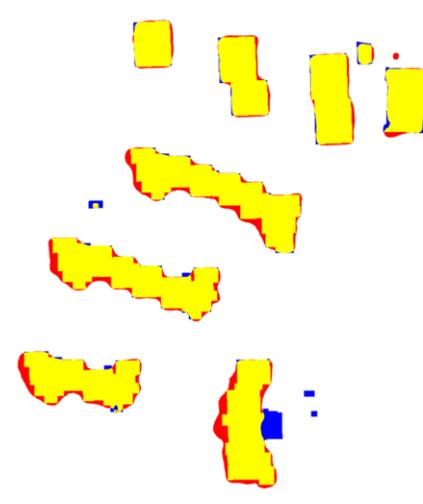
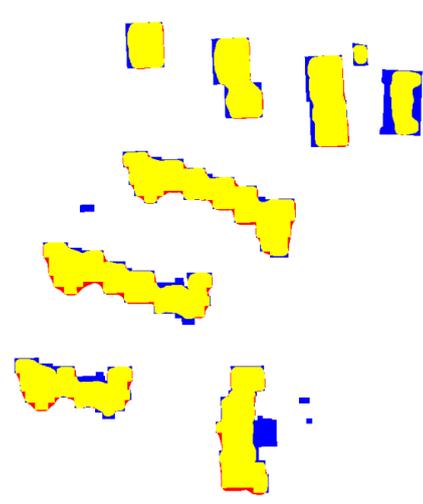
Περιοχή μελέτης	Μέθοδος	MDFV	Ποσοστά επιτυχίας		
			C <sub>m</sub> (%)	C <sub>r</sub> (%)	Q (%)
Area 1	CNN	V5_im_hD	<b>96.1</b>	<b>83.7</b>	<b>80.9</b>
	Linear SVM	V5_im_hD	82.9	92.3	77.5
	RBF SVM	V5_im_hD	80.8	93.6	76.6
	CNN	V8_hL	<b>79.8</b>	<b>91.5</b>	<b>74.4</b>
	Linear SVM	V8_hL	67.0	96.1	65.2
	RBF SVM	V8_hL	68.8	94.0	65.9
	ANN	V8_hL	92.2	68.0	64.3
	CNN	V3_hL	91.6	71.5	67.1
	Linear SVM	V3_hL	65.5	83.4	58.0
	RBF SVM	V3_hL	58.3	88.2	54.1
	ANN	V3_hL	78.2	84.2	68.2
	CNN	V1_hL	99.9	45.8	45.8
	Linear SVM	V1_hL	91.0	67.5	63.3
	RBF SVM	V1_hL	47.4	92.3	45.7
	ANN	V1_hL	64.1	87.0	58.5
	Area 2	CNN	V5_im_hD	<b>96.0</b>	<b>88.0</b>
Linear SVM		V5_im_hD	91.2	90.6	83.3
RBF SVM		V5_im_hD	89.4	87.4	79.3
CNN		V8_hL	<b>87.7</b>	<b>96.0</b>	<b>84.6</b>
Linear SVM		V8_hL	88.7	94.3	84.1
RBF SVM		V8_hL	83.1	92.3	77.6
ANN		V8_hL	90.8	90.5	82.9
CNN		V3_hL	91.7	68.1	64.2
Linear SVM		V3_hL	89.3	67.9	62.8
RBF SVM		V3_hL	85.6	70.4	63.0
ANN		V3_hL	85.0	92.0	79.2
CNN		V1_hL	98.3	33.0	32.8
Linear SVM		V1_hL	97.8	37.6	37.3
RBF SVM		V1_hL	80.9	65.8	57.0
ANN		V1_hL	80.3	93.2	75.8
Area 3		CNN	V5_im_hD	<b>92.6</b>	<b>88.0</b>
	Linear SVM	V5_im_hD	77.3	92.7	72.9
	RBF SVM	V5_im_hD	71.1	93.6	67.8
	CNN	V8_hL	<b>88.2</b>	<b>93.7</b>	<b>83.2</b>
	Linear SVM	V8_hL	82.0	96.5	79.7
	RBF SVM	V8_hL	82.9	92.9	78.0
	ANN	V8_hL	96.7	84.5	82.2
	CNN	V3_hL	94.2	77.1	73.6
	Linear SVM	V3_hL	69.1	66.6	51.3
	RBF SVM	V3_hL	61.0	67.4	47.1
	ANN	V3_hL	93.2	75.0	71.1
	CNN	V1_hL	99.7	50.0	50.0
	Linear SVM	V1_hL	99.3	54.7	54.5
	RBF SVM	V1_hL	67.4	61.2	47.2
	ANN	V1_hL	81.7	78.0	66.4
	Σαντορίνη (2012)	CNN	Sa_4_im_hD	<b>89.3</b>	<b>95.7</b>
Linear SVM		Sa_4_im_hD	72.0	99.4	71.7
RBF SVM		Sa_4_im_hD	61.4	99.8	61.3
Σαντορίνη (1995)	CNN	Sb_2_im_hD	<b>90.9</b>	<b>88.0</b>	<b>80.8</b>
	Linear SVM	Sb_2_im_hD	85.9	86.7	75.9
	RBF SVM	Sb_2_im_hD	86.7	90.4	79.4
Καλοχώρι	CNN	K9_im_hD	<b>91.7</b>	<b>86.4</b>	<b>80.2</b>
	CNN	K8_hL	<b>92.5</b>	<b>92.6</b>	<b>86.1</b>
	CNN	K3_im	88.1	42.8	40.5

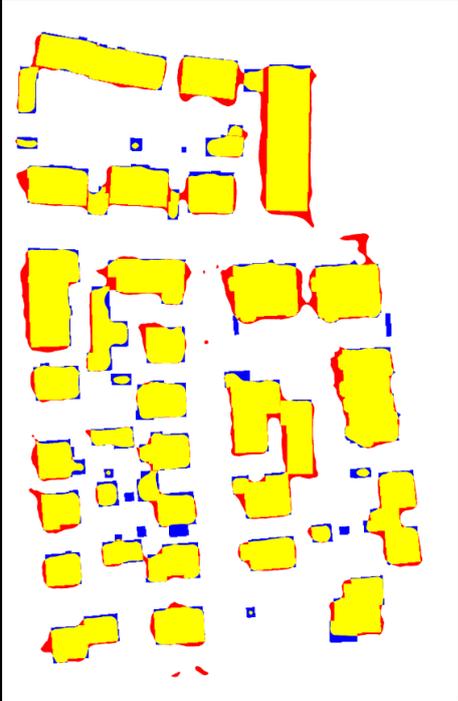
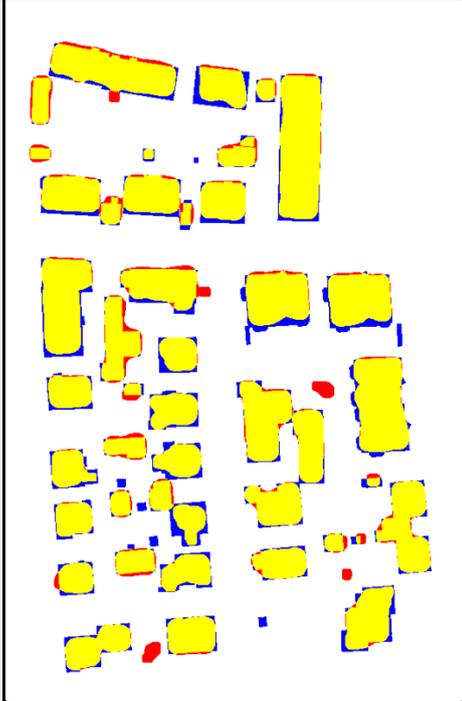
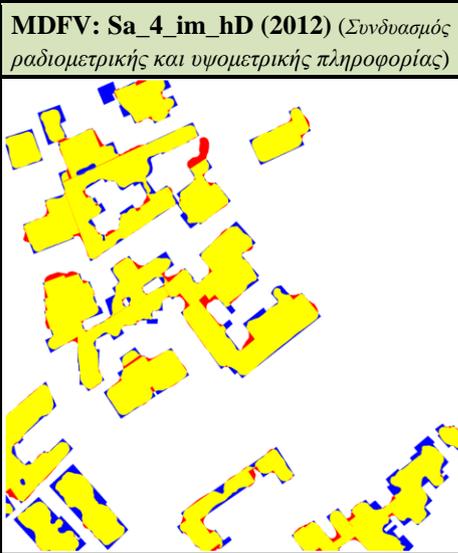
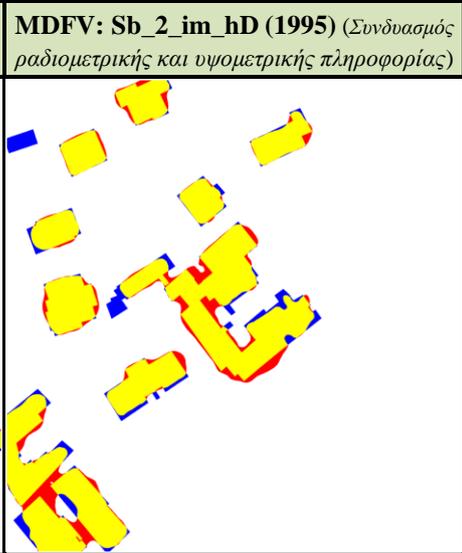
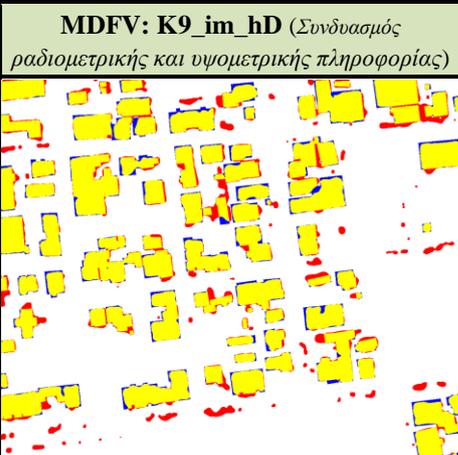
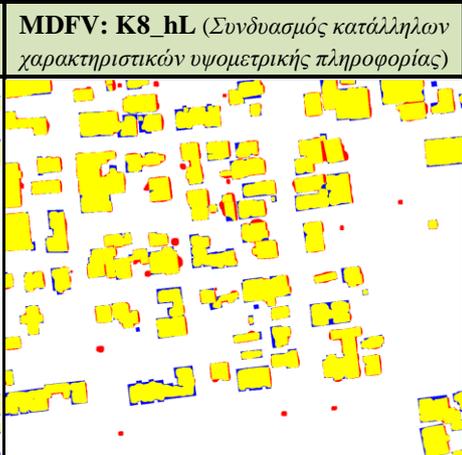
Πίνακας 4.6: Αξιολόγηση των εφαρμοζόμενων μεθόδων ανά εικονομηφίδα για την ανίχνευση κτισμάτων.

Επιπροσθέτως, διερευνήθηκε η επίπτωση της χρήσης μικρότερων training sets στα τελικά αποτελέσματα ανίχνευσης κτισμάτων για τις περιοχές μελέτης Area 1-3 για τα MDFVs: V8\_hL (παράγραφος 4.2.5). Το CNN πέτυχε για τις περιοχές μελέτης Area 2 και Area 3 λίγο μικρότερα ποσοστά από τα αντίστοιχα που παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.6. Πιο συγκεκριμένα πέτυχε και για τις δύο περιοχές μελέτης ποσοστό Q περίπου 83% (για training set=30% και validation set & test set=70%) και περίπου 82% (για training set=10% και validation set & test set=90%). Τα αποτελέσματα αυτά θεωρούνται ικανοποιητικά λαμβάνοντας υπόψη πως χρησιμοποιήθηκαν εξαιρετικά μικρά ποσοστά δειγμάτων εκπαίδευσης. Παρόλα αυτά, δεν συνέβη το ίδιο στην περιοχή μελέτης Area 1 καθώς το CNN πέτυχε πολύ μικρότερα ποσοστά Q, δηλαδή περίπου 68% (για training set=30% και validation set & test set=70%) και περίπου 64% (για training set=10% και validation set & test set=90%). Η περιοχή μελέτης Area 1 αποτελεί την πιο σύνθετη περίπτωση σε σχέση με τις άλλες περιοχές και απαιτεί ένα ικανό ποσοστό δειγμάτων εκπαίδευσης.

Για τα MDFVs που κάνουν χρήση των DIM/nDSMs, η χρήση πολλαπλών εικόνων και η συμπληρωματική λήψη πλάγιων εικόνων (δηλαδή πλήρης 3Δ και όχι 2.5Δ ανακατασκευή) θα μπορούσε να ελαχιστοποιήσει τα θέματα τραχύτητας σημείων και εναπομεινάντων παραμορφώσεων στα όρια των κτισμάτων λόγω εσφαλμένων παρεμβολών. Η πιο κατάλληλη παραμετροποίηση ή/και η χειροκίνητη διόρθωση εναπομεινάντων σφαλμάτων κατά τη δημιουργία του nDSM, όπως επίσης και η συλλογή νέων πρόσθετων και αντιπροσωπευτικών δειγμάτων εκπαίδευσης, ενδέχεται να βελτιώσουν τα αποτελέσματα ανίχνευσης κτισμάτων. Ωστόσο, κατά τη συλλογή νέων δειγμάτων εκπαίδευσης θα πρέπει παράλληλα να λαμβάνονται υπόψη: 1) η πιθανή περίπτωση της υπερ-προσαρμογής του CNN και άρα της μείωσης της ικανότητας του να προβλέπει σωστά την κλάση νέων παρατηρήσεων, και 2) η σχέση του συνολικού υπολογιστικού χρόνου (χρόνος εκπαίδευσης και χρόνος ταξινόμησης) και ακρίβειας καθώς ως βέλτιστο αποτέλεσμα θεωρείται η μέγιστη δυνατή ακρίβεια στον ελάχιστο δυνατό χρόνο.

Στον Πίνακα 4.7 αναφέρονται ενδεικτικά οι υπολογιστικοί χρόνοι εκτέλεσης της συνολικής διαδικασίας ταξινόμησης (για training set=80% και validation set & test set=20%) για κάποια MDFVs εφαρμόζοντας το CNN και τις Linear SVM και RBF SVM. Ο συνολικός υπολογιστικός χρόνος εκτέλεσης του CNN είναι ιδιαίτερα μεγάλος σε σύγκριση με αυτόν των Linear SVM και RBF SVM. Ωστόσο αποδείχθηκε παραπάνω πειραματικά πως οι Linear SVM και RBF SVM πέτυχαν γενικά μικρότερα ποσοστά Q σε σχέση με το CNN.

Περιοχή μελέτης	TP <span style="color: yellow;">■</span> FP <span style="color: red;">■</span> FN <span style="color: blue;">■</span>	
Area 1	<b>MDFV: V5_im_hD</b> (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)	<b>MDFV: V8_hL</b> (Συνδυασμός κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας)
		
Area 2	<b>MDFV: V5_im_hD</b> (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)	<b>MDFV: V8_hL</b> (Συνδυασμός κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας)
		
Area 3	<b>MDFV: V5_im_hD</b> (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)	<b>MDFV: V8_hL</b> (Συνδυασμός κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας)

		
	<b>MDFV: Sa_4_im_hD (2012)</b> (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)	<b>MDFV: Sb_2_im_hD (1995)</b> (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)
<b>Σαντορίνη</b>		
	<b>MDFV: K9_im_hD</b> (Συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας)	<b>MDFV: K8_hL</b> (Συνδυασμός κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας)
<b>Καλοχώρα</b>		

Εικόνα 4.15: Εικόνες αξιολόγησης ανά εικονομηφίδα των τελικών ανιχνευθέντων κτισμάτων από το CNN.

Ταξινόμητης	MDFV									
	V5_im_hD (Area 1) Διαστάσεις πινακίδας: 2529×1949×5		V5_im_hD (Area 2) Διαστάσεις πινακίδας: 2359×2148×5		V5_im_hD (Area 3) Διαστάσεις πινακίδας: 2533×1680×5		Sa_4_im_hD (Σαντορίνη 2012) Διαστάσεις πινακίδας: 2086×2046×4		Sb_2_im_hD (Σαντορίνη 1995) Διαστάσεις πινακίδας: 2086×2046×2	
	Χρόνος εκπαίδευσης	Χρόνος ταξινόμησης	Χρόνος εκπαίδευσης	Χρόνος ταξινόμησης	Χρόνος εκπαίδευσης	Χρόνος ταξινόμησης	Χρόνος εκπαίδευσης	Χρόνος ταξινόμησης	Χρόνος εκπαίδευσης	Χρόνος ταξινόμησης
	CNN	14 min	80 sec	15 min	50 sec	13 min	60 sec	13 min	60 sec	13 min
Linear SVM	20 sec	20 sec	20 sec	20 sec	20 sec	20 sec	15 sec	15 sec	10 sec	10 sec
RBF SVM	25 sec	25 sec	25 sec	25 sec	25 sec	25 sec	20 sec	20 sec	15 sec	15 sec

**Πίνακας 4.7:** Υπολογιστικοί χρόνοι εκπαίδευσης και ταξινόμησης (για training set=80% και validation set & test set=20%) για διάφορα MDFVs.

#### 4.1.9 Σύγκριση με άλλους αλγορίθμους για το σετ δεδομένων Vaihingen

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω το σετ δεδομένων Vaihingen αποτελεί ένα ευρέως διατιθέμενο σετ δεδομένων αναφοράς. Αυτό το σετ δεδομένων χρησιμοποιείται από πολλούς ερευνητές για την αξιολόγηση και σύγκριση των αλγορίθμων τους [10]. Στον Πίνακα 4.8 γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων του CNN που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα διατριβή (χρησιμοποιώντας τα V5\_im\_hD και V8\_hL) με τα επίσημα αποτελέσματα ανίχνευσης κτισμάτων από άλλους αλγορίθμους (είτε παραμετρικής μοντελοποίησης είτε μηχανικής μάθησης) της διεθνούς βιβλιογραφίας που κάνουν: 1) συνδυασμό ορθοεικόνων με DIM/DSM, 2) συνδυασμό ορθοεικόνων με LIDAR/DSM (προσέγγιση με ετερογενή δεδομένα), και 3) χρήση μόνο του LIDAR/DSM [10]. Η σύγκριση έγινε βάσει της μέσης τιμής των ποσοστών επιτυχίας  $C_m$ ,  $C_r$  και  $Q$ , ανά εικονομηφίδα, για τις περιοχές μελέτης Area 1-3.

Όλοι οι αλγόριθμοι που συνδύασαν ορθοεικόνες με DIM/DSM (πλήθους 4), εφήρμοσαν τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης. Ο μέσος όρος και η τυπική απόκλιση του ποσοστού  $Q$  αυτών των μεθοδολογιών είναι ίσος με  $84.4\% \pm 4.6\%$  [10]. Το CNN/V5\_im\_hD είναι η μοναδική περίπτωση αλγορίθμου μηχανικής μάθησης που συνδύασε ορθοεικόνες με DIM/DSM. Μάλιστα, πέτυχε το μεγαλύτερο ποσοστό  $C_m$  (94.9%) συγκριτικά με όλους τους υπόλοιπους αλγόριθμους συμπεριλαμβανομένων και αυτών που κάνουν συνδυασμό ορθοεικόνων με LIDAR/DSM (είτε παραμετρικής μοντελοποίησης είτε μηχανικής μάθησης), δηλαδή με προσεγγίσεις που χρησιμοποιούν ετερογενή δεδομένα. Παρόλα αυτά το CNN/V5\_im\_hD πέτυχε σχετικά χαμηλό ποσοστό  $C_r$  (86.6%) με αποτέλεσμα την τελική κατάταξη του περίπου στη μέση με ποσοστό  $Q$  περίπου 83%.

Μέθοδος	Είδος δεδομένων	Τεχνική	Μέσος όρος για τις περιοχές μελέτης Area 1, Area 2 και Area 3		
			C <sub>m</sub> (%)	C <sub>r</sub> (%)	Q (%)
[12] (DLR)	Ορθοεικόνες+DIM/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	93.3	96.0	89.8
[395]	Ορθοεικόνες+DIM/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	89.0	86.9	78.5
[396]	Ορθοεικόνες+DIM/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	93.6	90.3	85.0
[12] (RMA)	Ορθοεικόνες+DIM/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	92.8	90.2	84.2
<b>Προτεινόμενη μεθοδολογία (CNN)</b>	<b>Ορθοεικόνες+DIM/DSM (MDFV: V5_im_hD)</b>	<b>Μηχανική μάθηση</b>	<b>94.9</b>	<b>86.6</b>	<b>82.7</b>
[397]	LIDAR/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	87.0	97.1	84.8
[398]	LIDAR/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	89.7	95.2	85.8
[399]	LIDAR/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	77.7	97.7	76.3
<b>Προτεινόμενη μεθοδολογία (CNN)</b>	<b>LIDAR/DSM (MDFV: V8_hL)</b>	<b>Μηχανική μάθηση</b>	<b>85.3</b>	<b>93.8</b>	<b>80.8</b>
[384]	Ορθοεικόνες+LIDAR/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	88.0	79.2	71.4
[360]	Ορθοεικόνες+LIDAR/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	89.8	95.1	85.8
[12] (CAL2)	Ορθοεικόνες+LIDAR/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	89.2	97.2	87.0
[386]	Ορθοεικόνες+LIDAR/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	94.2	94.6	89.4
[12] (LJU2)	Ορθοεικόνες+LIDAR/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	94.6	94.4	89.5
[12] (TEH)	Ορθοεικόνες+LIDAR/DSM	Παραμετρική μοντελοποίηση	76.7	93.8	73.0
[12] (KNTU)	Ορθοεικόνες+LIDAR/DSM	Μηχανική μάθηση	87.7	93.5	82.6
[400]	Ορθοεικόνες+LIDAR/DSM	Μηχανική μάθηση	89.7	92.9	83.9
[401]	Ορθοεικόνες+LIDAR/DSM	Μηχανική μάθηση	80.3	89.5	73.2
[12] (ZJU)	Ορθοεικόνες+LIDAR/DSM	Μηχανική μάθηση	92.8	96.4	89.7
[220]	LIDAR υπό τη μορφή νέφους σημείων	Μηχανική μάθηση	91.5	92.5	85.2
[402]	LIDAR υπό τη μορφή νέφους σημείων	Μηχανική μάθηση	90.2	93.2	84.6
[146]	LIDAR υπό τη μορφή νέφους σημείων + αρχικές ληφθείσες εικόνες	Μηχανική μάθηση	91.4	90.6	83.5

**Πίνακας 4.8:** Σύγκριση της προτεινόμενης μεθοδολογίας με άλλους αλγορίθμους της διεθνούς βιβλιογραφίας στο σετ δεδομένων Vaihingen.

Ο μέσος όρος και η τυπική απόκλιση του ποσοστού Q των μεθοδολογιών που κάνουν συνδυασμό ορθοεικόνων με LIDAR/DSM (πλήθους 10) είναι ίσος με 82.6%±7.3% [10]. Επίσης, ο μέσος όρος και η τυπική απόκλιση του ποσοστού Q των μεθοδολογιών που κάνουν αμιγώς χρήση δεδομένων LIDAR/DSM (πλήθους 3) είναι ίσος με 82.3%±5.2% [10]. Το CNN/V8\_hL αποτελεί και αυτό τη μοναδική περίπτωση αλγορίθμου μηχανικής μάθησης που εφαρμόζεται αμιγώς σε δεδομένα LIDAR/DSM καθώς οι υπόλοιποι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν αυτού του είδους

δεδομένα εφαρμόζουν τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης. Το ποσοστό Q που πέτυχε (80.8%) το κατάταξε και αυτό περίπου στη μέση συγκριτικά με τους υπόλοιπους αλγόριθμους που χρησιμοποιούν είτε αμιγώς δεδομένα LIDAR/DSM είτε συνδυαζόμενα με ορθοεικόνες. Ο μέσος όρος και η τυπική απόκλιση του ποσοστού Q των μεθοδολογιών που εφαρμόζουν αλγορίθμους μηχανικής μάθησης (πλήθους 7), ανεξάρτητα από τον τύπο δεδομένων που χρησιμοποιούν, είναι ίσος με  $82.2\% \pm 5.7\%$  [10]. Τα CNN/V5\_im\_hD και CNN/V8\_hL κατατάχθηκαν και πάλι περίπου στη μέση.

Ένα πρόσθετο γενικό συμπέρασμα από τις παραπάνω συγκρίσεις είναι πως οι προτεινόμενες μεθοδολογίες (CNN/V5\_im\_hD και CNN/V8\_hL) που αξιοποιούν δεδομένα από ένα δέκτη, επιτυγχάνουν παρόμοια ποσοστά Q με άλλες μεθοδολογίες που χρησιμοποιούν υψηλού κόστους ετερογενή δεδομένα (συνδυασμός ορθοεικόνων ή αρχικών εικόνων με LIDAR/DSM). Θα πρέπει να σημειωθεί πως καμία μεθοδολογία δεν κατάφερε να εξάγει αποτελέσματα πολύ υψηλής ακρίβειας, όπως π.χ. ποσοστό Q μεγαλύτερο από 90% ή περιγράμματα κτισμάτων με ακρίβεια 1-2 pixels [10]. Αυτό σημαίνει πως για τη χρήση αυτών των αλγορίθμων σε εφαρμογές όπως το Κτηματολόγιο απαιτείται: 1) πρόσθετη μετα-επεξεργασία των αποτελεσμάτων με εξελεγχόμενες αυτόματες τεχνικές 3D μοντελοποίησης [53] [192], και 2) χειροκίνητες διορθώσεις.

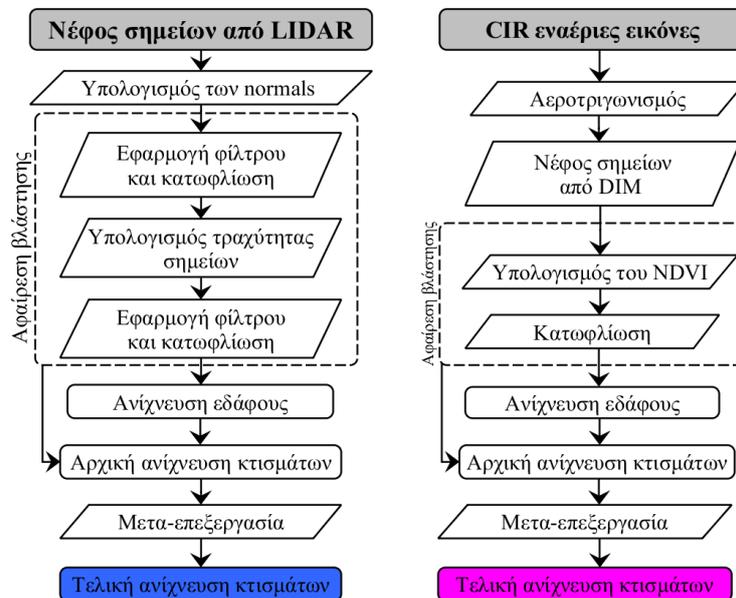
## **4.2 Αλγόριθμος παραμετρικής μοντελοποίησης**

Στην παρούσα εφαρμογή αναπτύχθηκαν δύο μεθοδολογίες παραμετρικής μοντελοποίησης για την ανίχνευση κτισμάτων [81] [403]. Η πρώτη χρησιμοποιεί νέφη σημείων από LIDAR ενώ η δεύτερη νέφη σημείων από DIM. Η στρατηγική που ακολουθήθηκε στην παρούσα εφαρμογή είναι αυτή του «διαίρει και βασίλευε» [57] όπου για την επίτευξη του τελικού στόχου το πρόβλημα διαιρείται σε επιμέρους προβλήματα τα οποία επιλύονται ιεραρχικά. Στην περίπτωση της ανίχνευσης κτισμάτων από νέφη σημείων τα επιμέρους προβλήματα είναι: 1) ο εντοπισμός και η αφαίρεση της βλάστησης, 2) η ανίχνευση του εδάφους, και 3) η αφαίρεση του θορύβου (μεμονωμένες εικονοψηφίδες ή μικρές συστάδες σημείων που δεν σχετίζονται με τα κτίσματα). Επιλύοντας ιεραρχικά αυτά τα προβλήματα, τα εναπομείναντα σημεία στο νέφος σημείων είναι αυτά των κτισμάτων που αποτελούν και τον τελικό στόχο της εφαρμογής. Για λόγους σύγκρισης, εφαρμόστηκαν και άλλοι συμβατοί αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται στα εμπορικά λογισμικά LAsTools [404] και Erdas Imagine. Εφαρμογή έγινε σε αστικές περιοχές με σύνθετο δομημένο περιβάλλον και διαφορετικούς τύπους κτισμάτων στον οικισμό Καλοχωρίου, στη βόρεια Ελλάδα.

### **4.2.1 Μεθοδολογική προσέγγιση**

Στην Εικόνα 4.16 παρουσιάζονται τα διαγράμματα ροής των προτεινόμενων μεθοδολογιών για την ανίχνευση κτισμάτων από νέφη σημείων από LIDAR και DIM. Το νέφος σημείων από DIM προέκυψε από την εφαρμογή της στο στερεοζεύγος CIR εικόνων μέσω της μεθόδου SGM. Σε πρώτο στάδιο έγινε η αφαίρεση των σημείων που σχετίζονται με τη βλάστηση. Για την περίπτωση

του νέφους σημείων από LIDAR, αυτό επιτεύχθηκε με τη χρήση των normals και της τραχύτητας σημείου εφαρμόζοντας και αξιολογώντας δύο φίλτρα ενίσχυσης χαρακτηριστικών: 1) συνέλιξη ανά γραμμή σάρωσης (scan line smooth filtering), και 2) διωνυμική προσέγγιση (bilateral filtering). Για την περίπτωση του νέφους σημείων από DIM η αφαίρεση της βλάστησης έγινε με τον υπολογισμό και την κατωφλίωση του NDVI επί του νέφους σημείων αξιοποιώντας το NIR κανάλι από τις διαθέσιμες CIR εναέριες εικόνες. Στη συνέχεια γίνεται ανίχνευση των σημείων που σχετίζονται με το έδαφος εφαρμόζοντας μορφολογικούς τελεστές ανά γραμμή σάρωσης. Έπειτα γίνεται η αρχική ανίχνευση των σημείων που σχετίζονται με τα κτίσματα. Τέλος, γίνεται μετα-επεξεργασία του αποτελέσματος της αρχικής ανίχνευσης κτισμάτων μέσω τεχνικών απαλοιφής θορύβου (μεμονωμένων σημείων ή μικρών συστάδων σημείων που δεν σχετίζονται με τα κτίσματα) για την ανίχνευση των τελικών κτισμάτων. Τα χαρακτηριστικά του σταθμού εργασίας που χρησιμοποιήθηκε ήταν CPU στα 2.27 GHz και 4GB μνήμη RAM.



Εικόνα 4.16: Διαγράμματα ροής των προτεινόμενων μεθοδολογιών για την ανίχνευση κτισμάτων από νέφη σημείων από LIDAR (αριστερά) και DIM (δεξιά).

#### 4.2.2 Περιοχή μελέτης και δεδομένα

Η περιοχή μελέτης είναι ο οικισμός του Καλοχωρίου όπως περιγράφηκε αναλυτικά στην παράγραφο 4.2.2. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν νέφη σημείων από LIDAR και ένα στερεοζεύγος CIR εικόνων από το οποίο προέκυψε το αντίστοιχο νέφος σημείων από DIM (Πίνακας 4.1).

### 4.2.3 Αφαίρεση της βλάστησης στο νέφος σημείων από LIDAR

#### 4.2.3.1 Δημιουργία γεωμετρικών και μορφολογικών χαρακτηριστικών

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, τα νέφη σημείων από LIDAR περιγράφουν με πιστότητα τα αντικείμενα ενδιαφέροντος χωρίς να παρουσιάζουν ιδιαίτερα τοπικά φαινόμενα θορύβου (τραχύτητα σημείων). Για τον λόγο αυτό δύναται να χρησιμοποιηθούν γεωμετρικά και μορφολογικά χαρακτηριστικά (π.χ. normal, τραχύτητα σημείων, κλίση επιφανειών, καμπυλότητα επιφανειών, επιπεδότητα, τυπική απόκλιση, υψομετρική διαφορά κ.ά.) για την ανάδειξη και διαχωρισμό των αντικειμένων που βρίσκονται σε αστικές περιοχές όπως η βλάστηση από τα κτίσματα. Για τη βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιούνται συνήθως παραπάνω από ένα μορφολογικά χαρακτηριστικά ή χαρακτηριστικά ανάλυσης της πλήρους κυματομορφής [179].

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν τα μορφολογικά χαρακτηριστικά normal και τραχύτητας του εκάστοτε σημείου χωρίς να λαμβάνεται υπόψη κάποια πρόσθετη πληροφορία (π.χ. πολλαπλές επιστροφές ή τιμές έντασης). Τα normals υπολογίστηκαν μέσω τοπικού μοντέλου τριγωνισμού για τη βέλτιστη προσαρμογή του πλέγματος τριγώνων στο νέφος σημείων από LIDAR. Αξιοποιήθηκε μόνο η συνιστώσα  $N_z$  η οποία σχετίζεται με την κλίση των οριζόντιων επιφανειών σε σχέση με το κατακόρυφο επίπεδο. Στην ιδανική περίπτωση μίας επίπεδης και πλήρως οριζόντιας στέγης ενός κτίσματος, που είναι κάθετη στο κατακόρυφο επίπεδο, ισχύει  $N_z=1$ , ενώ στην περίπτωση της πρόσοψης όπου το επίπεδο του τοίχου είναι παράλληλο στο κατακόρυφο επίπεδο ισχύει  $N_z=0$ . Για την περίπτωση της βλάστησης, η τιμή της  $N_z$  συνιστώσα λαμβάνει χαμηλές ή ενδιάμεσες τιμές. Στα νέφη σημείων από LIDAR της παρούσας εφαρμογής, παρατηρήθηκε πως τα σημεία που σχετίζονται με το (σχεδόν) επίπεδο έδαφος και τα κτίσματα (είτε με οριζόντιες είτε με επικλινείς στέγες) έχουν τιμές στο διάστημα  $0.85 \leq N_z \leq 1$  ενώ τα σημεία που σχετίζονται με τη βλάστηση έχουν τιμές μικρότερες από 0.85. Η τιμή 0.85 που χρησιμοποιήθηκε και ως τιμή κατωφλίσωσης αντιστοιχεί στα επιτρεπόμενα όρια κλίσης στεγών στην Ελλάδα (περίπου από 20% ως 35%).

Από την άλλη, τα σημεία που έχουν μικρές τιμές τραχύτητας υποδεικνύουν επίπεδες επιφάνειες όπως κτίσματα ή έδαφος ενώ σημεία με μεγαλύτερες τιμές υποδεικνύουν τη βλάστηση. Στην παρούσα εφαρμογή η τραχύτητα σημείων υπολογίστηκε από τα γειτονικά σημεία που βρίσκονταν σε ακτίνα 1 m. Η τιμή κατωφλίσωσης που χρησιμοποιήθηκε για τον διαχωρισμό της βλάστησης από τα κτίσματα και το έδαφος ήταν τα 0.10 m.

#### 4.2.3.2 Φίλτρο ενίσχυσης χαρακτηριστικών

Σε κάποιες περιπτώσεις παρατηρούνται σημεία κτισμάτων να παρουσιάζουν υψηλές τιμές τραχύτητας (δηλαδή μεγαλύτερη από 0.10 m) και χαμηλές τιμές  $N_z$  (δηλαδή μικρότερη από 0.85). Αυτές οι περιπτώσεις αφορούν συνήθως ακμές ή κορφιάδες του κτίσματος αλλά και σύνθετα αντικείμενα ή κατασκευές που βρίσκονται στη στέγη (ηλιακοί συλλέκτες, καμινάδες κ.ά.).

Εφαρμόζοντας τη λογική της κατωφλίωσης, τα σημεία αυτά αφαιρούνται αφήνοντας σημαντικά κενά επί του κτίσματος αλλοιώνοντας παράλληλα το σχήμα του. Αντίστοιχα, υπάρχουν περιπτώσεις σημείων της βλάστησης τα οποία παρουσιάζουν ίδια γεωμετρικά και μορφολογικά χαρακτηριστικά με τα σημεία των κτισμάτων, δηλαδή έχουν επίπεδες και σχεδόν οριζόντιες επιφάνειες (π.χ. δέντρα ή συστοιχίες δέντρων με πυκνά φυλλώματα όπου η δέσμη του συστήματος LIDAR δεν κατάφερε να διεισδύσει). Σε αυτές τις περιπτώσεις τα σημεία αυτά παρουσιάζουν χαμηλές τιμές τραχύτητας (δηλαδή μικρότερες από 0.10 m) και υψηλές τιμές  $N_z$  (δηλαδή μεγαλύτερες από 0.85).

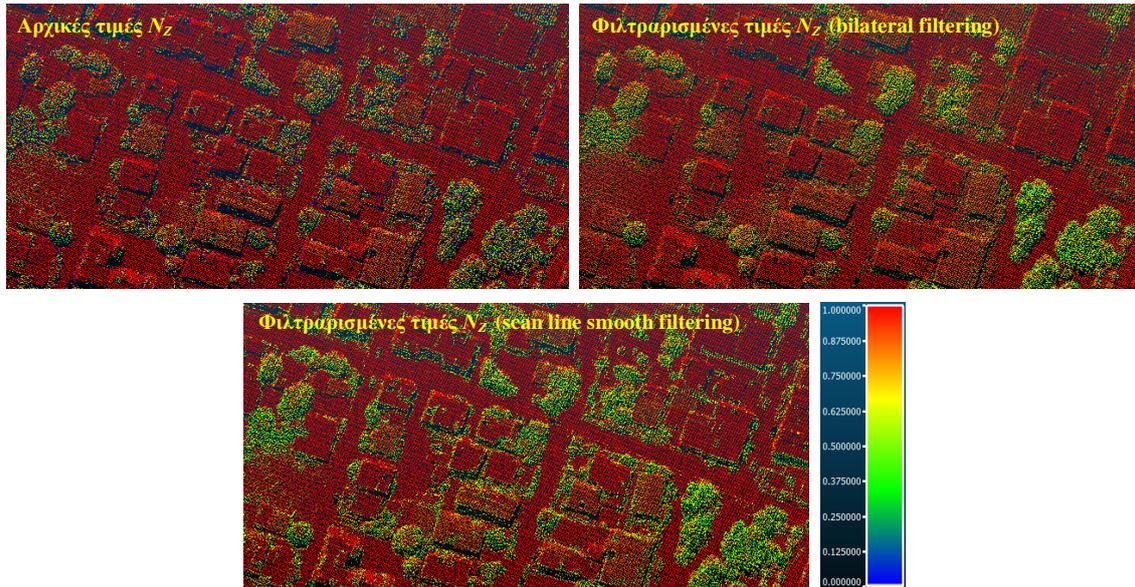
Βάσει των παραπάνω, απαιτείται η εφαρμογή μίας τεχνικής που να ενισχύει τα γεωμετρικά και μορφολογικά χαρακτηριστικά του νέφους σημείων [405-407]. Στο πλαίσιο αυτό, για την απαλοιφή των εσφαλμένων καταχωρίσεων σημείων κτισμάτων ως βλάστηση και αντιστρόφως, αναπτύχθηκε ένα φίλτρο ενίσχυσης χαρακτηριστικών ανά γραμμής σάρωσης (scan line smooth filtering). Επίσης εφαρμόστηκε και η τεχνική bilateral filtering.

Η τεχνική scan line smooth filtering υπολογίζει τη νέα τιμή  $ft_{new}$  του εκάστοτε χαρακτηριστικού  $ft$  ως

$$ft_{new}(p_i) = \frac{\sum_{p_i \in k} ft(p_i)}{|k|} \quad \text{Εξ. 4.8}$$

όπου  $k$  είναι το πλήθος των συμμετρικών σημείων της τοπικής γειτονιάς συμπεριλαμβανομένου και του κεντροειδούς. Η Εξίσωση 4.8 εφαρμόζεται αναδρομικά με τη λογική συνέλιξης στην κάθε γραμμή σάρωσης του νέφους σημείων από LIDAR φιλτράροντας σε έντονο βαθμό τις αρχικές τιμές των χαρακτηριστικών.

Η τεχνική bilateral filtering προτάθηκε για πρώτη φορά σε εφαρμογές επεξεργασίας σήματος και εικόνας για την απαλοιφή θορύβου (salt and pepper) και ενίσχυση ακμών [408-409]. Το διωνυμικό φίλτρο είναι ένα μη-επαναληπτικό και γραμμικό φίλτρο που εξομαλύνει αποτελεσματικά τις τιμές του κάθε στοιχείου. Η τιμή του νέου στοιχείου είναι ο σταθμισμένος μέσος όρος των αρχικών τιμών των στοιχείων της εκάστοτε γειτονιάς λαμβάνοντας υπόψη τις χωρικές τους σχέσεις και τις διαφορές στις τιμές τους [407]. Στη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν διάφορες παραλλαγές του διωνυμικού φίλτρου [388, 410-411] το οποίο μάλιστα έχει αποδειχθεί ιδιαίτερα χρήσιμο και σε εφαρμογές ταξινόμησης [412]. Στην περίπτωση του νέφους σημείων από LIDAR η διαδικασία της διωνυμικής προσέγγισης μπορεί να μεταφερθεί στον 3Δ χώρο [413] και οι τιμές των στοιχείων να είναι αυτές του εκάστοτε χαρακτηριστικού. Στην Εικόνα 4.17 παρουσιάζεται το νέφος σημείων από LIDAR χρωματισμένο βάσει της τιμής του μορφολογικού χαρακτηριστικού  $N_z$  πριν και μετά τα φίλτρα ενίσχυσης χαρακτηριστικών. Για την εφαρμογή της τεχνικής scan line smooth filtering συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB.

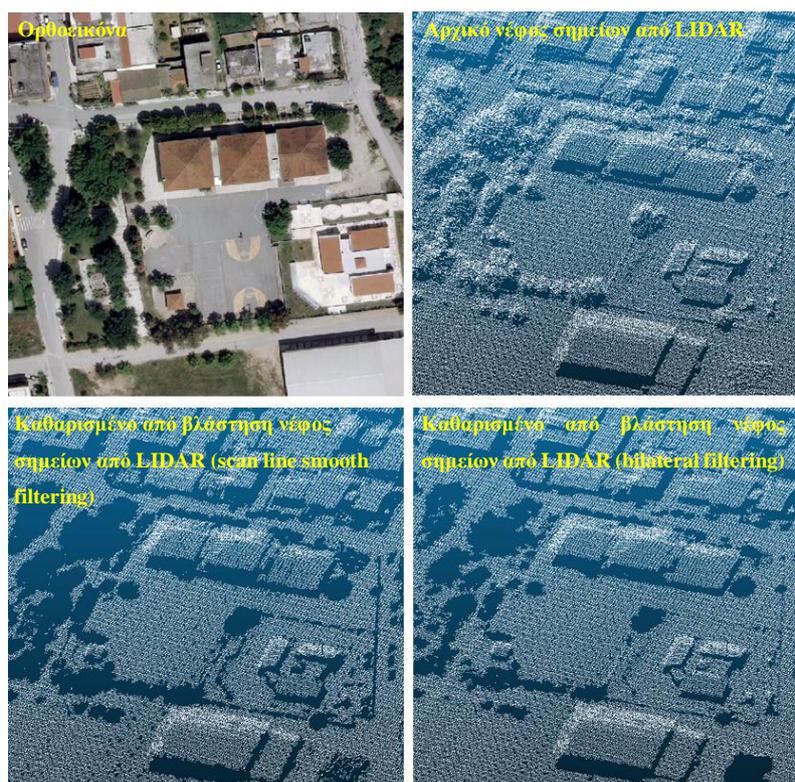


**Εικόνα 4.17:** Νέφη σημείων από LIDAR χρωματισμένα βάσει της τιμής του μορφολογικού χαρακτηριστικού  $N_z$  πριν και μετά τα φίλτρα ενίσχυσης χαρακτηριστικών.

Η τιμή της παραμέτρου που χρησιμοποιήθηκε στην τεχνική scan line smooth filtering ήταν  $k=3$  και για τις δύο περιπτώσεις μορφολογικών χαρακτηριστικών. Οι τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν στην τεχνική bilateral filtering για την περίπτωση του  $N_z$  ήταν  $\sigma=3.05$  και  $\text{scalar } \sigma=0.35$  ενώ για την περίπτωση της τραχύτητας σημείου ήταν  $\sigma=1$  και  $\text{scalar } \sigma=1$  [372].

#### 4.2.3.3 Αφαίρεση της βλάστησης

Η αφαίρεση της βλάστησης έγινε αρχικά με την εφαρμογή του φίλτρου ενίσχυσης χαρακτηριστικών στις τιμές  $N_z$  και την κατωφλίωση των σημείων τα οποία είχαν φιλτραρισμένες τιμές  $N_z$  μικρότερες από 0.85. Στη συνέχεια έγινε ο υπολογισμός της τραχύτητας σημείου στο κατωφλιωμένο νέφος σημείων. Έπειτα εφαρμόστηκε το φίλτρο ενίσχυσης χαρακτηριστικών για την απαλοιφή εσφαλμένων καταχωρίσεων για την περίπτωση της τραχύτητας σημείου. Τέλος, έγινε κατωφλίωση των σημείων τα οποία είχαν φιλτραρισμένες τιμές τραχύτητας σημείου μεγαλύτερη από 0.10 m. Στην Εικόνα 4.18 παρουσιάζεται τμήμα από το «καθαρισμένο» από τη βλάστηση νέφος σημείων από LIDAR εφαρμόζοντας τα φίλτρα ενίσχυσης χαρακτηριστικών και τα κριτήρια κατωφλίωσης στα normals και στην τραχύτητα σημείων.



**Εικόνα 4.18:** Αφαίρεση των σημείων της βλάστησης μέσω των φίλτρων ενίσχυσης χαρακτηριστικών και της διαδικασίας κατοφλίωσης στα normals και στην τραχύτητα σημείων.

#### 4.2.4 Αφαίρεση της βλάστησης στο νέφος σημείων από DIM

Η αφαίρεση της βλάστησης στην περίπτωση του νέφους σημείων από DIM έγινε με τον υπολογισμό και την κατοφλίωση του NDVI με οπτικά κριτήρια επί του νέφους σημείων. Για τον σκοπό αυτό αξιοποιήθηκε το NIR κανάλι από τις διαθέσιμες CIR εναέριες εικόνες. Παρά την ευαισθησία του σε σκιασμένες περιοχές, ατμοσφαιρικές συνθήκες και φωτεινότητα εδάφους [414] ο NDVI [378] είναι αρκετά διαδεδομένος για εφαρμογές ανίχνευσης βλάστησης σε αστικό περιβάλλον [191] [415] και υπολογίζεται σύμφωνα με την Εξ. 4.9

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad \text{Εξ. 4.9}$$

όπου R είναι το κόκκινο κανάλι και NIR το κανάλι του εγγύς υπέρυθρου. Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν προταθεί αρκετοί και αποτελεσματικοί δείκτες για τον εντοπισμό της βλάστησης οι οποίοι απαιτούν περισσότερα διαθέσιμα κανάλια από αυτά της παρούσας εφαρμογής [414] [416]. Θα πρέπει να σημειωθεί πως η εφαρμογή τεχνικών ενίσχυσης χαρακτηριστικών συνήθως δεν ενδείκνυται σε νέφη σημείων από DIM καθώς τα τελευταία παρουσιάζουν αλλοιώσεις σε περιοχές με βλάστηση. Στην Εικόνα 4.19 παρουσιάζεται τμήμα από το καθαρισμένο από τη βλάστηση νέφος σημείων από DIM μέσω της κατοφλίωσης του NDVI. Για τον υπολογισμό του

NDVI στο νέφος σημείων από DIM συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB.



Εικόνα 4.19: Αφαίρεση των σημείων της βλάστησης στο νέφος σημείων από DIM μέσω του NDVI.

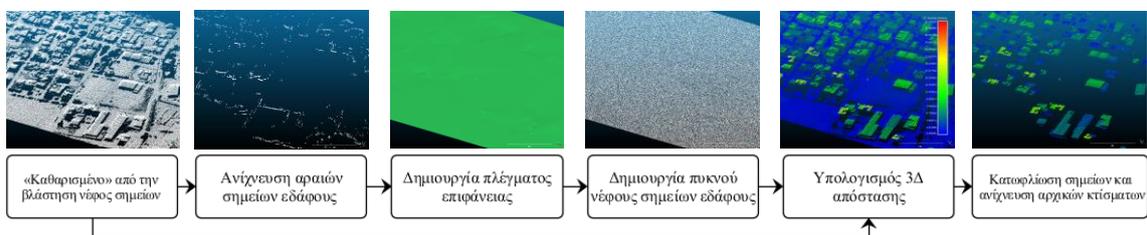
#### 4.2.5 Ανίχνευση εδάφους

Η ανίχνευση του εδάφους έγινε στα «καθαρισμένα» από τη βλάστηση νέφη σημείων μέσω ενός μορφολογικού τελεστή όπως περιγράφεται στο [417]. Για την επίτευξη αυτού του στόχου ορίστηκε μία περιοχή υποστήριξης με προκαθορισμένη διάσταση η οποία διατρέχει κατά μήκος κάθε γραμμή σάρωσης. Κατά την εφαρμογή αυτής της διαδικασίας το σημείο με το χαμηλότερο υψόμετρο στην κάθε περιοχή υποστήριξης συλλέγεται αυτόματα. Το σύνολο αυτών των αραιών σημείων αποτελεί μια αντιπροσωπευτική αναπαράσταση του εδάφους καθώς δεν υφίσταται ο κίνδυνος εισαγωγής τμημάτων βλάστησης λόγω της χρήσης του καθαρισμένου από τη βλάστηση νέφους σημείων. Η διαδικασία αυτή μπορεί να θεωρηθεί αρκετά αξιόπιστη σε αστικές με περιοχές με ήπιο ανάγλυφο. Ωστόσο, θα πρέπει να σημειωθεί πως η μόνη παράμετρος που υπεισέρχεται σε όλη τη διαδικασία είναι η διάσταση της περιοχής υποστήριξης. Η τιμή αυτής της παραμέτρου μπορεί να επηρεάσει σημαντικά το τελικό αποτέλεσμα. Για τον λόγο αυτό η επιλογή της θα πρέπει να γίνεται ανάλογα με την εξεταζόμενη περιοχή μελέτης και πιο συγκεκριμένα με το κτίσμα που παρατηρείται πως έχει τη μεγαλύτερη διάσταση. Αυτή η διάσταση μπορεί να προσδιοριστεί είτε μέσω οπτικής παρατήρησης και μέτρησης 3Δ αποστάσεων επί των νεφών σημείων είτε μέσω αυτόματων διαδικασιών, όπως αλγορίθμων κατάτμησης [346]. Δεδομένου ότι στην περιοχή μελέτης της παρούσας εφαρμογής παρατηρήθηκαν βιομηχανικά κτίσματα μεγάλων διαστάσεων,

η διάσταση της περιοχής υποστήριξης ορίστηκε ίση με 120 m. Στη συνέχεια, δημιουργήθηκε από τα αραιά σημεία του εδάφους η αντίστοιχη επιφάνεια πλέγματος. Έπειτα, εφαρμόστηκε μία τεχνική επαναδειγματοληψίας (resampling) στην επιφάνεια πλέγματος ώστε να δημιουργηθεί ένα πυκνό νέφος σημείων του εδάφους με πυκνότητα ίδια με το αρχικό νέφος σημείων (Εικόνα 4.20). Για την ανίχνευση εδάφους συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB.

#### 4.2.6 Αρχική ανίχνευση κτισμάτων

Η ανίχνευση των αρχικών κτισμάτων γίνεται σε δύο στάδια. Στο πρώτο στάδιο εφαρμόζεται η τεχνική C2C-height function [372] σε περιοχή αναζήτησης 6 γειτονικών σημείων χρησιμοποιώντας το πυκνό νέφος σημείων του εδάφους (ως νέφος σημείων αναφοράς) και το καθαρισμένο από τη βλάστηση νέφος σημείων (ως νέφος σημείων αναζήτησης). Με τη διαδικασία αυτή υπολογίζεται η 3Δ απόσταση του κάθε σημείου του νέφους σημείων αναζήτησης σε σχέση με το ομόλογο του στο νέφος σημείων αναφοράς. Το νέφος σημείων, στο οποίο εγγράφεται ως γνώρισμα (attribute) αυτή η 3Δ απόσταση, αποτελεί επί της ουσίας το nDSM της περιοχής μελέτης. Η διαφοροποίηση στην παρούσα εφαρμογή σε σχέση με το nDSM που αναφέρεται την παράγραφο 4.2.3, είναι πως το DSM εκπροσωπείται από το καθαρισμένο από τη βλάστηση νέφος σημείων. Στο δεύτερο στάδιο αφαιρούνται τα σημεία των οποίων η 3Δ απόσταση που υπολογίστηκε στο πρώτο στάδιο είναι μικρότερη από ένα κατώφλι. Στην παρούσα εφαρμογή η τιμή του κατωφλίου ήταν 2.5 m για την αφαίρεση σημείων στο καθαρισμένο από τη βλάστηση νέφος σημείων που σχετίζονται με το έδαφος και ασήμαντες ανθρωπογενείς κατασκευές ή αντικείμενα (π.χ. αυτοκίνητα). Στην Εικόνα 4.20 παρουσιάζεται η διαδικασία ανίχνευσης εδάφους και ανίχνευσης των αρχικών κτισμάτων στο καθαρισμένο από τη βλάστηση νέφος σημείων από LIDAR μέσω της τεχνικής scan line smooth filtering. Σημειώνεται πως η ίδια διαδικασία ακολουθήθηκε και στο καθαρισμένο από τη βλάστηση νέφος σημείων από DIM.



Εικόνα 4.20: Διαδικασία ανίχνευσης εδάφους και αρχικής ανίχνευσης των κτισμάτων σε νέφος σημείων.

#### 4.2.7 Μετα-επεξεργασία

Η μετα-επεξεργασία των ανιχνευθέντων αρχικών κτισμάτων αποσκοπεί στη βελτίωση του τελικού αποτελέσματος. Για τον λόγο αυτό έγινε απαλοιφή του θορύβου στο νέφος σημείων των αρχικών κτισμάτων, δηλαδή έγινε απαλοιφή μεμονωμένων σημείων ή μικρών συστάδων σημείων που δεν σχετίζονται με τα κτίσματα. Για την επίτευξη αυτού του στόχου υπολογίστηκε η πυκνότητα του κάθε σημείου βάσει των γειτονικών του που βρίσκονταν σε ακτίνα 2 m. Τα σημεία που είχαν

λιγότερα γειτονικά σημεία από ένα προκαθορισμένο κατώφλι αφαιρέθηκαν για την εξαγωγή του τελικού νέφους σημείων των κτισμάτων. Το κατώφλι αυτό πήρε τιμή 20 για το νέφος σημείων από LIDAR και 55 για το νέφος σημείων από DIM επιδιώκοντας έτσι την ανίχνευση κτισμάτων με εμβαδόν επιφάνειας μεγαλύτερο από 5 m<sup>2</sup>.

#### 4.2.8 Ανίχνευση τελικών κτισμάτων και αξιολόγηση αποτελεσμάτων

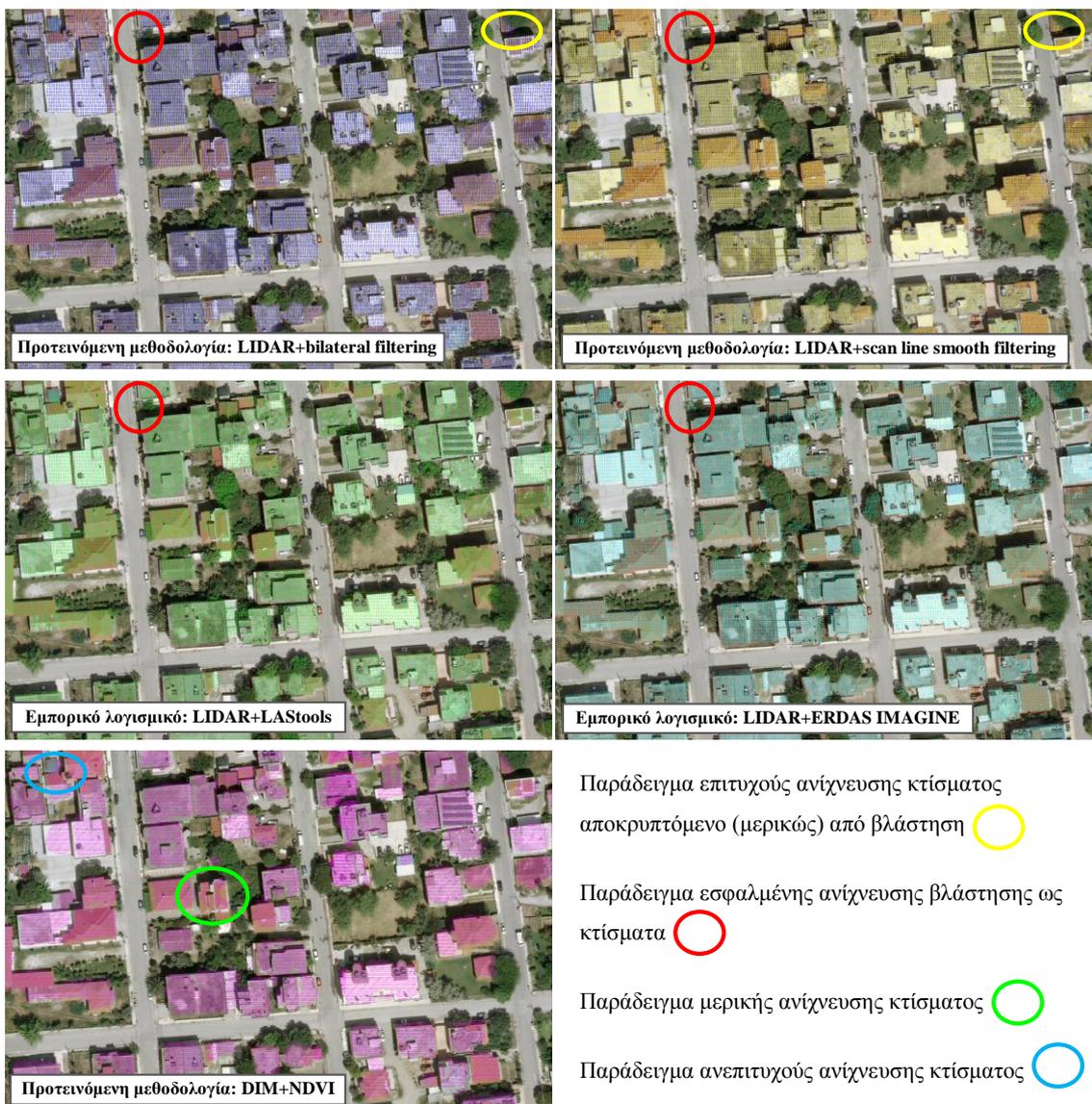
Στην Εικόνα 4.21 παρουσιάζονται αντιπροσωπευτικά τμήματα από τα τελικά νέφη σημείων των κτισμάτων βάσει των προτεινόμενων μεθοδολογιών, υπερτιθέμενα στη ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης. Για λόγους σύγκρισης, στην ίδια εικόνα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα ανίχνευσης κτισμάτων στα νέφη σημείων από LIDAR εφαρμόζοντας συμβατούς αλγορίθμους των εμπορικών λογισμικών LAStools και Erdas Imagine. Οι περιπτώσεις σφαλμάτων που εντοπίστηκαν ήταν: 1) εσφαλμένη ανίχνευση βλάστησης ως κτίσματα που χαρακτηρίζεται ως FP, και 2) ανεπιτυχής ή μερική ανίχνευση κτίσματος που χαρακτηρίζεται ως FN. Όσον αφορά το λογισμικό LAStools, χρησιμοποιήθηκαν τα εργαλεία lasground\_new, lasheight και lasclassify ενώ δοκιμάστηκαν διάφοροι συνδυασμοί παραμέτρων μορφολογικής προσέγγισης (<https://rapidlasso.com/lastools/lasclassify/>) (Πίνακας 4.9). Για την ταξινόμηση του εδάφους το συγκεκριμένο λογισμικό εκτελεί αλγόριθμο που λαμβάνει υπόψη τις οριζόντιες διαστάσεις του μέγιστου κτίσματος που υφίσταται στην περιοχή μελέτης, ενώ για την ταξινόμηση των κτισμάτων και της βλάστησης εξετάζει την τυπική απόκλιση στη διεύθυνση του βάθους των σημείων που βρίσκονται σε μία περιοχή αναζήτησης (search area). Στις τυπικές περιπτώσεις κτισμάτων με επίπεδες επιφάνειες η τυπική απόκλιση των εκάστοτε εξεταζόμενων σημείων κυμαίνεται σε χαμηλές τιμές ενώ στις περιπτώσεις περιοχών με βλάστηση η τυπική απόκλιση κυμαίνεται σε υψηλές τιμές. Ομοίως, δοκιμάστηκαν στο λογισμικό Erdas Imagine διάφοροι συνδυασμοί παραμετροποίησης με αντίστοιχα γεωμετρικά και μορφολογικά κριτήρια (<https://hexagongeospatial.fluidtopics.net/reader/w8Z0hY0p3pUhCQJLApTTvw/wO88dAnychzEvWu0TvRB9w>) (Πίνακας 4.10).

Λογισμικό LAStools																														
Παράμετρος	Τιμή παραμέτρου																													
Search area (m)	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	4	4	4	4	4	4	5	5	5	5	5	5
Building Planarity (m)	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.3	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.3	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.3	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.3	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.3
Forest ruggedness (m)	0.2	0.3	0.4	0.5	0.4	0.6	0.2	0.3	0.4	0.5	0.4	0.6	0.2	0.3	0.4	0.5	0.4	0.6	0.2	0.3	0.4	0.5	0.4	0.6	0.2	0.3	0.4	0.5	0.4	0.6

**Πίνακας 4.9:** Συνδυασμοί παραμετροποίησης που δοκιμάστηκαν στο λογισμικό LAStools για την εξαγωγή των βέλτιστων αποτελεσμάτων στο νέφος σημείων από LIDAR. Με πορτοκαλί χρώμα υποδεικνύονται οι τελικές επιλεγμένες τιμές.

Λογισμικό Erdas Imagine				
Παράμετρος	Τιμή παραμέτρου			
Min slope (deg)	30	30	30	<b>30</b>
Min height (m)	2.5	2.5	2.5	<b>2.5</b>
Min area (m <sup>2</sup> )	5	5	5	<b>5</b>
Max area (m <sup>2</sup> )	1400	1400	1400	<b>1400</b>
Max height for low vegetation (m)	2	2	2	<b>2</b>
Min height for high vegetation (m)	5	5	5	<b>5</b>
Plane offset (m)	0.1	0.2	0.3	<b>0.3</b>
Roughness (m)	0.4	0.5	0.5	<b>0.6</b>

**Πίνακας 4.10:** Συνδυασμοί παραμετροποίησης που δοκιμάστηκαν στο λογισμικό Erdas Imagine για την εξαγωγή των βέλτιστων αποτελεσμάτων στο νέφος σημείων από LIDAR. Με πορτοκαλί χρώμα υποδεικνύονται οι τελικές επιλεγμένες τιμές.



**Εικόνα 4.21:** Τμήματα τελικών νεφών σημείων των κτισμάτων βάσει των προτεινόμενων μεθοδολογιών και εφαρμογής συμβατών αλγορίθμων σε εμπορικά λογισμικά υπερτιθέμενα στη ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης.

Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων έγινε ανά αντικείμενο μέσω δεδομένων ελέγχου σε 501 κτίσματα της περιοχής μελέτης, τα οποία προέκυψαν από στερεοσκοπικές αποδόσεις, φωτοερμηνεία στην ορθοεικόνα και 3Δ περιήγηση στα νέφη σημείων από LIDAR και DIM (Πίνακας 4.11).

Μέθοδος	Τύπος νέφους σημείων	Ποσοστά επιτυχίας		
		C <sub>m</sub> (%)	C <sub>r</sub> (%)	Q (%)
Scan line smooth filtering	LIDAR	97.6	98.2	95.9
Bilateral filtering	LIDAR	99.8	96.0	95.8
LAStools	LIDAR	92.0	79.2	74.1
Erdas Imagine	LIDAR	99.0	84.1	83.4
NDVI	DIM	93.0	91.6	85.7

**Πίνακας 4.11:** Αξιολόγηση των εφαρμοζόμενων μεθόδων ανά αντικείμενο για την ανίχνευση κτισμάτων σε νέφη σημείων από LIDAR και DIM.

Οι τεχνικές scan line smooth filtering και bilateral filtering πέτυχαν περίπου τα ίδια ποσοστά Q. Η τεχνική scan line smooth filtering παρουσίασε μεγαλύτερο ποσοστό C<sub>r</sub> αλλά και παράλληλα μικρότερο ποσοστό C<sub>m</sub> σε σχέση με τα αντίστοιχα ποσοστά της τεχνικής bilateral filtering. Αυτό συνέβη λόγω του έντονου φιλτραρίσματος της τεχνικής scan line smooth filtering στις τιμές των χαρακτηριστικών όπου παρά τη σχεδόν πλήρη αφαίρεση της βλάστησης μετά την κατωφλίωση, αφαιρέθηκαν παράλληλα και κάποια τμήματα κτισμάτων ή μικρές επεκτάσεις μεγαλύτερων. Αντίθετα, λόγω του πιο ήπιου φιλτραρίσματος της τεχνικής bilateral filtering, τα κτίσματα ανιχνεύτηκαν με καλύτερη ακρίβεια (μεγαλύτερο ποσοστό C<sub>m</sub>) όμως κάποια τμήματα βλάστησης δεν αφαιρέθηκαν ενώ έπρεπε να αφαιρεθούν (μικρότερο ποσοστό C<sub>r</sub>). Θα πρέπει να σημειωθεί πως η παραμετροποίηση στην τεχνική scan line smooth filtering ήταν η ίδια και για τις δύο περιπτώσεις μορφολογικών χαρακτηριστικών ενώ στην τεχνική bilateral filtering ήταν διαφορετική για την περίπτωση του  $N_z$  και της τραχύτητας σημείου. Αυτό δίνει στην τεχνική scan line smooth filtering ένα συγκριτικό πλεονέκτημα σε σχέση με την τεχνική bilateral filtering καθώς η πρώτη φαίνεται να παρουσιάζει μεγαλύτερη ευελιξία σε διαφορετικού τύπου χαρακτηριστικά. Τα επιτυγχανόμενα ποσοστά Q από τα λογισμικά LAStools και Erdas Imagine ήταν μικρότερα από τις δύο παραπάνω τεχνικές. Αυτό συνέβη λόγω της αδυναμίας τους να εντοπίσουν και να αφαιρέσουν τη βλάστηση σε τέτοιες σύνθετες αστικές περιοχές βάσει της μεθοδολογίας που χρησιμοποιούν. Το λογισμικό LAStools πέτυχε χαμηλότερα ποσοστά Q από το λογισμικό Erdas Imagine καθώς ταξινόμησε αρκετές περιπτώσεις βλάστησης ως κτίσματα. Τέλος, το ποσοστό Q από την κατωφλίωση του NDVI στο νέφος σημείων από DIM ήταν μεγαλύτερο από τα αντίστοιχα των LAStools και Erdas Imagine αλλά μικρότερο από τις τεχνικές scan line smooth filtering και bilateral filtering. Παρά τη μεγαλύτερη πυκνότητα των νεφών σημείων από DIM σε σχέση με τα νέφη σημείων από LIDAR, τα πρώτα ανίχνευσαν μερικώς κάποια κτίσματα ενώ άλλα μικρά κτίσματα δεν τα ανίχνευσαν καθόλου. Επίσης, παρατηρήθηκαν

εσφαλμένες παρεμβολές στα όρια των αντικειμένων της περιοχής μελέτης. Αυτό συνέβη λόγω αναντιστοιχιών κατά την κατά την εφαρμογή της DIM αλλά και λόγω της χρήσης μόνο ενός στερεοζεύγους για την 3Δ ανακατασκευή της περιοχής (αποκρύψεις). Παρόλα αυτά η χρήση του NDVI συντέλεσε στην ικανοποιητική αφαίρεση της βλάστησης πετυχαίνοντας ποσοστό  $C_r$  εντοπισμού κτισμάτων μεγαλύτερο από 90%. Τέλος, ενδεικτικά αναφέρεται πως η ανίχνευση των τελικών νεφών σημείων των κτισμάτων για όλες τις περιπτώσεις και μεθοδολογίες δεν ξεπέρασε τα 8 min.

### 4.3 Συμπεράσματα

Η σύγκριση των CNN/V5\_im\_hD και CNN/V8\_hL για τις περιοχές μελέτης Area 1, Area 2 και Area 3 με άλλες μεθοδολογίες της διεθνούς βιβλιογραφίας σχετικά με την ανίχνευση κτισμάτων ανέδειξε: 1) την καταλληλότητα της προτεινόμενης μεθοδολογίας σχετικά με τον συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας αλλά και τον συνδυασμό κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας, και 2) τη χρησιμότητα και ευελιξία των αλγορίθμων βαθιάς μηχανικής μάθησης σε έναν τύπο δεδομένων. Μάλιστα οι προτεινόμενες μεθοδολογίες CNN/V5\_im\_hD και CNN/V8\_hL που αξιοποιούν δεδομένα από ένα δέκτη, πέτυχαν παρόμοια ποσοστά Q μεταξύ τους αλλά και παρόμοια ποσοστά Q με άλλες μεθοδολογίες που χρησιμοποιούν υψηλού κόστους ετερογενή δεδομένα (συνδυασμό ορθοεικόνων ή αρχικών εικόνων με LIDAR/DSM). Το γεγονός αυτό δείχνει πως τέτοιοι αλγόριθμοι βαθιάς μηχανικής μάθησης, όπως το CNN, χρήζουν περαιτέρω μελέτη και έρευνα. Το πρόβλημα του μεγάλου υπολογιστικού χρόνου του CNN μπορεί να μειωθεί σημαντικά κάνοντας χρήση ενός σταθμού εργασίας με μεγαλύτερες δυνατότητες. Η χρήση μονάδας GPU ή/και η εφαρμογή εξελιγμένων τεχνικών μάθησης μπορούν, επίσης, να επιταχύνουν τη διαδικασία μάθησης.

Το CNN απέδειξε πως είναι ένας εύρωστος αλγόριθμος καθώς πέτυχε ποσοστά Q μεγαλύτερα από 80% σχεδόν σε όλες τις περιοχές μελέτης. Αυτό οφείλεται στην ικανότητα του να μοντελοποιεί σύνθετα προβλήματα ταξινόμησης εξάγοντας συμπαγή και αξιόπιστα αποτελέσματα ανίχνευσης κτισμάτων σε διαφόρους τύπους κτισμάτων και δεδομένων. Η επίτευξη τέτοιου μεγέθους ποσοστών Q θεωρείται ικανοποιητική σύμφωνα με τη διεθνή βιβλιογραφία [9, 10], καθώς παραπέμπει σε ισορροπημένα ποσοστά  $C_m$  και  $C_r$ . Επίσης, τα ποσοστά αυτά θεωρούνται ικανοποιητικά δεδομένης της συνθετότητας των περιοχών μελέτης, των διαθέσιμων δεδομένων αλλά και της χρήσης μικρών ποσοστών δειγμάτων εκπαίδευσης. Ενώ οι Linear SVM και RBF SVM εκτελέστηκαν σε αρκετά μικρό υπολογιστικό χρόνο, πέτυχαν μικρότερα ποσοστά Q σε σύγκριση με το CNN.

Από την άλλη, σχετικά με την εφαρμογή της παραμετρικής μοντελοποίησης, η προτεινόμενη τεχνική scan line smooth filtering στο νέφος σημείων από LIDAR πέτυχε μεγαλύτερο ποσοστό Q από τις τεχνικές bilateral filtering και κατωφλίωση του NDVI στο νέφος σημείων από DIM αλλά

και από άλλους συμβατούς αλγόριθμους. Το γεγονός αυτό αναδεικνύει την καταλληλότητα της προσέγγισης περί ενίσχυσης χαρακτηριστικών ανά γραμμής σάρωσης έναντι των συμβατών αλγορίθμων ταξινόμησης νεφών σημείων.

Παρόλα αυτά, καμία τεχνική δεν κατάφερε να εξάγει τα περιγράμματα των κτισμάτων με πολύ υψηλή ακρίβεια για λόγους που οφείλονται είτε στην εφαρμοζόμενη τεχνική είτε στα χρησιμοποιούμενα δεδομένα. Αυτό σημαίνει πως απαιτείται: 1) βελτίωση της μεθοδολογικής προσέγγισης, 2) πρόσθετη μετα-επεξεργασία των αποτελεσμάτων με εξελιγμένες αυτόματες τεχνικές 3Δ μοντελοποίησης, και 3) χειροκίνητες διορθώσεις.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΜΕΤΑΒΟΛΩΝ ΚΤΙΣΜΑΤΩΝ

Στόχος του παρόντος κεφαλαίου είναι ο εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων μέσω νέων τεχνικών αλλά και μέσω της ανάπτυξης αλγορίθμων σε δεδομένα με: 1) υψομετρική πληροφορία, και 2) συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας. Οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται περιλαμβάνουν αλγόριθμους μηχανικής μάθησης και παραμετρικής μοντελοποίησης. Τα αποτελέσματα των εφαρμοζόμενων αλγορίθμων αξιολογούνται ποιοτικά και ποσοτικά και διερευνάται η σχέση ακρίβειας και υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Επίσης, γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων με τα αντίστοιχα από άλλους αλγόριθμους της διεθνούς βιβλιογραφίας.

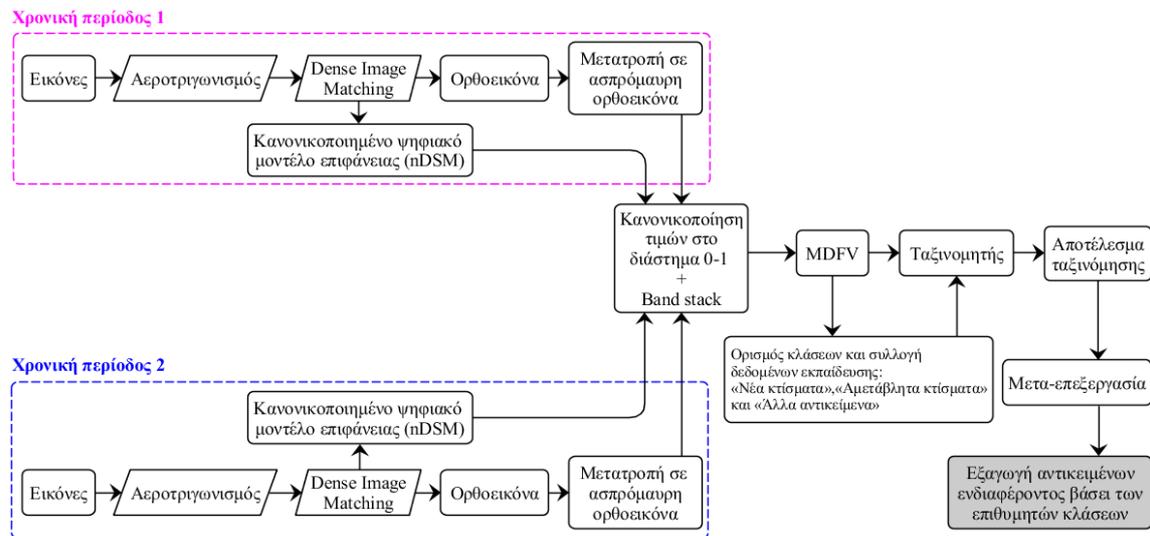
### 5.1 Αλγόριθμος βαθιάς επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης

Στην παρούσα διερεύνηση έγινε εντοπισμός μεταβολών κτισμάτων σε σύνθετες αστικές περιοχές μέσω βαθιάς μηχανικής μάθησης κάνοντας χρήση ορθοεικόνων και νεφών σημείων από DIM [418]. Οι εναέριες εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν περιείχαν διαφορετική ραδιομετρία (σαρωμένες ασπρόμαυρες, σαρωμένες και ψηφιακές RGB) και ήταν διαφορετικής ανάλυσης. Ο ταξινομητής που χρησιμοποιήθηκε ήταν ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο CNN το οποίο ταξινόμησε την κάθε περιοχή σε τρεις κλάσεις: 1) «Νέα κτίσματα», 2) «Αμετάβλητα κτίσματα», και 3) «Άλλα αντικείμενα», βάσει συλλεγμένων δειγμάτων εκπαίδευσης. Για λόγους σύγκρισης, εφαρμόστηκαν και άλλοι συμβατοί αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης όπως Linear SVM και RBF SVM. Επιλέχθηκαν αστικές περιοχές με σύνθετο δομημένο περιβάλλον και διαφορετικούς τύπους κτισμάτων στους οικισμούς: 1) Κερατέα, Ελλάδα (για τις χρονικές περιόδους 1995 και 2001), και 2) Περίσσα, νήσος Σαντορίνη Ελλάδα (για τις χρονικές περιόδους 1995 και 2012).

#### 5.1.1 Μεθοδολογική προσέγγιση

Στην Εικόνα 5.1 παρουσιάζεται το διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας για τον εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων μέσω επιβλεπόμενης βαθιάς μηχανικής μάθησης. Αρχικά γίνεται η συλλογή των κατάλληλων στοιχείων, δηλαδή ορθοεικόνων και nDSMs, για την κάθε χρονική περίοδο. Η ορθοεικόνα της κάθε χρονικής περιόδου μετατρέπεται σε ασπρόμαυρη με σκοπό: 1) τη μείωση του υπολογιστικού κόστους καθώς χρησιμοποιούνται στοιχεία από δύο χρονικές περιόδους, και 2) την ομοιογενή διαχείριση των συλλεγμένων στοιχείων (π.χ. στην περίπτωση της Σαντορίνης οι διαθέσιμες εικόνες είναι σαρωμένες ασπρόμαυρες για την πρώτη χρονική περίοδο και ψηφιακές RGB για τη δεύτερη χρονική περίοδο). Η διαδικασία που ακολουθήθηκε είναι όμοια με αυτή που περιγράφεται στην παράγραφο 4.2.1, δηλαδή, έγινε κανονικοποίηση των τιμών του κάθε στοιχείου στο ανοιχτό διάστημα (0,1) και δημιουργήθηκε η «πολυ-επίπεδη» εικόνα MDFV μέσω της διαδικασίας band stack. Ο ταξινομητής που

χρησιμοποιήθηκε ήταν ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο CNN (παράγραφος 4.2.5). Στην παρούσα διερεύνηση οι επιθυμητές κλάσεις ήταν: 1) «Νέα κτίσματα», 2) «Αμετάβλητα κτίσματα», και 3) «Άλλα αντικείμενα». Στο τελευταίο στάδιο γίνεται μετα-επεξεργασία του αποτελέσματος της ταξινομημένης εικόνας για τη βελτίωση του τελικού αποτελέσματος. Τα χαρακτηριστικά του σταθμού εργασίας που χρησιμοποιήθηκε ήταν CPU στα 2.60 GHz με 16GB μνήμη RAM και κάρτα γραφικών NVIDIA GeForce GTX 960M.



**Εικόνα 5.1:** Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας για τον εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων από ορθοεικόνες και νέφη σημείων από DIM μέσω επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης.

### 5.1.2 Περιοχές μελέτης και δεδομένα

Η εφαρμογή γίνεται στους οικισμούς: 1) Κερατέα, Ελλάδα, για τις χρονικές περιόδους 1995 και 2001 και 2) Περίσσα, νήσος Σαντορίνη, για τις χρονικές περιόδους 1995 και 2012. Οι δύο περιοχές μελέτης διαφέρουν κατά πολύ μεταξύ τους καθώς απεικονίζουν διαφορετικούς τύπους κτισμάτων. Παρόλα αυτά και οι δύο περιοχές παρουσιάζουν δυναμικές αλλαγές όσον αφορά τα νέα κτίσματα λόγω της διαχρονικής ανάπτυξης τους κατά τις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους. Σημειώνεται πως δεν παρατηρήθηκαν περιπτώσεις κατεδάφισης κτισμάτων στις πιο πρόσφατες περιόδους. Για αυτόν τον λόγο η παρούσα εφαρμογή περιορίστηκε στις κλάσεις: 1) «Νέα κτίσματα», 2) «Αμετάβλητα κτίσματα», και 3) «Άλλα αντικείμενα». Ωστόσο, σε άλλα σετ δεδομένων όπου μπορεί να περιέχονται περιπτώσεις κατεδαφισμένων κτισμάτων, δύναται να προστεθεί και η κλάση «Κατεδαφισμένα κτίσματα» η οποία θα συνοδεύεται και από τα αντίστοιχα δείγματα εκπαίδευσης.

Στις παραγράφους 4.2.2 και 4.2.3 έγινε αναλυτική περιγραφή των χαρακτηριστικών της περιοχής μελέτης της Σαντορίνης. Αντίστοιχα, ο οικισμός της Κερατέας βρίσκεται στην κεντρική Ελλάδα, νότια Αττική (Εικόνα 5.2). Η ευρύτερη περιοχή έχει χαρακτήρα οικιστικό με προεξάρχουσα την κατοικία αλλά φιλοξενεί και άλλες χρήσεις. Περιέχει τυπικές περιπτώσεις κτισμάτων που συναντώνται σε ημι-αστικές περιοχές όπως μονοκατοικίες με δίριχτες ή οριζόντιες

στέγες. Η παρουσία της βλάστησης είναι μικρή περιλαμβάνοντας κυρίως περιοχές με «γυμνό» έδαφος.



**Εικόνα 5.2:** Περιοχή μελέτης στον οικισμό Κερατέα, Ελλάδα.

Στον Πίνακα 5.1 φαίνονται τα σετ δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την κάθε περιοχή μελέτης. Στην περιοχή της Κερατέας οι διαθέσιμες εναέριες εικόνες για την ίδια περιοχή μελέτης ήταν για τα έτη 1995 και 2001. Αναλυτικότερα, χρησιμοποιήθηκαν σαρωμένες RGB αεροφωτογραφίες και για τις δύο χρονικές περιόδους. Η σάρωση των αεροφωτογραφιών έγινε σε φωτογραμμετρικό σαρωτή σε ανάλυση 21  $\mu\text{m}$ . Τα σετ δεδομένων και των δύο περιοχών μελέτης αναφέρονται στο ΕΓΣΑ'87.

		Περιοχές μελέτης			
		Κερατέα (1995)	Κερατέα (2001)	Σαντορίνη (1995)	Σαντορίνη (2012)
Στοιχεία λήψης εικόνων και αποτελέσματα αεροτριγωνισμού	Τύπος εικόνων	3 σαρωμένες αεροφωτογραφίες (κλίμακα 1:12000)	3 σαρωμένες αεροφωτογραφίες (κλίμακα 1:10000)	βλ. Πίνακα 4.1	βλ. Πίνακα 4.1
	Κατά μήκος επικάλυψη	70%	70%		
	Κατά πλάτος επικάλυψη				
	Κανάλια	RGB εικόνες από σύνθεση καναλιών: R/G/B	RGB εικόνες από σύνθεση καναλιών: R/G/B		
	Ακρίβεια αεροτριγωνισμού	<1pixel	<1pixel		
Υψομετρική πληροφορία από το DIM/DSM	Λογισμικό για την εφαρμογή της DIM	Erdas Imagine (Imagine UAV)	Erdas Imagine (Imagine UAV)	βλ. Πίνακα 4.1	βλ. Πίνακα 4.1
	Ραδιομετρική πληροφορία στο νέφος σημείων από DIM	RGB: Αξιοποιήθηκε μόνο για λόγους οπτικοποίησης	RGB: Αξιοποιήθηκε μόνο για λόγους οπτικοποίησης		
	GSD του DIM/DSM	21cm	21cm		
Ραδιομετρική πληροφορία από τις ορθοεικόνες	Λογισμικό για τη δημιουργία των ορθοεικόνων	Erdas Imagine (Imagine UAV)	Erdas Imagine (Imagine UAV)	βλ. Πίνακα 4.1	βλ. Πίνακα 4.1
	Κανάλια	Μετατροπή από R/G/B σε Grayscale	Μετατροπή από R/G/B σε Grayscale		Μετατροπή από R/G/B σε Grayscale
	GSD της ορθοεικόνας	21cm	21cm		βλ. Πίνακα 4.1

Πίνακας 5.1: Χαρακτηριστικά του σετ δεδομένων των επιλεγμένων περιοχών μελέτης.

### 5.1.3 Δημιουργία της «πολυ-επίπεδης» εικόνας

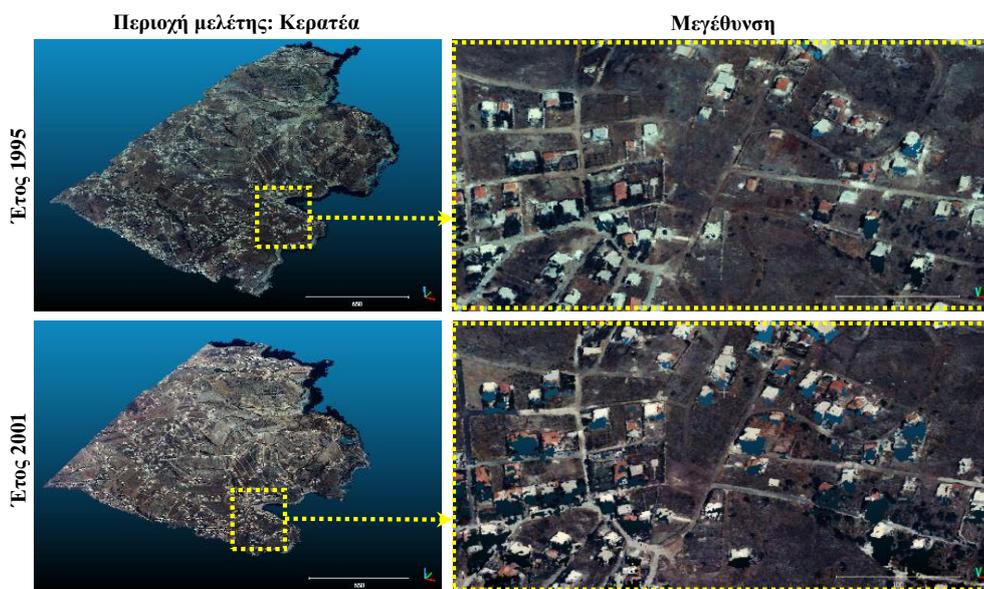
Ομοίως με την ανίχνευση κτισμάτων, το πρόβλημα του εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων απαιτεί και αυτό την τροφοδότηση του εκάστοτε αλγορίθμου μηχανικής μάθησης (είτε ρηχής είτε βαθιάς) με τα κατάλληλα στοιχεία. Η χρήση μόνο της υψομετρικής πληροφορίας ή μόνο της ραδιομετρικής πληροφορίας συνήθως δεν επαρκεί για τον αξιόπιστο εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων.

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα όταν γίνεται χρήση μόνο της υψομετρικής πληροφορίας είναι η εσφαλμένη ταξινόμηση της υψηλής βλάστησης στην κλάση «Νέα κτίσματα». Κάποιες περιπτώσεις υψηλής βλάστησης που έχει αναπτυχθεί κατά την πάροδο του χρόνου παρουσιάζουν παρόμοια γεωμετρικά/μορφολογικά χαρακτηριστικά και τιμές υψομέτρου με τα κτίσματα. Αυτό σημαίνει πως ακόμα και αν έχει γίνει ιδιαίτερα προσεκτική συλλογή δειγμάτων εκπαίδευσης για την κλάση «Νέα κτίσματα» αυτές οι περιπτώσεις υψηλής βλάστησης θα εκχωρηθούν εσφαλμένα στην κλάση αυτή. Αντίστοιχα το ίδιο συμβαίνει και στην κλάση «Αμετάβλητα κτίσματα» για περιπτώσεις υψηλής βλάστησης η οποία δεν έχει υποστεί μεταβολή κατά την πάροδο του χρόνου.

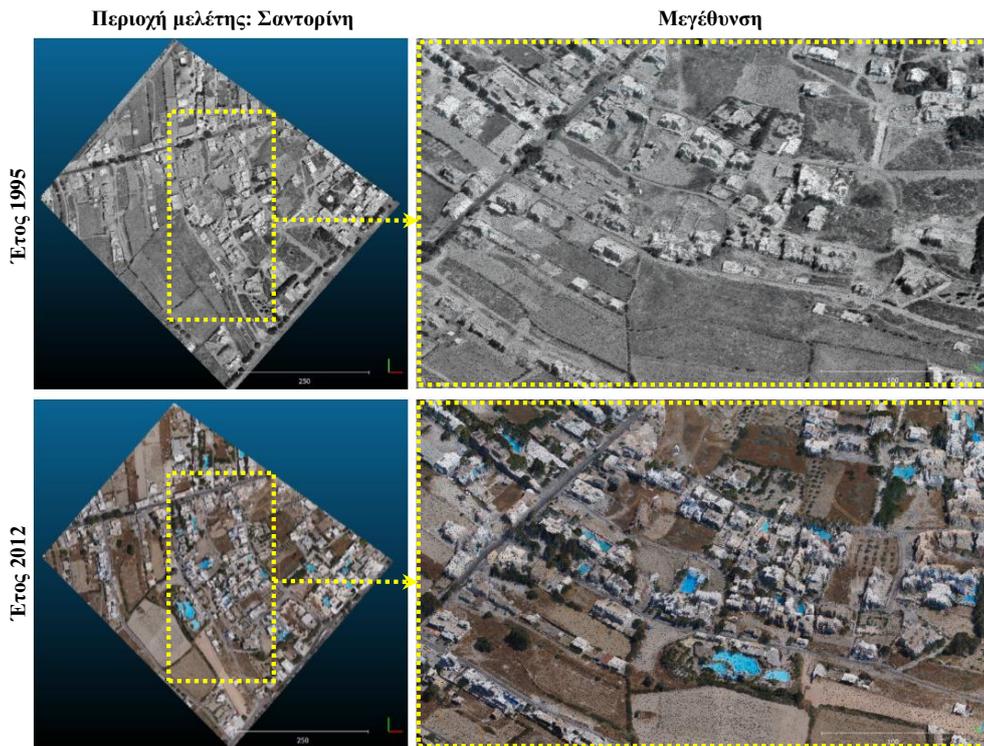
Από την άλλη, η χρήση μόνο της ραδιομετρικής πληροφορίας εγκυμονεί τον κίνδυνο συμπερίληψης αντικειμένων που παρουσιάζουν παρόμοιες ραδιομετρικές τιμές με τα κτίσματα (π.χ. σκιασμένες περιοχές, νέοι δρόμοι ή υπαίθριοι χώροι κ.ά.) στην κλάση «Νέα κτίσματα». Αυτό συμβαίνει ακόμα και αν αυτοί οι νέοι δρόμοι ή υπαίθριοι χώροι έχουν συλλεχθεί ως δείγματα εκπαίδευσης για την κλάση «Άλλα αντικείμενα», καθώς τα δείγματα αυτά θα είναι αντιφατικά με τα αντίστοιχα που έχουν συλλεχθεί για την κλάση «Νέα κτίσματα» λόγω των παρόμοιων ραδιομετρικών τιμών τους. Αντίστοιχα η ίδια εσφαλμένη συμπερίληψη μπορεί να συμβεί στην κλάση «Αμετάβλητα κτίσματα» για περιπτώσεις δρόμων ή υπαίθριων χώρων που δεν έχουν υποστεί μεταβολή.

Για τον λόγο αυτό, στην παρούσα εφαρμογή προτείνεται ο συνδυασμός ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας για τον επιτυχή διαχωρισμό των επιθυμητών κλάσεων. Επίσης, στόχος είναι η αξιοποίηση ενός τύπου δεδομένων (εναέριες εικόνες), καθώς σπάνια μπορεί κανείς να βρει χρονοσειρές δεδομένων από δέκτη LIDAR. Στις Εικόνες 5.3 και 5.4 παρουσιάζονται τα νέφη σημείων που εξήχθησαν από DIM για τις δύο χρονικές περιόδους των περιοχών μελέτης Κερατέα και Σαντορίνη αντίστοιχα. Αυτά τα νέφη σημείων από DIM αξιοποιήθηκαν για την εξαγωγή των DIM/DSMs, DIM/DTMs, DIM/nDSMs και ορθοεικόνων για την κάθε χρονική περίοδο για την κάθε περιοχή μελέτης. Τα DIM/DTMs εξήχθησαν μέσω της τεχνικής cloth simulation [51].

Στην Εικόνα 5.5 φαίνονται τα στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν για τον συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας ενώ στον Πίνακα 5.2 παρατίθενται οι αντίστοιχοι συνδυασμοί για τη δημιουργία των MDFVs.



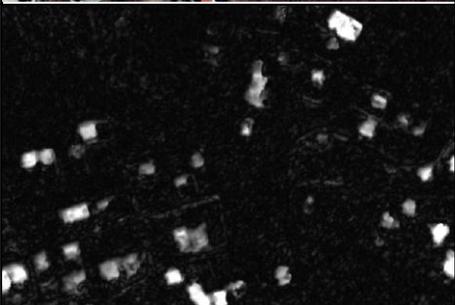
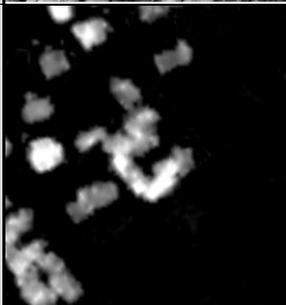
**Εικόνα 5.3:** Νέφη σημείων από DIM της περιοχής μελέτης στην Κερατέα για τα έτη 1995 (επάνω) και 2001 (κάτω).



Εικόνα 5.4: Νέφη σημείων από DIM της περιοχής μελέτης της Σαντορίνης για τα έτη 1995 και 2012.

Περιοχή μελέτης	Συλλεγμένα στοιχεία για τη δημιουργία του MDFV				Διαστάσεις πινακίδας: ύψος (pixels) × μήκος (pixels) × βάθος (πλήθος στοιχείων)	Ονομασία του MDFV
	Ραδιομετρική πληροφορία		Υψομετρική πληροφορία			
	Grayscale της πρώτης χρονικής περιόδου	Grayscale της δεύτερης χρονικής περιόδου	nDSM της πρώτης χρονικής περιόδου	nDSM της δεύτερης χρονικής περιόδου		
Κερατέα	✓ (1995)	✓ (2001)	✓ (DIM/1995)	✓ (DIM/2001)	1166×1791×4	Kr_cd_4_im_hD
Σαντορίνη	✓ (1995)	✓ (2012)	✓ (DIM/1995)	✓ (DIM/2012)	2086×2046×4	S_cd_4_im_hD

Πίνακας 5.2: Πολυ-επίπεδες εικόνες (MDFVs) που χρησιμοποιήθηκαν για τον εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων. Με το σύμβολο «✓» υποδεικνύονται τα επιλεγμένα στοιχεία που συνθέτουν το εκάστοτε MDFV.

Περιοχή μελέτης: Κερατέα		Περιοχή μελέτης: Σαντορίνη	
Έτος: 1995		Έτος: 1995	
RGB ορθοεικόνα (έγινε μετατροπή σε Grayscale)		Grayscale ορθοεικόνα	
DIM/nDSM		DIM/nDSM	
Έτος: 2001		Έτος: 2012	
RGB ορθοεικόνα (έγινε μετατροπή σε Grayscale)		RGB ορθοεικόνα (έγινε μετατροπή σε Grayscale)	
DIM/nDSM		DIM/nDSM	

**Εικόνα 5.5:** Στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν για τον συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας για την κάθε περιοχή μελέτης και εξεταζόμενη χρονική περίοδο.

#### 5.1.4 Συλλογή δειγμάτων εκπαίδευσης

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, οι επιθυμητές κλάσεις είναι: 1) «Νέα κτίσματα», 2) «Αμετάβλητα κτίσματα», και 3) «Άλλα αντικείμενα». Η κλάση «Νέα κτίσματα» περιλαμβάνει κτίσματα που έχουν ήδη ανεγερθεί τη δεύτερη χρονική περίοδο ενώ η κλάση «Αμετάβλητα κτίσματα» περιλαμβάνει κτίσματα που έχουν παραμείνει αμετάβλητα και στις δύο χρονικές περιόδους. Η κλάση «Άλλα αντικείμενα» περιλαμβάνει όλα τα υπόλοιπα αντικείμενα (έδαφος, βλάστηση, κατασκευές μικρής σημαντικότητας κ.ά.) είτε αυτά έχουν υποστεί μεταβολές είτε όχι κατά τις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους.

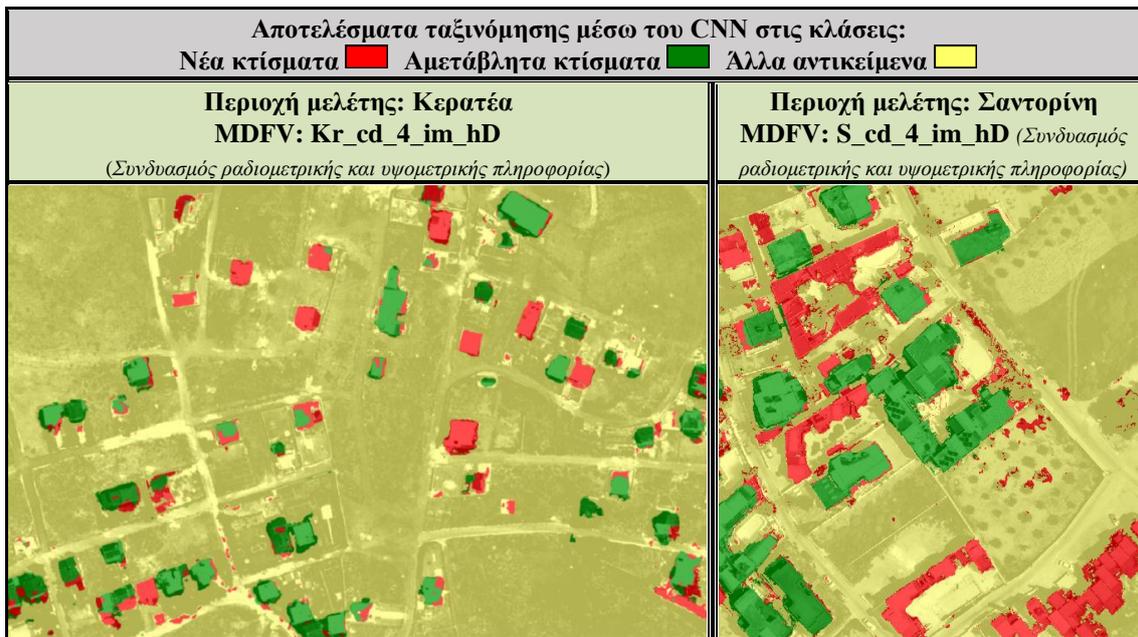
Τα δείγματα εκπαίδευσης που δημιουργήθηκαν για την κάθε περιοχή μελέτης προήλθαν από τα ίδια τα δεδομένα και χρησιμοποιήθηκαν για την ταξινόμηση της αντίστοιχης περιοχής. Τα δείγματα εκπαίδευσης συλλέχθηκαν με τέτοιο τρόπο ώστε να είναι αντιπροσωπευτικά για την κάθε κλάση εμπεριέχοντας την κατάλληλη ραδιομετρική και υψομετρική πληροφορία συμπεριλαμβανομένων και σκιασμένων περιοχών. Όπως φαίνεται στον Πίνακα 5.3, τα συλλεγμένα δείγματα εκπαίδευσης αποτελούνται από ιδιαίτερα μικρά ποσοστά δειγμάτων εκπαίδευσης (σε σχέση με το συνολικό πλήθος των εικονοψηφίδων της εκάστοτε εικόνας εισόδου) της τάξης του 0.30% έως 1.40%.

Επιθυμητές κλάσεις: Νέα κτίσματα <span style="color: red;">■</span> Αμετάβλητα κτίσματα <span style="color: green;">■</span> Άλλα αντικείμενα <span style="color: yellow;">■</span>	
Περιοχή μελέτης: Κερατέα	Περιοχή μελέτης: Σαντορίνη
	
<p>Ποσοστά δειγμάτων εκπαίδευσης:            Νέα κτίσματα: 0.04%            Αμετάβλητα κτίσματα: 0.07%            Άλλα αντικείμενα: 0.21%,  <b>Σύνολο: 0.32%</b></p>	<p>Ποσοστά δειγμάτων εκπαίδευσης:            Νέα κτίσματα: 0.30%            Αμετάβλητα κτίσματα: 0.25%            Άλλα αντικείμενα: 0.79%  <b>Σύνολο: 1.34%</b></p>

Πίνακας 5.3: Συλλεγμένα δείγματα εκπαίδευσης για την κάθε περιοχή μελέτης.

### 5.1.5 Αρχιτεκτονική του CNN και ταξινόμηση

Η αρχιτεκτονική του CNN αλλά και η διαδικασία της εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διερεύνηση, είναι οι ίδιες με αυτές που περιεγράφηκαν αναλυτικά στην παράγραφο 4.2.5. Επισημαίνεται, πως ούτε και εδώ κρίθηκε αναγκαία η εφαρμογή της PCA στα MDFVs λόγω: 1) των ήδη μειωμένων διαστάσεων τους χρησιμοποιώντας τις ασπρόμαυρες ορθοεικόνες για την κάθε χρονική περίοδο, και 2) της πιθανής απώλειας σημαντικής πληροφορίας καθώς περιλαμβάνονται στοιχεία με ανομοιογενή χαρακτηριστικά. Η μείωση των διαστάσεων των δεδομένων εισόδου μέσω της PCA ενδεχομένως να είναι χρήσιμη για MDFVs που θα περιλαμβάνουν δεδομένα από περισσότερες από δύο χρονικές περιόδους. Στην Εικόνα 5.6 απεικονίζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης κάνοντας χρήση του CNN, των συλλεγμένων δειγμάτων εκπαίδευσης και των MDFVs που κάνουν συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας.



**Εικόνα 5.6:** Αποτελέσματα ταξινόμησης εφαρμόζοντας το CNN και χρησιμοποιώντας MDFVs που κάνουν συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας.

### 5.1.6 Μετα-επεξεργασία για τον εντοπισμό νέων και αμετάβλητων κτισμάτων

Η μετα-επεξεργασία αποσκοπεί στη βελτίωση του τελικού αποτελέσματος της ταξινόμησης. Η παρούσα διερεύνηση εστιάζει, κυρίως, στις κλάσεις «Νέα κτίσματα» και «Αμετάβλητα κτίσματα». Για τον λόγο αυτό, εφαρμόστηκαν για την κάθε κλάση τα Βήματα 1, 3, 4 και 5 που περιγράφηκαν αναλυτικά στην παράγραφο 4.2.7. Ο λόγος για τον οποίο δεν εφαρμόστηκε το Βήμα 2 ήταν πως τα τελικά αποτελέσματα της ταξινόμησης δεν ήταν ιδιαίτερα θορυβώδη και άρα κρίθηκε αναγκαία μόνο η εφαρμογή του Βήματος 3. Έτσι, απομονώθηκαν αρχικά μόνο οι εικονοψηφίδες που σχετίζονται με τις κλάσεις «Νέα κτίσματα» και «Αμετάβλητα κτίσματα» ώστε να δημιουργηθούν οι αντίστοιχες «μάσκες» των νέων κτισμάτων και των αμετάβλητων κτισμάτων. Έπειτα εφαρμόστηκε σε κάθε μάσκα ο τελεστής πλειοψηφίας με ακτίνα χωρικού φίλτρου 7 pixels και ένα μορφολογικό φίλτρο συστολής με διαστάσεις φίλτρου 7×7. Τέλος, έγινε για την κάθε μάσκα απαλοιφή αντικειμένων με μικρό εμβαδόν επιφάνειας (20 m<sup>2</sup> για την περιοχή μελέτης της Κερατέας και 4 m<sup>2</sup> για την περιοχή μελέτης της Σαντορίνης).

### 5.1.7 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων

Στον Πίνακα 5.4 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της αξιολόγησης των εφαρμοζόμενων μεθόδων (CNN, Linear SVM και RBF SVM) ανά εικονοψηφίδα για τον εντοπισμό των νέων και αμετάβλητων κτισμάτων. Για την περίπτωση του CNN γίνεται στην Εικόνα 5.8 η οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων στην αντίστοιχη εικόνα αξιολόγησης. Τα δεδομένα ελέγχου και για τις δύο περιοχές μελέτης προέκυψαν από στερεοσκοπικές αποδόσεις, φωτοερμηνεία στις ορθοεικόνες και 3Δ περιήγηση στα νέφη σημείων από DIM.

Περιοχή μελέτης	Κλάση	Μέθοδος	Ποσοστά επιτυχίας		
			C <sub>m</sub> (%)	C <sub>r</sub> (%)	Q (%)
Κερατέα	Νέα κτίσματα	CNN	<b>75.0</b>	<b>67.8</b>	<b>55.3</b>
		Linear SVM	83.4	53.9	48.7
		RBF SVM	79.0	43.0	38.6
	Αμετάβλητα κτίσματα	CNN	<b>81.9</b>	<b>83.2</b>	<b>70.3</b>
		Linear SVM	68.2	91.8	64.3
		RBF SVM	79.3	86.6	70.7
Σαντορίνη	Νέα κτίσματα	CNN	<b>87.0</b>	<b>83.0</b>	<b>73.8</b>
		Linear SVM	79.4	78.7	65.3
		RBF SVM	76.1	72.5	59.0
	Αμετάβλητα κτίσματα	CNN	<b>92.5</b>	<b>89.7</b>	<b>83.7</b>
		Linear SVM	94.3	87.0	82.6
		RBF SVM	92.1	90.8	84.2

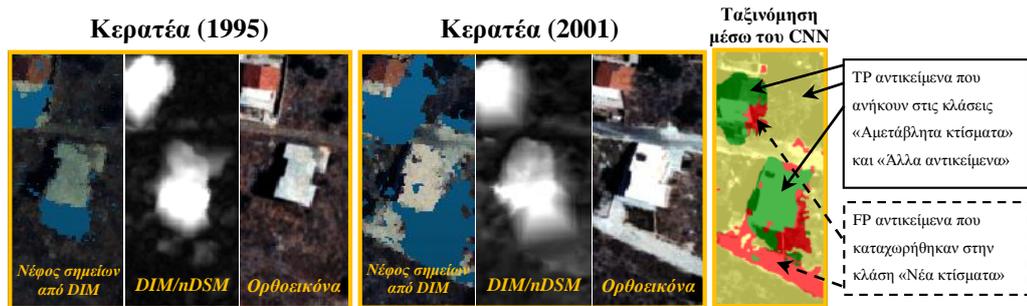
  

Κλάση	Μέθοδος	Μέσος όρος Q (%) και για τις δύο περιοχές μελέτης
Νέα κτίσματα	CNN	<b>64.6</b>
	Linear SVM	57.0
	RBF SVM	48.8
Αμετάβλητα κτίσματα	CNN	<b>77.0</b>
	Linear SVM	73.5
	RBF SVM	77.5

**Πίνακας 5.4:** Αξιολόγηση των εφαρμοζόμενων μεθόδων ανά εικονομηφίδα για τον εντοπισμό των νέων και αμετάβλητων κτισμάτων.

Το CNN πέτυχε γενικώς καλύτερα αποτελέσματα από αυτά των SVMs. Αυτό συνέβη και στις δύο περιοχές μελέτης αλλά και στις δύο εξεταζόμενες κλάσεις. Πιο συγκεκριμένα το CNN πέτυχε μέση τιμή ποσοστών Q περίπου 65% και 77% για τις κλάσεις «Νέα κτίσματα» και «Αμετάβλητα κτίσματα» αντίστοιχα. Οι δύο SVMs δεν πέτυχαν τόσο ισορροπημένα ποσοστά Q. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η RBF SVM η οποία πέτυχε μέση τιμή ποσοστών Q ίσο με 77.5% για την κλάση «Αμετάβλητα κτίσματα» (λίγο μεγαλύτερο από αυτό του CNN) αλλά 48.8% για την κλάση «Νέα κτίσματα». Από τα αποτελέσματα της εικόνας αξιολόγησης του CNN παρατηρήθηκαν τα παρακάτω:

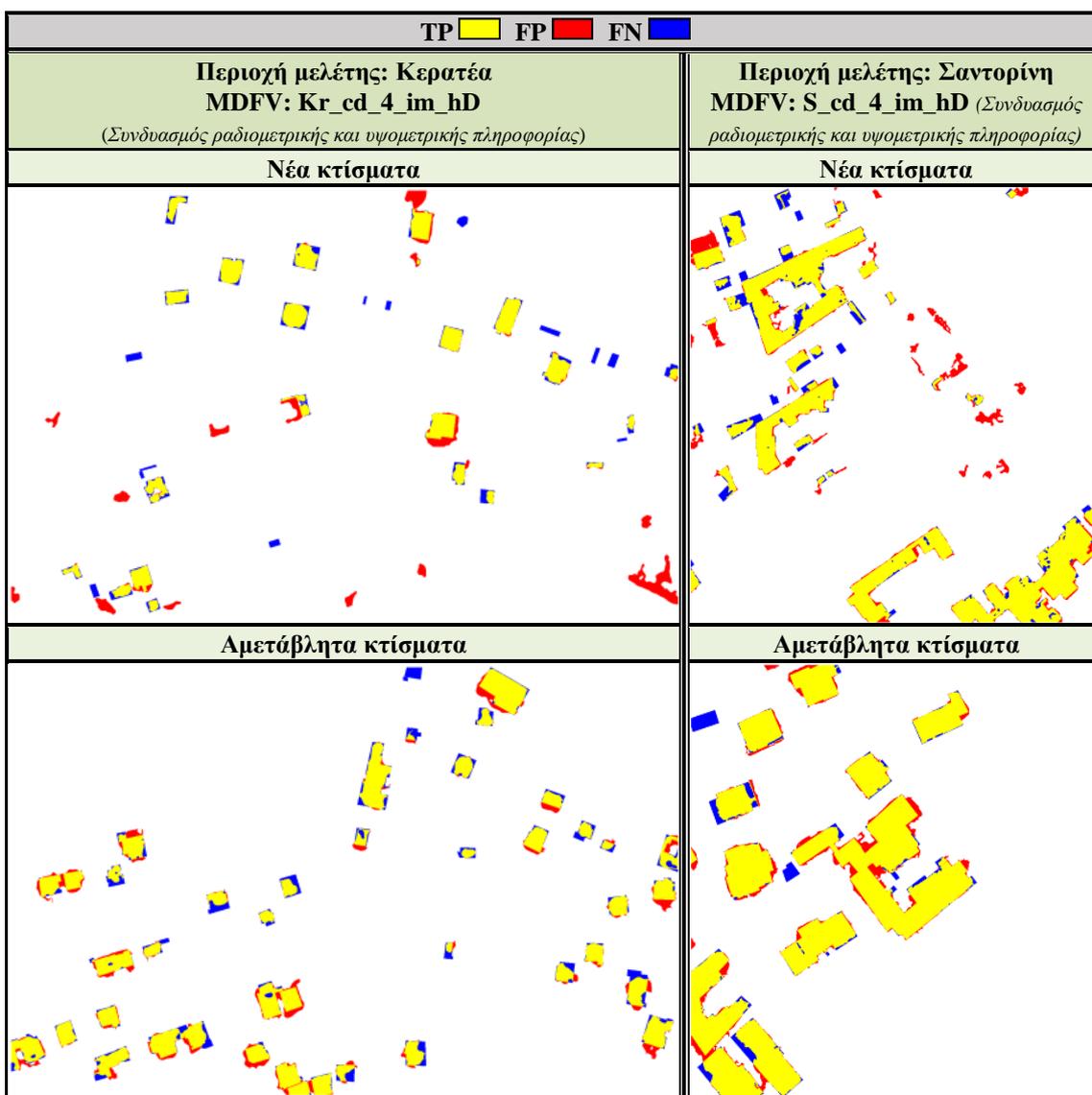
- Τα FP της κλάσης «Νέα κτίσματα» οφείλονται: 1) σε εσφαλμένες παρεμβολές (λόγω αποκρύψεων ή αναντιστοιχιών κατά την εφαρμογή της DIM) κατά τη δημιουργία του DIM/nDSM ενός εκ των δύο χρονικών περιόδων, και 2) στην παρουσία ανεπιθύμητων αντικειμένων ή κατασκευών (π.χ. συστοιχίες από ομπρέλες στην περίπτωση της Σαντορίνης) τα οποία παρουσιάζουν παρόμοιες ραδιομετρικές και υψομετρικές τιμές με τα νέα κτίσματα. Στην Εικόνα 5.7 απεικονίζονται χαρακτηριστικές περιπτώσεις FP αντικειμένων που καταχωρήθηκαν στην κλάση «Νέα κτίσματα». Επίσης, απεικονίζονται και περιπτώσεις TP αντικειμένων που ανήκουν στις κλάσεις «Αμετάβλητα κτίσματα» και «Άλλα αντικείμενα». Επίσης, τα FP της κλάσης «Νέα κτίσματα» περιλαμβάνουν και εικονομηφίδες που έπρεπε να καταχωρηθούν στην κλάση «Αμετάβλητα κτίσματα».



**Εικόνα 5.7:** Περιπτώσεις αντικειμένων FP στην κλάση «Νέα κτίσματα» και TP στις κλάσεις «Αμετάβλητα κτίσματα» και «Άλλα αντικείμενα». Νέα κτίσματα ■ Αμετάβλητα κτίσματα ■ Άλλα αντικείμενα ■

- Τα FN της κλάσης «Νέα κτίσματα» οφείλονται: 1) σε ατελή 3Δ ανακατασκευή κτισμάτων ή μέρος αυτών (λόγω αναντιστοιχιών κατά την εφαρμογή της DIM) κατά τη δεύτερη χρονική περίοδο, και 2) στη συλλογή μικρού ποσοστού δειγμάτων εκπαίδευσης.
- Τα FP της κλάσης «Αμετάβλητα κτίσματα» οφείλονται: 1) σε εσφαλμένες παρεμβολές (λόγω αποκρύψεων ή αναντιστοιχιών κατά την εφαρμογή της DIM) κατά τη δημιουργία των DIM/nDSMs των δύο χρονικών περιόδων, και 2) σε εναπομείνισα οριζοντιογραφική συστηματική μετατόπιση μεταξύ του σετ δεδομένων της μίας χρονικής περιόδου (ορθοεικόνα και DIM/DSM) και του αντίστοιχου της άλλης χρονικής περιόδου.
- Τα FN της κλάσης «Αμετάβλητα κτίσματα» οφείλονται: 1) σε ατελή 3Δ ανακατασκευή κτισμάτων ή μέρος αυτών (λόγω αναντιστοιχιών κατά την εφαρμογή της DIM) σε μία ή και στις δύο χρονικές περιόδους, και 2) σε σφάλματα ανίχνευσης σημείων του εδάφους κατά τη δημιουργία του DIM/nDSM σε μία ή και στις δύο χρονικές περιόδους.

Επίσης θα πρέπει να αναφερθεί πως στις περιοχές όπου παρουσιάστηκαν αναντιστοιχίες κατά την εφαρμογή της DIM, εμφανίστηκαν αλλοιώσεις στις αντίστοιχες παραγόμενες ορθοεικόνες. Τα αποτελέσματα θα μπορούσαν να βελτιωθούν με: 1) χρήση πολλαπλών εικόνων, 2) πιο κατάλληλη παραμετροποίηση ή/και χειροκίνητη διόρθωση εναπομεινάντων σφαλμάτων κατά τη δημιουργία του nDSM, 3) απορρόφηση συστηματικών μετατοπίσεων μεταξύ των σετ δεδομένων των εξεταζόμενων χρονικών περιόδων [172], και 4) συλλογή νέων πρόσθετων και αντιπροσωπευτικών δειγμάτων εκπαίδευσης. Ωστόσο θα πρέπει να λαμβάνεται πάντα υπόψη το κόστος και ο χρόνος που απαιτούνται για τη βελτίωση αυτών των αποτελεσμάτων. Στον Πίνακα 5.5 αναφέρονται οι υπολογιστικοί χρόνοι εκτέλεσης της συνολικής διαδικασίας ταξινόμησης για τα MDFVs των δύο περιοχών μελέτης. Ο συνολικός υπολογιστικός χρόνος εκτέλεσης του CNN είναι πολύ μεγαλύτερος και από τις δύο SVMs. Ωστόσο αποδείχθηκε παραπάνω πειραματικά πως οι Linear SVM και RBF SVM πέτυχαν μικρότερα ποσοστά Q σε σχέση με το CNN.



**Εικόνα 5.8:** Εικόνα αξιολόγησης ανά εικονοψηφίδα των τελικών εντοπισμένων νέων και αμετάβλητων κτισμάτων από το CNN.

Ταξινόμητής	Περιοχή μελέτης: Κερατέα MDFV: Kr_cd_4_im_hD Διαστάσεις πινακίδας: 1166×1791×4		Περιοχή μελέτης: Σαντορίνη MDFV: S_cd_4_im_hD Διαστάσεις πινακίδας: 2086×2046×4	
	Χρόνος εκπαίδευσης	Χρόνος ταξινόμησης	Χρόνος εκπαίδευσης	Χρόνος ταξινόμησης
<b>CNN</b>	3 min	30 sec	15 min	3 min
<b>Linear SVM</b>	15 sec	15 sec	15 sec	15 sec
<b>RBF SVM</b>	20 sec	20 sec	20 sec	20 sec

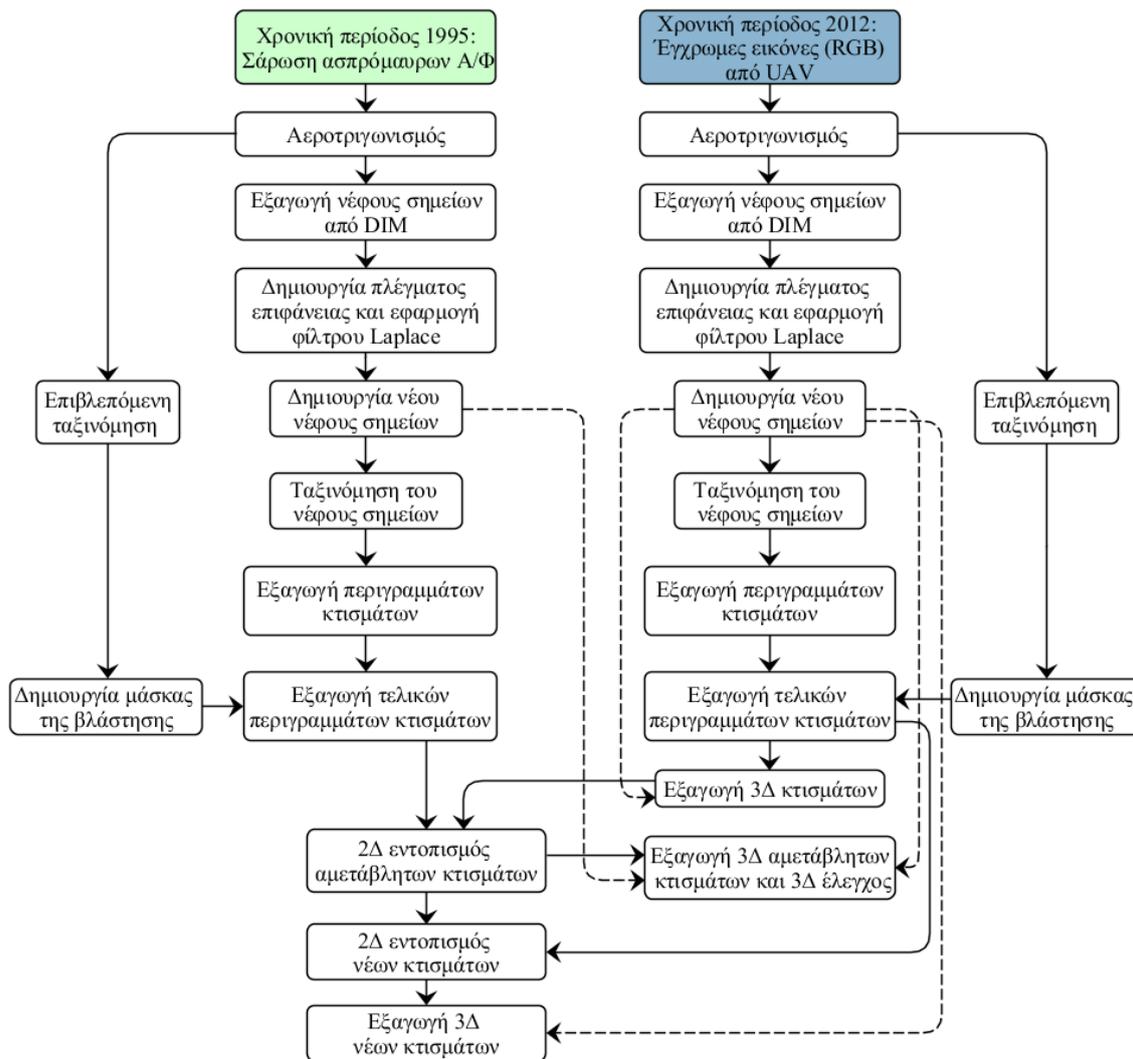
**Πίνακας 5.5:** Υπολογιστικοί χρόνοι εκπαίδευσης και ταξινόμησης για τα MDFVs των δύο περιοχών μελέτης.

## 5.2 Αλγόριθμος παραμετρικής μοντελοποίησης

Η παρούσα διερεύνηση επικεντρώνεται στον αυτόματο εντοπισμό μεταβολών σε κτίσματα μέσω συνδυαστικής χρήσης εικόνων και νεφών σημείων από DIM. Οι βασικές τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν ήταν παραμετρικής μοντελοποίησης [419]. Ωστόσο, χρησιμοποιήθηκαν συμπληρωματικά και απλές τεχνικές επιβλεπόμενης ταξινόμησης για την απορρόφηση εσφαλμένων ανιχνεύσεων βλάστησης ως κτίσματα. Η εφαρμογή γίνεται στην περιοχή Περίσσα στη νήσο Σαντορίνη, Ελλάδα για τις χρονικές περιόδους 1995 και 2012. Η διαδικασία που ακολουθήθηκε περιλαμβάνει τη γεωαναφορά των εικόνων με χρήση φωτοσταθερών σημείων και την αυτόματη εξαγωγή του νέφους σημείων από DIM για την κάθε χρονική περίοδο. Στη συνέχεια, γίνεται η εξαγωγή των κτισμάτων της κάθε περιόδου εφαρμόζοντας τεχνικές ταξινόμησης στα νέφη σημείων από DIM και στις χρησιμοποιηθείσες εικόνες με παράλληλη αφαίρεση των αντικείμενων που δεν είναι κατασκευές, όπως είναι η βλάστηση, κινούμενα αντικείμενα κ.ά. Τέλος, ανιχνεύονται τα περιγράμματα των νέων και των αμετάβλητων κτισμάτων μεταξύ των δύο χρονικών περιόδων και γίνεται σύγκριση των αντίστοιχων νεφών σημείων για τον εντοπισμό υψομετρικών μεταβολών.

### 5.2.1 Μεθοδολογική προσέγγιση

Στην Εικόνα 5.9 παρουσιάζεται το διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας. Αρχικά εκτελείται ο αεροτριγωνισμός των εικόνων της κάθε χρονικής περιόδου ξεχωριστά με τη μέθοδο των δεσμών κάνοντας χρήση φωτοσταθερών σημείων. Στη συνέχεια εξάγονται τα νέφη σημείων από DIM των δύο χρονικών περιόδων τα οποία υπόκεινται σε μετα-επεξεργασία για την απαλοιφή τοπικών φαινομένων θορύβου (τραχύτητα σημείων) μέσω της εφαρμογής του φίλτρου Laplace. Έπειτα ακολουθεί η ταξινόμηση των νεφών σημείων από DIM της κάθε περιόδου για τον εντοπισμό των κτισμάτων, της βλάστησης και του εδάφους. Για την απορρόφηση εσφαλμένων ανιχνεύσεων βλάστησης ως κτίσματα, εκτελείται παράλληλα και μία απλή τεχνική επιβλεπόμενης ταξινόμησης στις αντίστοιχες εικόνες. Τα αποτελέσματα των δύο ταξινομήσεων συνδυάζονται για την εξαγωγή των νεφών σημείων των κτισμάτων και των αντίστοιχων περιγραμμάτων τους. Έπειτα γίνεται ο εντοπισμός των νέων και των αμετάβλητων κτισμάτων μεταξύ των δύο χρονικών περιόδων. Τέλος, γίνεται 3D έλεγχος για τον εντοπισμό υψομετρικών μεταβολών στα εντοπισμένα αμετάβλητα κτίσματα. Τα χαρακτηριστικά του σταθμού εργασίας που χρησιμοποιήθηκε ήταν CPU στα 2.27 GHz και 4GB μνήμη RAM.



Εικόνα 5.9: Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας για τον εντοπισμό μεταβολών σε κτίσματα μέσω συνδυαστικής χρήσης εικόνων και νεφών σημείων από DIM.

## 5.2.2 Περιοχή μελέτης και δεδομένα

Η περιοχή μελέτης είναι ο οικισμός Περίσσα στη νήσο Σαντορίνη, Ελλάδα (παράγραφος 4.2.2). Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν σαρωμένες ασπρόμαυρες εικόνες (για την πρώτη χρονική περίοδο) και ψηφιακές RGB εικόνες (για τη δεύτερη χρονική περίοδο) από τις οποίες εξήχθησαν τα αντίστοιχα nDSMs και οι ορθοεικόνες (παράγραφος 4.2.3). Σημειώνεται πως η περιοχή μελέτης διευρύνθηκε ελαφρώς σε σχέση με την αντίστοιχη που αναφέρεται στην παράγραφο 4.2.3 ώστε να συμπεριληφθούν και άλλοι πιθανοί τύποι κτισμάτων.

## 5.2.3 Εξαγωγή αντικειμένων ενδιαφέροντος

Τα αντικείμενα ενδιαφέροντος της παρούσας εφαρμογής είναι κτίσματα και κατασκευές με ύψος μεγαλύτερο από 2.5 m (για την αποφυγή περιπτώσεων χαμηλής βλάστησης, κινουμένων αντικειμένων κ.ά.) και με εμβαδόν επιφάνειας μεγαλύτερο από 40 m<sup>2</sup>. Επειδή οι διαθέσιμες εικόνες των δύο χρονικών περιόδων δεν περιέχουν πρόσθετη πληροφορία (πολυφασματική,

πολλαπλές επιστροφές και τιμές έντασης κ.ά.), προτείνεται η εφαρμογή αλγορίθμων ταξινόμησης και στις δύο χρονικές περιόδους τόσο στα εξαχθέντα νέφη σημείων από DIM όσο και στις εικόνες. Ο συνδυασμός των εξαχθέντων αποτελεσμάτων από τις δύο διαδικασίες ταξινόμησης συμβάλει στην ελαχιστοποίηση περιπτώσεων εσφαλμένων ταξινομήσεων καθώς αξιοποιείται η ραδιομετρική πληροφορία των εικόνων και η πληροφορία του ύψους από τα νέφη σημείων.

#### 5.2.3.1 Ταξινόμηση των νεφών σημείων από DIM

Η ταξινόμηση των νεφών σημείων εκτελέστηκε στο λογισμικό LAStools. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν τα εργαλεία lasground, lasheight και lasclassify για τον καθαρισμό του νέφους σημείων από ακραίες τιμές, που σχετίζονται με εσφαλμένες συνταυτίσεις κατά την εφαρμογή της DIM, όπως και για την ταξινόμηση του εδάφους, της βλάστησης και των κτισμάτων. Για τη συγκεκριμένη εφαρμογή οι αντίστοιχες παράμετροι πήραν τιμές ως Search area=3 m, Building Planarity=0.1 m και Forest ruggedness=0.5 m. Έπειτα, εξήχθησαν τα περιγράμματα των κτισμάτων που ανιχνεύθηκαν.

Τονίζεται, πως θα πρέπει να δίνεται ιδιαίτερη προσοχή κατά την παραμετροποίηση των αλγορίθμων που εκτελούν ταξινομήσεις νεφών σημείων μέσω μορφολογικών προσεγγίσεων καθώς δεν επαληθεύονται πάντα. Η παραμετροποίηση θα πρέπει να προσαρμόζεται ανάλογα με τα αντικείμενα της περιοχής μελέτης, ιδιαίτερα όταν χρησιμοποιούνται νέφη σημείων που προέρχονται από διαδικασίες DIM καθώς παρουσιάζουν συχνά τραχείες επιφάνειες και αλλοιώσεις στα όρια των αντικειμένων. Για τον λόγο αυτό θα πρέπει να εκτελείται οπτικός έλεγχος των ταξινομημένων στοιχείων μέσω υπέρθεσης σε αληθείς ορθοεικόνες ή μέσω τομών στα αντίστοιχα νέφη σημείων. Οι εσφαλμένες ταξινομήσεις, που παρατηρούνται συνήθως, σχετίζονται με περιπτώσεις πυκνής και ταυτόχρονα υψηλής βλάστησης, η οποία παρουσιάζει παρόμοια μορφολογικά χαρακτηριστικά με τα κτίσματα, αλλά και με περιπτώσεις τοπικής τραχείας υφής στα κτίσματα λόγω ύπαρξης πρόσθετων αντικειμένων στις στέγες (όπως ηλιακοί συλλέκτες κ.ά.) που ταξινομούνται εσφαλμένα ως βλάστηση.

#### 5.2.3.2 Ταξινόμηση των εικόνων

Η επιβλεπόμενη ταξινόμηση των εικόνων εκτελέστηκε στο λογισμικό Erdas Imagine με τη μέθοδο της μέγιστης πιθανοφάνειας κάνοντας χρήση δειγμάτων εκπαίδευσης. Η διαδικασία αυτή εκτελέστηκε για την απορρόφηση εσφαλμένων ανιχνεύσεων βλάστησης ως κτίσματα. Για το έτος 1995 η ταξινόμηση έγινε στη μία εικόνα του ζεύγους, ενώ για το έτος 2012 έγινε σε επιλεγμένες εικόνες. Για την κάθε εικόνα, δημιουργήθηκαν 14 θεματικές τάξεις από τις οποίες έγινε η συνένωση αυτών που σχετίζονταν με τη βλάστηση μέσω του λογισμικού ArcGIS [420] για τη δημιουργία μίας 2D ενιαίας μάσκας της βλάστησης για την κάθε χρονική περίοδο. Στη συνέχεια, η μάσκα της βλάστησης αφαιρέθηκε από τα περιγράμματα των κτισμάτων, που εξήχθησαν παραπάνω, για την εξαγωγή των τελικών 2D και 3D ανιχνευθέντων κτισμάτων της κάθε χρονικής

περιόδου. Σημειώνεται πως τα τελικά περιγράμματα των κτισμάτων της κάθε περιόδου υπέστησαν μία διαδικασία λείανσης στο λογισμικό ArcGIS για την εξομάλυνσή τους. Στην Εικόνα 5.10-αριστερά φαίνεται το νέφος σημείων από DIM των ταξινομημένων κτισμάτων που προέκυψε από το λογισμικό LAStools ενώ στην Εικόνα 5.10-δεξιά φαίνεται η μάσκα της βλάστησης υπερτιθέμενη στην αριστερή προσανατολισμένη εικόνα του στερεοζεύγους για τμήμα της περιοχής μελέτης για το έτος 1995.



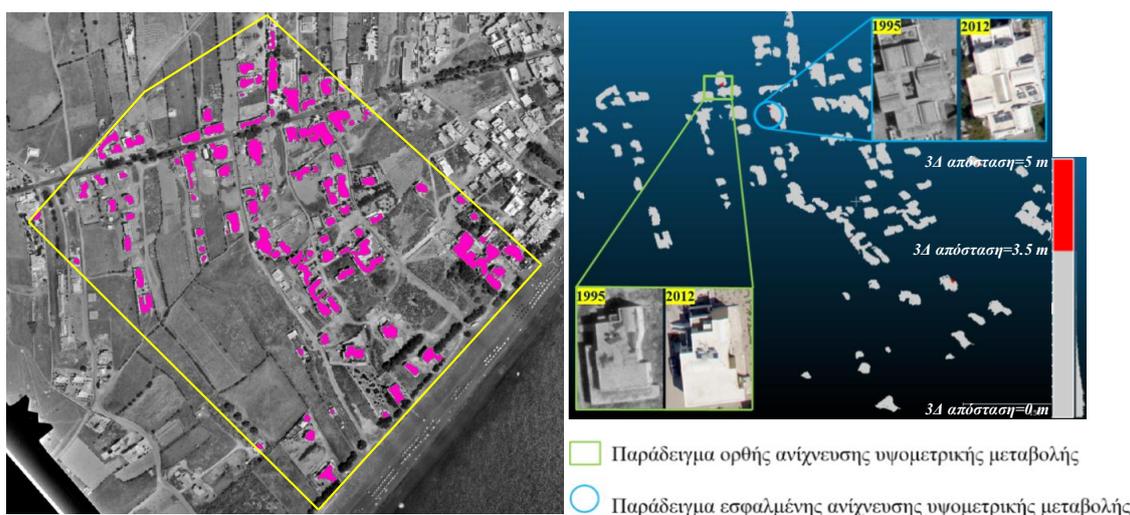
Εικόνα 5.10: Αποτελέσματα των διαδικασιών ταξινόμησης στο νέφος σημείων από DIM (αριστερά) και στις εικόνες (δεξιά) για το έτος 1995.

#### 5.2.4 Εντοπισμός αμετάβλητων κτισμάτων και υψομετρικών μεταβολών

Το πρώτο στάδιο που εκτελέστηκε για τον 2Δ εντοπισμό των κτισμάτων που παρέμειναν αμετάβλητα μεταξύ των δύο χρονικών περιόδων, ήταν η υπέρθεση των τελικών περιγραμμάτων του έτους 1995 στο τελικό νέφος σημείων των κτισμάτων του έτους 2012 και η αφαίρεση μεταξύ τους. Τα περιεχόμενα σημεία του 2012, που βρίσκονταν εντός των τελικών περιγραμμάτων του 1995, συμπτύχθηκαν σε πολυγωνικές οντότητες ενώ τα υπόλοιπα διαγράφηκαν. Έπειτα, έγινε σύγκριση μεταξύ των επικαλυπτόμενων πολυγώνων των δύο χρονικών περιόδων βάσει του ποσοστού επικάλυψης μεταξύ τους, υπολογίζοντας το εμβαδόν της επιφάνειάς τους (με αποδεκτή τιμή ίση και μεγαλύτερη από 90%) εφαρμόζοντας παράλληλα μία ζώνη διεύρυνσης και συστολής  $\pm 1.5$  m. Η ζώνη αυτή εφαρμόστηκε για την απορρόφηση της οριζοντιογραφικής αβεβαιότητας και των εσφαλμένων παρεμβολών των νεφών σημείων από DIM στις ακμές των κτισμάτων αλλά και λόγω της χρήσης επιλεγμένων εικόνων για τη δημιουργία της μάσκας της βλάστησης. Στο τελευταίο στάδιο, τα τελικά περιγράμματα των αμετάβλητων κτισμάτων υπέστησαν μία διαδικασία κατωφλίωσης απαλείφοντας οντότητες των οποίων το εμβαδόν της επιφάνειάς τους ήταν μικρότερο από 40 m<sup>2</sup>.

Στο επόμενο στάδιο, διεξήχθη 3Δ έλεγχος των αμετάβλητων κτισμάτων για τον εντοπισμό υψομετρικών μεταβολών. Ο 3Δ έλεγχος έγινε με τη μέθοδο C2C-height function όπου υπολογίστηκε η 3Δ απόσταση μεταξύ του κάθε σημείου του νέφους αναφοράς (έτους 1995) και του ομολόγου του στο συγκρινόμενο νέφος σημείων (έτους 2012). Για την απαλοιφή πιθανών

οριζοντιογραφικών και υψομετρικών συστηματικών μεταθέσεων, εφαρμόστηκε πρώτα ο αλγόριθμος ICP σε κάθε κτίσμα. Η χρήση των δύο προαναφερόμενων μεθοδολογιών συντελεί στην αξιόπιστη σύγκριση μεταξύ των νεφών σημείων των δύο χρονιών περιόδων καθώς η εύρεση ομολογιών σε νέφη σημείων από DIM, όπου παρουσιάζονται συχνά αλλοιώσεις στα όρια των αντικειμένων, είναι ιδιαίτερα δύσκολη. Στην Εικόνα 5.11-αριστερά απεικονίζονται τα περιγράμματα των αμετάβλητων κτισμάτων υπερτιθέμενα στην αριστερή προσανατολισμένη εικόνα του έτους 1995. Στην Εικόνα 5.11-δεξιά απεικονίζονται τα αποτελέσματα του 3Δ ελέγχου βάσει κατωφλίωσης που αφορά στις σημαντικές υψομετρικές μεταβολές. Για τη συγκεκριμένη εφαρμογή το κατώφλι πάνω από το οποίο θεωρήθηκε σημαντική μία υψομετρική μεταβολή επιλέχθηκε ίσο με 3.5 m καθώς αποτελεί και το ύψος ενός τυπικού ορόφου για τα συνήθη κτίσματα.



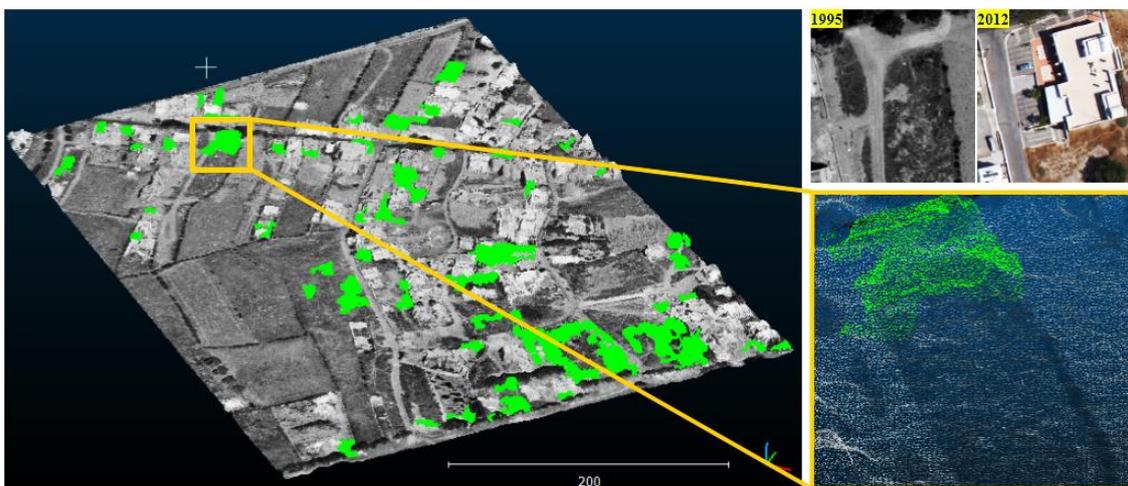
**Εικόνα 5.11:** Περιγράμματα εντοπισμένων αμετάβλητων κτισμάτων (αριστερά) και 3Δ έλεγχος (δεξιά).

Ο έλεγχος των αποτελεσμάτων διεξήχθη μέσω οπτικής αλλά και στερεοσκοπικής παρατήρησης στα φωτογραμμετρικά μοντέλα των δύο χρονικών περιόδων. Στην Εικόνα 5.11-δεξιά απεικονίζεται με κόκκινο χρώμα το στίγμα των θέσεων των σημαντικών υψομετρικών μεταβολών (μεγαλύτερες από 3.5 m) ενώ με γκρι τα σημεία που παρουσίασαν υψομετρικές μεταβολές μικρότερες από 3.5 m. Συμπληρωματικά αναφέρεται πως εκτός από τις ορθά εντοπισμένες υψομετρικές μεταβολές, παρατηρήθηκαν και κάποιες εσφαλμένες ανιχνεύσεις, που οφείλονταν σε τοπικές αλλοιώσεις των νεφών σημείων περιμετρικά των κτισμάτων λόγω της διαδικασίας DIM.

### 5.2.5 Εντοπισμός νέων κτισμάτων

Τα περιγράμματα των νέων κτισμάτων προέκυψαν από την αφαίρεση μεταξύ των περιγραμμάτων των αμετάβλητων κτισμάτων και των τελικών περιγραμμάτων των κτισμάτων του έτους 2012. Σημειώνεται πως στα περιγράμματα των νέων κτισμάτων εφαρμόστηκε η ίδια παραδοχή σχετικά

με την εφαρμογή της ζώνης διεύρυνσης και συστολής αλλά και της κατωφλίωσης οντοτήτων με εμβαδόν επιφάνειας μικρότερο από 40 m<sup>2</sup>. Στην Εικόνα 5.12 παρουσιάζονται με πράσινο χρώμα τα τελικά νέφη σημείων από DIM των νέων κτισμάτων υπερτιθέμενα στο αρχικό νέφος σημείων από DIM της περιοχής μελέτης του έτους 1995.



**Εικόνα 5.12:** Νέφη σημείων από DIM των νέων κτισμάτων το έτος 2012 (πράσινο) υπερτιθέμενα στο αρχικό νέφος σημείων του έτους 1995.

### 5.2.6 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων

Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων έγινε ανά αντικείμενο μέσω δεδομένων ελέγχου σε κτίσματα της περιοχής μελέτης, τα οποία προέκυψαν από στερεοσκοπικές αποδόσεις και 3Δ περιήγηση στα νέφη σημείων από DIM. Στην Εικόνα 5.11-αριστερά και στην Εικόνα 5.12, οι ακμές των αμετάβλητων και των νέων κτισμάτων είναι αλλοιωμένες λόγω: 1) των εσφαλμένων παρεμβολών, 2) της παρουσίας αποκρύψεων, 3) των αστοχιών των εφαρμοζόμενων αλγορίθμων ταξινόμησης, 4) των εκτροπών των αντικειμένων, και 5) των διαδικασιών λείανσης. Παρόλα αυτά, τα αντίστοιχα επιτευχθέντα ποσοστά επιτυχίας θεωρούνται ικανοποιητικά (περίπου 80% και μεγαλύτερα) (Πίνακας 5.6).

Είδος εντοπισμού	Ποσοστά επιτυχίας		
	C <sub>m</sub> (%)	C <sub>r</sub> (%)	Q (%)
Νέα κτίσματα	98.3	79.5	78.4
Αμετάβλητα κτίσματα	93.6	100.0	93.6

**Πίνακας 5.6:** Ποσοστά επιτυχίας ανά αντικείμενο για τον εντοπισμό των νέων και των αμετάβλητων κτισμάτων.

Τα αμετάβλητα κτίσματα, που εσφαλμένα δεν ανιχνεύτηκαν, αποτελούν κτίσματα που δεν εντοπίστηκαν το έτος 1995 αλλά εντοπίστηκαν το έτος 2012. Η απόδοση της εκάστοτε τεχνικής DIM εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ποιότητα των εικόνων, ειδικά αν πρόκειται για σαρωμένες αεροφωτογραφίες. Σε τέτοιες περιπτώσεις μπορεί να παρατηρηθούν εσφαλμένες συνταυτίσεις μεγάλης έκτασης (και άρα κατ' επέκταση να υπάρξει παραμόρφωση ή ακόμα και

απώλεια τμήματος ή ολόκληρων αντικειμένων ενδιαφέροντος), που διατηρούνται ακόμα και μετά από τη μετα-επεξεργασία των νεφών σημείων από DIM. Σημαντικό ρόλο παίζει, επίσης, η χρήση μόνο ενός στερεοζεύγους για την 3D ανακατασκευή της περιοχής για το έτος 1995, που σημαίνει πιθανή εισαγωγή σφαλμάτων από αποκρύψεις τμημάτων κτισμάτων. Συμπληρωματικά αναφέρεται πως ο αλγόριθμος που εφαρμόστηκε στις εικόνες του έτους 2012 με το εργαλείο Imagine UAV, είναι πιο εύρωστος και πιο εξελιγμένος σε σχέση με το εργαλείο eATE, το οποίο εκτελεί μια πιο παραδοσιακή τεχνική DIM, που εξάγει πιο αραιά νέφη σημείων και με μεγαλύτερη τραχύτητα. Σημειώνεται ωστόσο πως το εργαλείο eATE είναι το μοναδικό εμπορικό εργαλείο μέχρι στιγμής που εκτελεί DIM σε στερεοζεύγος σαρωμένων εικόνων καθώς τα περισσότερα λογισμικά απαιτούν τη χρήση τουλάχιστον τριών επικαλυπτόμενων εικόνων.

Οι εσφαλμένες ανιχνεύσεις των νέων κτισμάτων οφείλονται: 1) στα αμετάβλητα κτίσματα που εσφαλμένα δεν εντοπίστηκαν, και 2) σε αμιγώς εσφαλμένες ταξινομήσεις τμημάτων βλάστησης ως κτίσματα για το έτος 2012. Οι αλγόριθμοι που εκτελούν ταξινομήσεις σε νέφη σημείων βάσει μορφολογικών χαρακτηριστικών, παρουσιάζουν τοπικές αδυναμίες σε περιπτώσεις υψηλής και πυκνής βλάστησης, ακόμα και σε νέφη σημείων που προέρχονται από συστήματα LIDAR, που περιγράφουν με καλύτερη πιστότητα τα αντικείμενα της περιοχής μελέτης. Παρά το γεγονός ότι η εφαρμογή της μάσκας της βλάστησης μειώνει σε σημαντικό βαθμό τμήματα βλάστησης στο νέφος σημείων από DIM, που έχουν ταξινομηθεί εσφαλμένα ως κτίσματα, διατηρήθηκαν κάποιες περιπτώσεις οι οποίες είχαν εμβαδόν επιφάνειας μεγαλύτερο από 40 m<sup>2</sup>. Ωστόσο, αυτά τα εναπομείναντα τμήματα στις περισσότερες περιπτώσεις απεικονίζονται με μία ακανόνιστη ή μακροσκελή μορφή (περιπτώσεις συστοιχιών υψηλής και πυκνής βλάστησης) και διαφέρουν σημαντικά από το σχήμα ενός τυπικού κτίσματος. Επομένως, δύναται να γίνουν αντιληπτά μέσω οπτικής παρατήρησης ή εφαρμογής αλγορίθμων, που λαμβάνουν υπόψη επιπλέον γεωμετρικά ή μορφολογικά χαρακτηριστικά (π.χ. καθετότητα και λόγος μεταξύ των πλευρών της κάθε οντότητας κ.ά.) ή που εξετάζουν τις τοπολογικές ιδιότητες του αντικειμένου (γεινίαση, προσανατολισμός κ.ά.).

### **5.3 Συμπεράσματα**

Σχετικά με την εφαρμογή της βαθιάς επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, το CNN πέτυχε μεγαλύτερα αλλά και πιο ισορροπημένα ποσοστά επιτυχίας συγκριτικά με τις Linear SVM και RBF SVM. Έτσι αποδεικνύεται η χρησιμότητα και η ευελιξία των αλγορίθμων βαθιάς μηχανικής μάθησης για τον εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων σε διαχρονικά δεδομένα. Το μεγάλο υπολογιστικό κόστος του CNN δύναται να μειωθεί λαμβάνοντας κατάλληλα μέτρα όπως αυτά που περιγράφονται στην παράγραφο 2.4.4.2. Παρά το γεγονός πως το CNN δεν κατάφερε να πετύχει πολύ υψηλά ποσοστά Q ανά κλάση, τα αποτελέσματα μπορούν να αξιοποιηθούν για την ταχεία και αυτόματη εξαγωγή χαρτών μεταβολών κτισμάτων σε χρονοσειρές δεδομένων. Έτσι, τα αποτελέσματα που πέτυχε το CNN θεωρούνται ικανοποιητικά λαμβάνοντας υπόψη: 1) την

ποιότητα των εικόνων που χρησιμοποιήθηκαν (σαρωμένες αεροφωτογραφίες) με τοπικές αλλοιώσεις, διαφορές κλίμακας ή/και με διαφορετική ραδιομετρική πληροφορία ανά χρονική περίοδο, 2) τη χρήση μόνο ενός στερεοζεύγους ή μόνο τριών εικόνων σε τουλάχιστον μία χρονική περίοδο (δηλαδή δεν έγινε εφαρμογή πολυεικονικής προσέγγισης), 3) της διαφορετικής θέασης και καταγραφής των αντικειμένων λόγω λήψης των εικόνων σε διαφορετική χρονική περίοδο (π.χ. εκτροπή λόγω αναγλύφου, παρουσία σκιών, αποκρύψεις κ.ά.), και 4) τα ιδιαίτερα μικρά ποσοστά δειγμάτων εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν (μικρότερα από 1.50%).

Από την άλλη, σχετικά με την εφαρμογή της παραμετρικής μοντελοποίησης, η προτεινόμενη μεθοδολογία βοηθά στην πλήρη καταγραφή και 3Δ αποτύπωση της περιοχής μελέτης με διαχρονικά δεδομένα κάνοντας χρήση αποτελεσματικών και ταυτόχρονα απλών τεχνικών ταξινόμησης και συμβάλει στη σύνταξη διαφόρων μελετών, όπως πολεοδομίας, χωροταξίας κ.ά. Επιπλέον, αξιοποιεί αποκλειστικά σαρωμένες και ψηφιακές αεροφωτογραφίες που δεν περιέχουν πρόσθετη πληροφορία για τον εντοπισμό μεταβολών κτισμάτων, ενώ ταυτόχρονα αποτελεί μία οικονομική λύση, καθώς δεν απαιτεί δεδομένα από συστήματα LIDAR ή δορυφορικές εικόνες. Τα αποτελέσματα έδειξαν πως η προτεινόμενη μεθοδολογία είναι λειτουργική, δεδομένης της πολυπλοκότητας των κτισμάτων της περιοχής μελέτης, καθώς αποδίδεται με ικανοποιητικά ποσοστά επιτυχίας το στίγμα των νέων και αμετάβλητων κτισμάτων. Η χρήση σύγχρονων τεχνικών σύγκρισης μεταξύ των νεφών σημείων από DIM των δύο χρονικών περιόδων (αντί της εφαρμογής μίας απλής αφαίρεσης) συντέλεσε στη απορρόφηση, πιθανών, συστηματικών μεταθέσεων αλλά και στη εύρεση καλύτερων ομολογιών μεταξύ των συγκρινόμενων νεφών σημείων για τον προσδιορισμό υψομετρικών μεταβολών. Τα τελικά προϊόντα (είτε ως περιγράμματα είτε ως νέφη σημείων) έχουν τη δυνατότητα να υπερτεθούν σε υφιστάμενα τοπογραφικά προϊόντα, όπως αληθείς ορθοεικόνες ή πολεοδομικά σχέδια.

Ομοίως με το κεφάλαιο 4, καμία τεχνική δεν κατάφερε να εξάγει τα περιγράμματα των νέων ή των αμετάβλητων κτισμάτων με πολύ υψηλή ακρίβεια για λόγους που οφείλονται είτε στην εφαρμοζόμενη τεχνική είτε στα χρησιμοποιούμενα δεδομένα. Αυτό σημαίνει πως απαιτείται: 1) βελτίωση της μεθοδολογικής προσέγγισης, 2) πρόσθετη μετα-επεξεργασία των αποτελεσμάτων με εξελιγμένες αυτόματες τεχνικές 3Δ μοντελοποίησης, και 3) χειροκίνητες διορθώσεις.

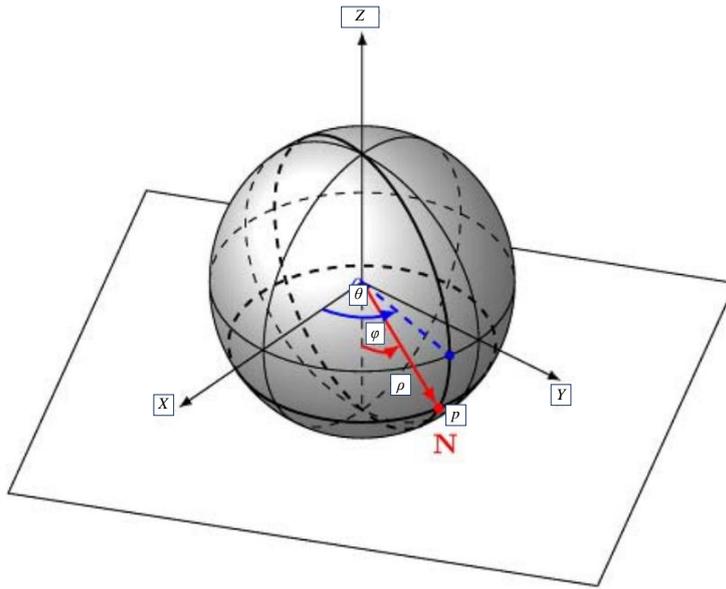
## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΟΡΟΦΩΝ ΚΤΙΣΜΑΤΩΝ

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται η νέα εκτεταμένη και προσαρμοστική τεχνική κατάτμησης νεφών σημείων σε επίπεδα, που αποτελούν τις οροφές μεμονωμένων κτισμάτων, και αναλύεται λεπτομερώς η μαθηματική της έκφραση καθώς και οι διάφορες παραλλαγές της. Γίνεται ανάλυση ευαισθησίας των παραμέτρων που υπεισέρχονται μέσα από εκτενείς πειραματικές εφαρμογές σε διάφορα είδη δεδομένων και τύπους κτισμάτων. Τα αποτελέσματα των διαφόρων παραλλαγών αξιολογούνται ποιοτικά και ποσοτικά και διερευνάται η σχέση ακρίβειας και υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Επίσης, γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων με τα αντίστοιχα από άλλους αλγόριθμους της διεθνούς βιβλιογραφίας. Για την ανάδειξη της χρησιμότητας αλλά και της λειτουργικότητας των προτεινόμενων και εφαρμοζόμενων τεχνικών, δημιουργούνται τα 3D μοντέλα χαρακτηριστικών κτισμάτων σε διάφορα LoDs.

### 6.1 Προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συσσωρευτή και παραλλαγές του RHT

#### 6.1.1 3D Standard Hough Transform (SHT)

Πριν την περιγραφή των προτεινόμενων επεκτάσεων του RHT και της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής του συσσωρευτή, κρίθηκε σκόπιμο να γίνει η αναλυτική περιγραφή του SHT. Η βασική αρχή του SHT είναι η αναπαράσταση ενός νέφους σημείων (ή ομάδας σημείων αυτού του νέφους) στον παραμετρικό χώρο Hough. Το κάθε σημείο  $p$  του νέφους σημείων με συντεταγμένες  $p_x$ ,  $p_y$  και  $p_z$  μπορεί να εκφραστεί στο 3D χώρο βάσει του normal ( $N$ ) του και των πολικών συντεταγμένων του  $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$  (Εικόνα 6.1) [351]. Η γωνία  $\theta$  είναι η οριζόντια γωνία που σχηματίζει η προβολή του normal στο επίπεδο που ορίζουν οι άξονες  $XY$  και εκφράζει ουσιαστικά το αζιμούθιο (azimuth) του σημείου. Η γωνία  $\varphi$  είναι η κατακόρυφη γωνία που σχηματίζει το normal από τον άξονα  $Z$  και εκφράζει ουσιαστικά τη γωνία κλίσης του σημείου σε σχέση με το κατακόρυφο επίπεδο. Το  $\rho$  είναι η απόσταση του σημείου από το κέντρο των αξόνων  $XYZ$ . Στην παρούσα διερεύνηση οι μονάδες των γωνιών  $\theta$  και  $\varphi$  είναι σε deg, ενώ της απόστασης  $\rho$  είναι m.



**Εικόνα 6.1:** Πολικές συντεταγμένες ενός σημείου  $p$  του νέφους σημείων. Πηγή: [347]

Το εκάστοτε σημείο  $p$  μπορεί να αναπαρασταθεί στον παραμετρικό χώρο Hough ως μία επιφάνεια ημιτονοειδούς μορφής σε ένα προκαθορισμένο διάστημα τιμών  $\theta$  και  $\varphi$  μέσω της εξίσωσης 6.1.

$$\cos \theta \cdot \sin \varphi \cdot p_x + \sin \theta \cdot \sin \varphi \cdot p_y + \cos \varphi \cdot p_z = \rho \quad \text{Εξ. 6.1}$$

Εφαρμόζοντας την Εξίσωση 6.1 στο κάθε σημείο  $p$  θα παραχθούν οι αντίστοιχες ημιτονοειδείς επιφάνειες. Για παράδειγμα, τρία σημεία  $p_1$ ,  $p_2$  και  $p_3$  του νέφους σημείων ορίζουν στον παραμετρικό χώρο Hough τις τρεις αντίστοιχες ημιτονοειδείς επιφάνειες. Το σημείο τομής αυτών των τριών ημιτονοειδών επιφανειών αποτελεί το επίπεδο που ορίζουν τα τρία σημεία  $p_1$ ,  $p_2$  και  $p_3$  στον 3D χώρο. Το επίπεδο αυτό ορίζεται από τις πολικές συντεταγμένες ( $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$ ) του normal στο οποίο είναι κάθετο. Στον παραμετρικό χώρο Hough, αυτό το επίπεδο αναπαρίσταται ως ένα σημείο με συντεταγμένες  $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$ . Έτσι, ο παραμετρικός χώρος Hough περιέχει σημεία με συντεταγμένες  $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$  που αντιπροσωπεύουν επίπεδα.

Τα νέφη σημείων (είτε από δέκτη LIDAR είτε από διαδικασίες DIM) αποτελούνται από σημεία που περιγράφουν το αντικείμενο ενδιαφέροντος με αβεβαιότητα βάθους  $\sigma_z$ . Αυτό σημαίνει πως ακόμα και αν αυτά τα σημεία περιγράφουν μία επίπεδη επιφάνεια, όπως για παράδειγμα τη στέγη ενός κτίσματος, στην πραγματικότητα δεν είναι συνεπίεδα. Έτσι, τα επίπεδα που θα ορίζονται από την εκάστοτε τριάδα σημείων  $p_1$ ,  $p_2$  και  $p_3$  του νέφους σημείων της στέγης, δεν θα έχουν ακριβώς τις ίδιες πολικές συντεταγμένες στον παραμετρικό χώρο Hough. Ωστόσο, επειδή οι τιμές αυτών των πολικών συντεταγμένων είναι αρκετά κοντά μεταξύ τους, δημιουργούν μία περιοχή υψηλής συγκέντρωσης στον παραμετρικό χώρο Hough. Αυτή η περιοχή υψηλής συγκέντρωσης αποτελεί ουσιαστικά και το αντίστοιχο σημείο τομής των εκάστοτε τριάδων ημιτονοειδών επιφανειών. Ανάλογα με την πολυπλοκότητα του αντικειμένου ενδιαφέροντος μπορεί να

υπάρχουν περισσότερες από μια περιοχές συγκέντρωσης. Για παράδειγμα, σε μία δίριχτη στέγη που περιγράφεται από το αντίστοιχο νέφος σημείων, οι περιοχές συγκέντρωσης στον παραμετρικό χώρο Hough θα είναι δύο. Παρόλα αυτά, ο παραμετρικός χώρος Hough περιέχει και θορυβώδη επίπεδα τα οποία οφείλονται κυρίως: 1) σε τοπικά φαινόμενα θορύβου (τραχύτητα σημείων) του νέφους σημείων (παράγραφοι 2.4.2, 3.3.2 και 4.2.3), και 2) στη γεωμετρία του αντικειμένου ενδιαφέροντος (π.χ. να μην αποτελείται μόνο από επίπεδα τμήματα αλλά και από καμπύλα ή κυλινδρικά).

Κάθε επίπεδο που είναι ορισμένο στον παραμετρικό χώρο Hough, καταλαμβάνει ένα κελί σε μία δομή η οποία λέγεται συσσωρευτής (accumulator). Ο SHT αναζητά το πιο αντιπροσωπευτικό επίπεδο το οποίο σχετίζεται με τη μέγιστη συγκέντρωση στον συσσωρευτή. Αυτό το επίπεδο καλείται «κυρίαρχο» επίπεδο (prominent plane). Μόλις προσδιοριστούν όλα τα κυρίαρχα επίπεδα, ακολουθεί ο εντοπισμός των σημείων του νέφους σημείων που ανήκουν σε αυτά. Ο εντοπισμός των σημείων του νέφους που ανήκουν στο κάθε προσδιορισθέν κυρίαρχο επίπεδο γίνεται βάσει του κριτηρίου επιλογής της απόστασης ( $D_{thr}$ ). Η τιμή του  $D_{thr}$  προκαθορίζεται από τον χρήστη και αποτελεί ουσιαστικά ένα είδος ανοχής (tolerance) σε μονάδες m για φυσικά αντικείμενα όπως τα κτίσματα. Τα σημεία του νέφους που απέχουν από το εκάστοτε προσδιορισθέν κυρίαρχο επίπεδο απόσταση μικρότερη του  $D_{thr}$  ανήκουν σε αυτό.

### 6.1.2 3D Randomized Hough Transform (RHT)

Ο RHT αποτελεί μία παραλλαγή του SHT μέσω του οποίου μειώνεται σημαντικά το υψηλό υπολογιστικό κόστος κατά των μετασχηματισμό των επιπέδων στον παραμετρικό χώρο Hough [347]. Τα βασικά βήματα του αλγορίθμου που εκτελούνται κατά την εφαρμογή του RHT είναι:

- **Βήμα 1:** Τυχαία δειγματοληψία τριάδας σημείων ( $p_1$ ,  $p_2$  και  $p_3$ ) από το συνολικό νέφος σημείων που ικανοποιεί τον γεωμετρικό περιορισμό αποκοπής της 3D Ευκλείδειας απόστασης ( $D_{cns}$ ). Το κάθε ζεύγος της τριάδας σημείων πρέπει να απέχει απόσταση μεταξύ του μικρότερη από μία προκαθορισμένη τιμή 3D Ευκλείδειας απόστασης (σε m). Με αυτόν τον τρόπο διασφαλίζεται η συλλογή τριάδων σημείων που είναι γειτονικά μεταξύ τους και ανήκουν πιθανώς στο ίδιο επίπεδο τμήμα του κτίσματος.
- **Βήμα 2:** Υπολογισμός των παραμέτρων του επιπέδου ( $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$ ) που ορίζει η τριάδα σημείων.
- **Βήμα 3:** Εκχώρηση του επιπέδου στο αντίστοιχο κελί του συσσωρευτή.
- **Βήμα 4:** Έλεγχος μέγιστης συγκέντρωσης και πληρότητας κριτηρίων στον συσσωρευτή. Αν ο έλεγχος δεν ικανοποιεί τα κριτήρια τότε γίνεται επανεκτέλεση των Βημάτων 1, 2 και 3 για προκαθορισμένο από τον χρήστη αριθμό επαναλήψεων  $i$ . Αν ο έλεγχος ικανοποιεί τα κριτήρια τότε ακολουθεί το επόμενο βήμα.

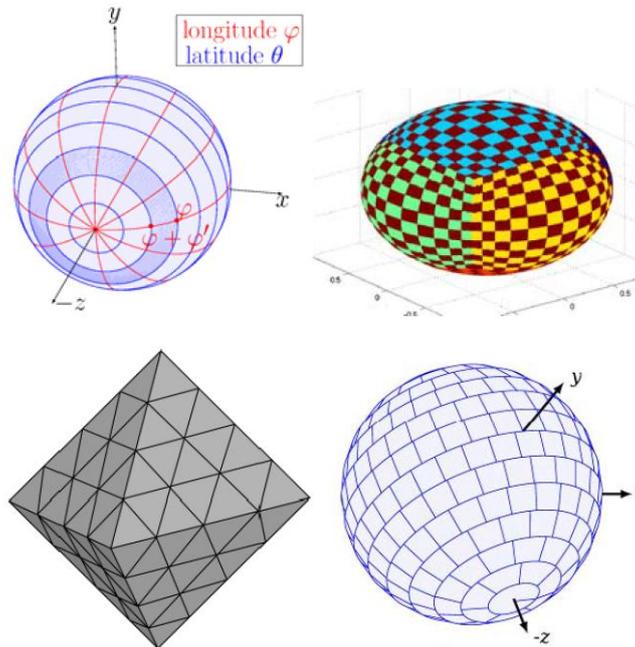
- Βήμα 5: Προσδιορισμός του κυρίαρχου επιπέδου και υπολογισμός των παραμέτρων του ( $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$ ).
- Βήμα 6: Εντοπισμός των σημείων που ανήκουν στο κυρίαρχο επίπεδο βάσει του κριτηρίου επιλογής της απόστασης ( $D_{thr}$ ). Τα σημεία που απέχουν 3Δ κάθετη απόσταση από το προσδιορισθέν κυρίαρχο επίπεδο με τιμή μικρότερη από μία προκαθορισμένη τιμή, τότε ανήκουν σε αυτό. Με αυτόν τον τρόπο διασφαλίζεται η επιλεκτική εκχώρηση σημείων στο προσδιορισθέν κυρίαρχο επίπεδο. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του  $D_{thr}$ , τόσο περισσότερα σημεία εκχωρούνται στο κυρίαρχο επίπεδο που σχετίζονται με: 1) θόρυβο, 2) αντικείμενα μικρής σημαντικότητας (π.χ. κατασκευές επί των στεγών των κτισμάτων όπως ηλιακοί συλλέκτες κ.ά.), και 3) άλλα επίπεδα του κτίσματος.
- Βήμα 7: Αποκοπή αυτών των σημείων και δημιουργία του εναπομείναντος νέφους σημείων.
- Βήμα 8: Μηδενισμός κελιών και επανεκκίνηση του συσσωρευτή.
- Βήμα 9: Επανάληψη των παραπάνω βημάτων στο εναπομείναν κάθε φορά νέφος σημείων μέχρι την ικανοποίηση κριτηρίων τερματισμού του αλγορίθμου. Το κριτήριο τερματισμού του αλγορίθμου είναι η απαλοιφή όλων, ή σχεδόν όλων, των σημείων του νέφους.

### 6.1.3 Συσσωρευτής

Η αρχιτεκτονική του συσσωρευτή αποτελεί τη θεμέλιο λίθο στους μετασχηματισμούς Hough καθώς βάσει αυτής γίνεται ο προσδιορισμός των κυρίαρχων επιπέδων και ο υπολογισμός των παραμέτρων τους. Οι προκλήσεις που αντιμετωπίζει ο σχεδιαστής ενός συσσωρευτή κατά τον προσδιορισμό των κυρίαρχων επιπέδων είναι: 1) η απαλοιφή θορύβου (μεμονωμένα επίπεδα που δεν ανήκουν σε περιοχές υψηλής συγκέντρωσης), 2) η σταθερή συμπεριφορά και η αποφυγή αστοχιών, 3) η ταχύτητα αναζήτησης, 4) η εξοικονόμηση αποθηκευτικού χώρου, 5) η ικανότητα διαχωρισμού μεταξύ πολλαπλών τοπικών μεγίστων στις περιοχές υψηλής συγκέντρωσης, και 6) η επίτευξη αξιοπιστίας και ακρίβειας.

Στην ευρύτερη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν αρκετές αρχιτεκτονικές συσσωρευτών που έχουν αναπτυχθεί κατά καιρούς και εξαγάγουν ιδιαίτερα ικανοποιητικά αποτελέσματα [347]. Ωστόσο, οι περισσότερες από αυτές απαιτούν την εκ των προτέρων γνώση που σχετίζεται με τη δημιουργία κελιών διακριτής δομής, δηλαδή σε προκαθορισμένα διαστήματα τιμών  $\theta$  και  $\varphi$  [347]. Σε περιπτώσεις κατάτμησης νέφους σημείων που περιγράφουν σύνθετα αντικείμενα ή περιέχουν υψηλό τοπικό θόρυβο, οι παραπάνω προϋποθέσεις επηρεάζουν σημαντικά τον υπολογιστικό χρόνο αναζήτησης των κυρίαρχων επιπέδων αλλά και την αντίστοιχη ακρίβεια προσδιορισμού τους. Η διαίρεση του συσσωρευτή σε πολλά κελιά βάσει των προκαθορισμένων διαστημάτων  $\theta$  και  $\varphi$  αυξάνει την ακρίβεια προσδιορισμού των κυρίαρχων επιπέδων. Παράλληλα όμως, αυξάνει κατά πολύ τον υπολογιστικό χρόνο αναζήτησής τους. Παρόλα αυτά, θα πρέπει να αποφεύγεται η

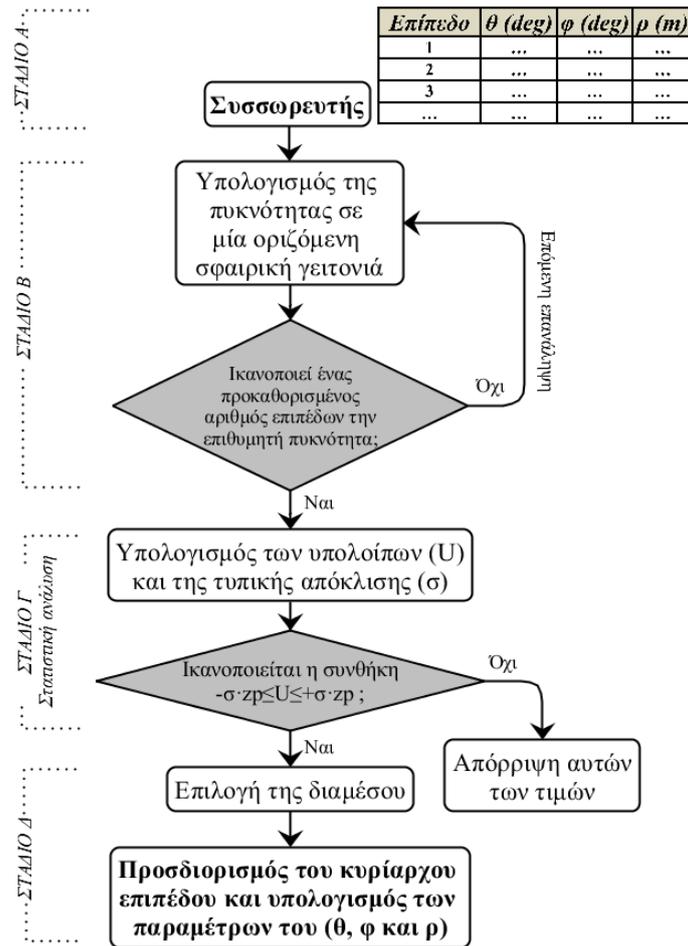
υπέριμετρη διαίρεση του συσσωρευτή λόγω της υψηλής πιθανότητας ατελούς προσδιορισμού των κυρίαρχων επιπέδων. Από την άλλη, η αδρή διαίρεση του συσσωρευτή οδηγεί σε σαφώς μικρότερους υπολογιστικούς χρόνους αναζήτησης των κυρίαρχων επιπέδων. Παράλληλα όμως, μειώνει την αξιοπιστία και την ακρίβεια του προσδιορισμού τους. Στην Εικόνα 6.2 παρουσιάζονται κάποιες τυπικές δομές αποθήκευσης υποψήφιων κυρίαρχων επιπέδων σε διακριτά διαστήματα τιμών  $\theta$  και  $\varphi$  στον συσσωρευτή [347, 421-422].



**Εικόνα 6.2:** Τυπικές δομές αποθήκευσης των υποψήφιων κυρίαρχων επιπέδων σε διακριτά διαστήματα τιμών  $\theta$  και  $\varphi$  στον συσσωρευτή (πίνακας: πάνω αριστερά, κύβος: πάνω δεξιά, οχτάεδρο: κάτω αριστερά, σφαίρα: κάτω δεξιά).

Πηγές: [347, 421-422]

Στην παρούσα διατριβή αναπτύχθηκε μία νέα και απλή σε εφαρμογή αρχιτεκτονική του συσσωρευτή με την οποία επιτυγχάνεται η ταχεία αναζήτηση των κυρίαρχων επιπέδων αλλά και ο ακριβής και αξιόπιστος υπολογισμός των παραμέτρων τους (Εικόνα 6.3).



Εικόνα 6.3: Προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συσσωρευτή.

Η προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συσσωρευτή εκτελείται σε 4 βασικά στάδια ανά επανάληψη  $i$  (βλ. παράλληλα και παράγραφο 6.2.2):

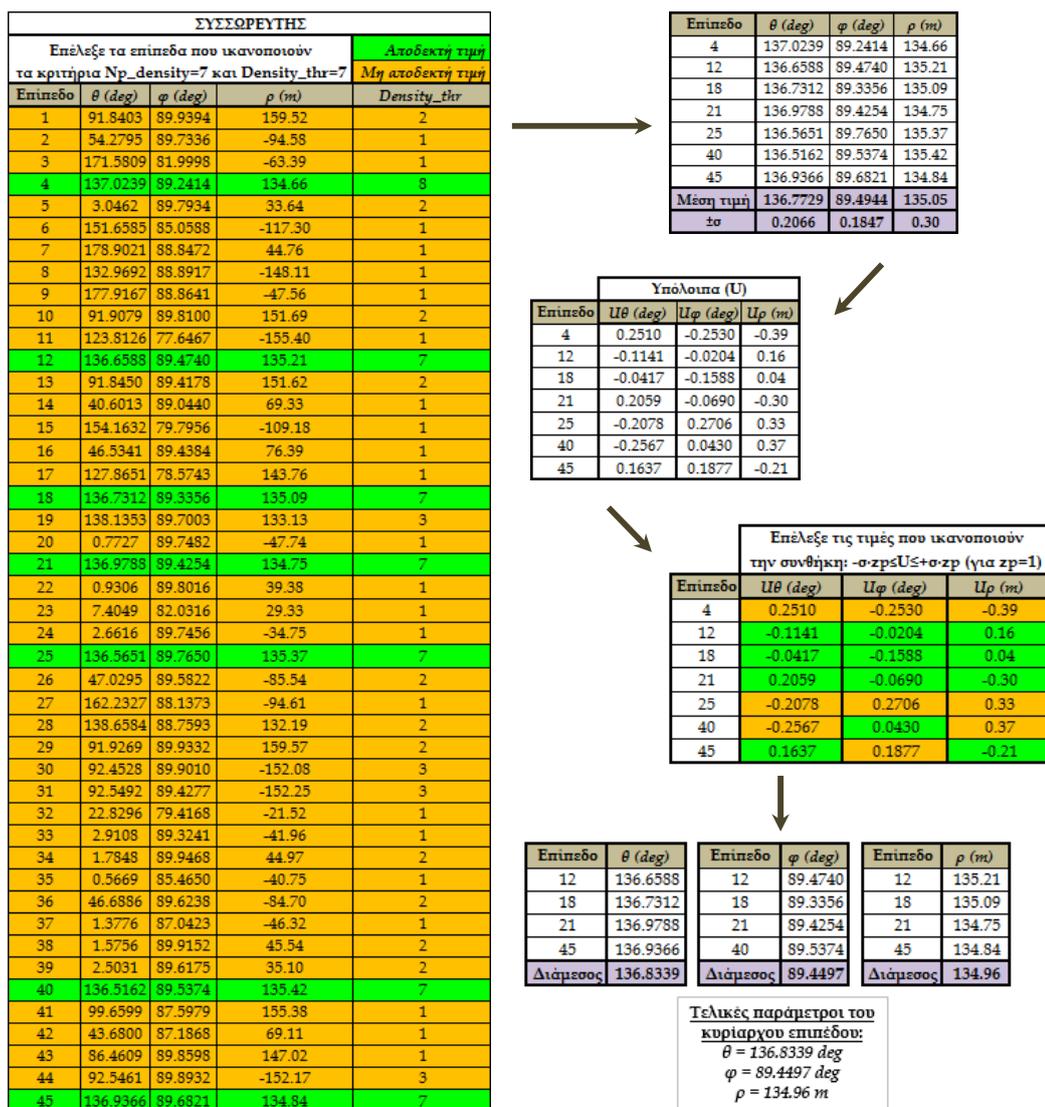
- Στάδιο A: Εκχώρηση του επιπέδου που ορίζει η εκάστοτε τριάδα σημείων σε ένα μοναδικό κελί του συσσωρευτή. Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής είναι πως τα κελιά του συσσωρευτή δεν είναι εξαρχής διαιρεμένα σε προκαθορισμένα διακριτά διαστήματα. Αντίθετα, το πλήθος των κελιών είναι ανάλογο των προσδιοριζόμενων επιπέδων ( $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$ ) από την κάθε επιλεγμένη τριάδα σημείων.
- Στάδιο B: Υπολογισμός της πυκνότητας των επιπέδων στον παραμετρικό χώρο Hough. Αυτό το στάδιο περιλαμβάνεται στο Βήμα 4 (παράγραφος 6.2.2) κατά την εφαρμογή του RHT περί μέγιστης συγκέντρωσης και πληρότητας κριτηρίων στον συσσωρευτή. Αρχικά υπολογίζεται η πυκνότητα των επιπέδων στον παραμετρικό χώρο Hough σε μία σφαιρική γειτονιά με προκαθορισμένη ακτίνα ( $r_{sphere}$ ). Σχετικά με τα κριτήρια, αν ένας προκαθορισμένος αριθμός επιπέδων ( $Nr_{density}$ ) ικανοποιεί την επιθυμητή πυκνότητα ( $Density_{thr}$ ), τότε ο αλγόριθμος προχωράει στο παρακάτω στάδιο. Σε διαφορετική περίπτωση ο αλγόριθμος επαναυπολογίζει την πυκνότητα των επιπέδων μετά από επανεκτέλεση των Βημάτων 1, 2 και 3 της επόμενης επανάληψης  $i$  (παράγραφος 6.2.2).

- Στάδιο Γ: Στατιστική ανάλυση. Σε αυτό το στάδιο εκτελείται μία στατιστική ανάλυση στα επίπεδα που ικανοποίησαν τα κριτήρια του προηγούμενου σταδίου. Η διαδικασία αυτή εκτελείται ώστε να απαλειφθούν εναπομείναντα θορυβώδη επίπεδα στον συσσωρευτή ή για τον διαχωρισμό περιπτώσεων πολλαπλών τοπικών μεγίστων στις περιοχές υψηλής συγκέντρωσης (δηλαδή με υψηλή πυκνότητα επιπέδων). Η στατιστική ανάλυση βασίζεται στην παραδοχή πως κάθε μία από τις τρεις στήλες των  $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$  ακολουθεί την κανονική (Γκαουσιανή) κατανομή [423]. Έτσι, οι τιμές  $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$  της κάθε αντίστοιχης στήλης οι οποίες προχωράνε στο επόμενο στάδιο, είναι αυτές που ικανοποιούν τη συνθήκη

$$-\sigma \cdot z_p \leq U \leq +\sigma \cdot z_p \quad \text{Εξ. 6.2}$$

Όπου  $z_p$  η τυποποιημένη μεταβλητή για κάποιο προκαθορισμένο επίπεδο εμπιστοσύνης,  $\sigma$  η τυπική απόκλιση των τιμών της κάθε μίας από τις στήλες  $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$ , και  $U$  τα υπόλοιπα από τη μέση τιμή της κάθε μίας από τις στήλες  $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$  (δηλαδή  $U\theta$ ,  $U\varphi$  και  $U\rho$ ). Στην παρούσα εφαρμογή χρησιμοποιήθηκε ένα «αυστηρό» επίπεδο εμπιστοσύνης 68.27% που αντιστοιχεί σε τιμή τυποποιημένης μεταβλητής  $z_p=1$ .

- Στάδιο Δ: Επιλογή μεθόδου για τον υπολογισμό των παραμέτρων του κυρίαρχου επιπέδου. Αυτό το στάδιο περιλαμβάνεται στο Βήμα 5 (παράγραφος 6.2.2) κατά την εφαρμογή του RHT περί προσδιορισμού του κυρίαρχου επιπέδου και υπολογισμού των παραμέτρων του ( $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$ ). Οι τιμές της κάθε μίας από τις στήλες  $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$  που ικανοποίησαν τη συνθήκη της στατιστικής ανάλυσης, υπόκεινται σε μία τελευταία διαδικασία για την απορρόφηση περιπτώσεων με τοπική διασπορά. Αυτή η διαδικασία είναι είτε ο υπολογισμός της διαμέσου τους είτε ο υπολογισμός της μέσης τιμής τους. Το βασικό πλεονέκτημα της χρήσης της διαμέσου έναντι της μέσης τιμής είναι πως η πρώτη δεν επηρεάζεται από πιθανές εναπομένουσες ακραίες τιμές. Για αυτόν τον λόγο, η μέθοδος υπολογισμού (M\_plane) των παραμέτρων του κυρίαρχου επιπέδου συνιστάται να είναι αυτή της διαμέσου. Το τελικό αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας είναι οι τελικές παράμετροι  $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$  του κυρίαρχου επιπέδου. Στην Εικόνα 6.4 φαίνεται ένα ενδεικτικό παράδειγμα υπολογισμού των τελικών παραμέτρων  $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$  ενός κυρίαρχου επιπέδου βάσει της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής.



Εικόνα 6.4: Παράδειγμα υπολογισμού των τελικών παραμέτρων  $\theta$ ,  $\varphi$  και  $\rho$  ενός κυρίαρχου επιπέδου βάσει της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής.

### 6.1.4 Ελεγκτάσεις

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, ο RHT δεν έχει εφαρμοστεί και αξιολογηθεί επαρκώς σε εναέριες περιπτώσεις αστικών περιοχών όπου γίνεται χρήση νεφών σημείων από LIDAR, αλλά ούτε και σε επίγειες περιπτώσεις όπου γίνεται χρήση νεφών σημείων από DIM. Οι συνθήκες αυτές αποτελούν πρόκληση για τον RHT, καθώς περιλαμβάνουν περιπτώσεις σύνθετων αντικειμένων ή νεφών σημείων με υψηλό τοπικό θόρυβο. Παρά τα σημαντικά πλεονεκτήματα του RHT σε σχέση με τον SHT, ο RHT δεν πετυχαίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα σε τέτοιες συνθήκες λόγω: 1) των ανεπαρκών γεωμετρικών περιορισμών αποκοπής που διαθέτει για τη συλλογή της τριάδας σημείων  $p_1$ ,  $p_2$  και  $p_3$  (καθώς χρησιμοποιεί μόνο το  $D\_cns$ ), 2) των ανεπαρκών κριτηρίων επιλογής για τον εντοπισμό των σημείων που ανήκουν στο κυρίαρχο επίπεδο (καθώς χρησιμοποιεί μόνο το  $D\_thr$ ), 3) της αναζήτησης τριάδων σημείων στο συνολικό εναπομείναν κάθε φορά νέφος σημείων

(που περιλαμβάνει μεγάλο όγκο δεδομένα), και 4) της μονοσήμαντης ρύθμισης των παραμέτρων του. Η αποκατάσταση των παραπάνω ζητημάτων μέσω κατάλληλων βελτιώσεων μπορεί να συνεισφέρει σημαντικά στα αποτελέσματα κατάτμησης σύνθετων αντικειμένων από νέφη σημείων, τόσο σε υπολογιστικό χρόνο όσο και σε ακρίβεια. Για τον λόγο αυτό, προτάθηκαν οι παρακάτω επεκτάσεις:

- Χρήση δύο πρόσθετων γεωμετρικών περιορισμών αποκοπής για τη συλλογή της τριάδας σημείων. Εκτός από τον γεωμετρικό περιορισμό αποκοπής της 3D Ευκλείδειας απόστασης ( $D_{cns}$ ) που ήδη χρησιμοποιείται στον RHT, γίνεται χρήση δύο πρόσθετων γεωμετρικών περιορισμών αποκοπής, των  $Angle_{cns}$  και  $HD_{cns}$ .
  - Ο  $Angle_{cns}$  διασφαλίζει την παραλληλία των normals των  $p_1$ ,  $p_2$  και  $p_3$  αυξάνοντας την πιθανότητα συλλογής σημείων τα οποία να ανήκουν στο ίδιο επίπεδο τμήμα του αντικειμένου. Αυτή η διαδικασία εκτελείται σε 2 φάσεις: 1) υπολογισμός της σχετικής γωνίας (relative turn-RT), σε deg, μεταξύ των normals του κάθε ζεύγους της τριάδας σημείων, δηλαδή των  $RT_{p_1,p_2}$ ,  $RT_{p_2,p_3}$  και  $RT_{p_1,p_3}$ , και 2) η κάθε μία σχετική γωνία από τις  $RT_{p_1,p_2}$ ,  $RT_{p_2,p_3}$  και  $RT_{p_1,p_3}$  πρέπει να έχει τιμή μικρότερη από μία προκαθορισμένη τιμή.
  - Ο  $HD_{cns}$  είναι χρήσιμος για τη συλλογή τριάδων σημείων σε συγκεκριμένες υψομετρικές ζώνες ή σε πολλαπλά οριζόντια και παράλληλα τμήματα με μικρές υψομετρικές διαφορές (σε m). Το κάθε ζεύγος της τριάδας σημείων πρέπει να έχει υψομετρική διαφορά μεταξύ του μικρότερη από μία προκαθορισμένη τιμή.

Η συνδυαστική χρήση και των τριών γεωμετρικών περιορισμών ( $D_{cns}$ ,  $Angle_{cns}$  και  $HD_{cns}$ ) βοηθά στη συλλογή κατάλληλων τριάδων σημείων και άρα κατ' επέκταση στο γέμισμα του συσσωρευτή με πρόσφορα επίπεδα (εν δυνάμει κυρίαρχα επίπεδα). Παράλληλα ο συσσωρευτής απαλλάσσεται από περιττά και θορυβώδη επίπεδα που σχετίζονται με: 1) πολύπλοκες κατασκευές ή σύνθετα τμήματα αυτών (π.χ. κατασκευές επί των στεγών των κτισμάτων όπως καμινάδες, ηλιακοί συλλέκτες κ.ά.), 2) περιοχές όπου ο προσανατολισμός των normals αλλάζει απότομα (π.χ. κορφιάδες στις στέγες των κτισμάτων), και 3) μεμονωμένα και διάσπαρτα σημεία, που έχουν προκύψει από την αποκοπή σημείων και τη δημιουργία του εναπομείναντος νέφους σημείων.

- Χρήση πρόσθετου κριτηρίου επιλογής για τον εντοπισμό των σημείων που ανήκουν στο προσδιορισθέν κυρίαρχο επίπεδο. Εκτός από το κριτήριο επιλογής της απόστασης ( $D_{thr}$ ) που ήδη χρησιμοποιείται στον RHT, γίνεται χρήση ενός πρόσθετου κριτηρίου επιλογής, του  $N_{thr}$ . Η τιμή του  $N_{thr}$  προκαθορίζεται από τον χρήστη και αποτελεί και αυτή ένα είδος ανοχής (σε deg). Το  $N_{thr}$  εξετάζει τη σχετική γωνία RT μεταξύ του normal του κάθε σημείου και του normal του προσδιορισθέντος κυρίαρχου επιπέδου, δηλαδή της  $RT_{επιπέδου,p}$  όπου  $p$  το εκάστοτε σημείο του νέφους. Αν η υπολογισθείσα σχετική γωνία

$RT_{\text{επιπέδου},p}$ , έχει τιμή μικρότερη από μία προκαθορισμένη τιμή, τότε το σημείο ανήκει στο κυρίαρχο επίπεδο. Με αυτόν τον τρόπο αποφεύγονται εσφαλμένες εκχωρήσεις σημείων με αρκετά διαφορετικό normal από αυτό του κυρίαρχου επιπέδου (π.χ. σημεία που ανήκουν σε άλλα επίπεδα του κτίσματος).

➤ Αυτόματη επιλογή υπο-περιοχών μέσω προσαρμοστικών σημείων. Η διαδικασία αυτή εκτελείται σε 4 φάσεις:

1. Αυτόματη επιλογή ενός σημείου από το νέφος σημείων. Το σημείο αυτό λέγεται «προσαρμοστικό» (Adapt\_p) και επιλέγεται τυχαία είτε από το εναπομείναν κάθε φορά νέφος σημείων (μεταβαλλόμενης κατάστασης) είτε από ένα σταθερό και αραιό νέφος σημείων του υπό εξέταση κτίσματος (σταθερής κατάστασης). Στην περίπτωση της σταθερής κατάστασης προσαρμοστικού σημείου γίνεται η υπο-δειγματοληψία του αρχικού νέφους σημείων του υπό εξέταση κτίσματος έτσι ώστε να εξαχθεί το αντίστοιχο αραιό νέφος σημείων. Το πλήθος σημείων του αραιού νέφους σημείων ορίζεται από τον χρήστη.
2. Αυτόματη επιλογή υπο-περιοχής από το εναπομείναν κάθε φορά νέφος σημείων βάσει προκαθορισμένης ακτίνας  $R_{\text{srg}}$  (σε m) γύρω από το προσαρμοστικό σημείο. Τα συλλεγμένα σημεία της υπο-περιοχής αποτελούν το νέφος σημείων στο οποίο γίνεται ανά επανάληψη  $i$  η συλλογή τριάδας σημείων.
3. Αυτόματη επιλογή νέου προσαρμοστικού σημείου μετά την ολοκλήρωση των επαναλήψεων  $i$ . Μόλις επιλεγθεί το νέο προσαρμοστικό σημείο, γίνεται επανέναρξη των επαναλήψεων  $i$ .
4. Το πλήθος των χρησιμοποιούμενων προσαρμοστικών σημείων καταγράφεται σε ένα μετρητή ( $C_{\text{adp}}$ ).

Η αυτόματη επιλογή υπο-περιοχών μέσω προσαρμοστικών σημείων αυξάνει σημαντικά την πιθανότητα συλλογής τριάδων σημείων από ομοιογενείς περιοχές στις οποίες ικανοποιούνται και οι τρεις γεωμετρικοί περιορισμοί  $D_{\text{cns}}$ ,  $\text{Angle}_{\text{cns}}$  και  $\text{HD}_{\text{cns}}$ . Επίσης, απαλλάσσει τον συσσωρευτή από περιττά και θορυβώδη επίπεδα και συνεισφέρει σημαντικά στη μείωση του υπολογιστικού χρόνου καθώς η συλλογή τριάδων σημείων γίνεται σε υπο-περιοχές σημείων και όχι στο συνολικό εναπομείναν κάθε φορά νέφος σημείων.

➤ Αυτόματη καθοδική ρύθμιση παραμέτρων. Η διαδικασία αυτή εκτελείται σε τέσσερις φάσεις:

1. Αρχική «αυστηρή» παραμετροποίηση του αλγορίθμου στις διαδικασίες: α) επιλογής υπο-περιοχών μέσω προσαρμοστικών σημείων, β) χρήσης των γεωμετρικών περιορισμών αποκοπής και γ) ελέγχου μέγιστης συγκέντρωσης και

πληρότητας κριτηρίων στον συσσωρευτή. Ένα παράδειγμα αυστηρής παραμετροποίησης είναι η επιλογή από τον χρήστη μεγάλων τιμών των  $Nr\_density$  και  $Density\_thr$  (π.χ. τιμές 6 και 7 αντίστοιχα) με σκοπό την απαλοιφή θορυβωδών επιπέδων στον συσσωρευτή. Σημειώνεται πως η υπερβολικά αυστηρή παραμετροποίηση του αλγορίθμου οδηγεί σε ατελή κατάτμηση του νέφους σημείων λόγω της μη ικανοποίησης των κριτηρίων.

2. Προσδιορισμός του βήματος καθόδου ( $Step\_Des$ ) των παραμέτρων. Σε αυτή τη φάση καθορίζεται ο ρυθμός μετάβασης από μία «αυστηρή» σε μία «ανεκτική» παραμετροποίηση του αλγορίθμου. Σχετικά με το παραπάνω παράδειγμα, ο χρήστης μπορεί να επιλέξει το  $Step\_Des$  για τα  $Nr\_density$  και  $Density\_thr$  ίσο με 1.
3. Καθορισμός κριτηρίου για την καθοδική ρύθμιση παραμέτρων. Κάθε φορά που ο μετρητής  $C\_adr$  έχει τιμή μεγαλύτερη από μία προκαθορισμένη τιμή τότε γίνεται καθοδική ρύθμιση των παραμέτρων βάσει του  $Step\_Des$ . Για παράδειγμα αν το  $C\_adr$  έχει τιμή μεγαλύτερη από 100 τότε τα  $Nr\_density$  και  $Density\_thr$  του παραπάνω παραδείγματος παίρνουν αυτόματα τιμές 5 και 6 αντίστοιχα. Η τιμή του  $C\_adr$  πρέπει να επιλέγεται από τον χρήστη έτσι ώστε να διασφαλίζεται η, τουλάχιστον κατά μία φορά, κάλυψη του κτίσματος.
4. Τελική «ανεκτική» παραμετροποίηση του αλγορίθμου. Για παράδειγμα, η επιλογή μικρών τιμών των  $Nr\_density$  και  $Density\_thr$  αντιστοιχεί σε μία ανεκτική παραμετροποίηση. Σε αυτή την περίπτωση, ο χρήστης γίνεται πιο ανεκτικός και επιεικής στην εισαγωγή κάποιων θορυβωδών επιπέδων στον συσσωρευτή. Σχετικά με το παραπάνω παράδειγμα, ο χρήστης μπορεί να επιλέξει ελάχιστες τιμές ( $Min\_des$ ) των  $Nr\_density$  και  $Density\_thr$  ίσες με 4 και 5 αντίστοιχα. Αυτές οι τιμές της τελικής ανεκτικής παραμετροποίησης δεν θα γίνουν μικρότερες, δηλαδή θα παραμείνουν ως έχουν, ακόμα και αν ο  $C\_adr$  πάρει τιμή μεγαλύτερη από την προκαθορισμένη. Σημειώνεται πως η υπερβολικά ανεκτική παραμετροποίηση του αλγορίθμου οδηγεί σε περιπτώσεις πλασματικών και υπερ-κατατμημένων επιπέδων στο νέφος σημείων.

Γενικά, για τη μείωση του υπολογιστικού χρόνου, μπορεί να χρησιμοποιηθεί εξ αρχής μία ανεκτική παραμετροποίηση του αλγορίθμου. Αυτό όμως θα έχει επίπτωση στην ακρίβεια του τελικού αποτελέσματος. Η αυτόματη καθοδική ρύθμιση παραμέτρων βελτιστοποιεί τη σχέση μεταξύ υπολογιστικού χρόνου και ακρίβειας. Έτσι, το κτίσμα «σαρώνεται» τουλάχιστον μία φορά υπό τους όρους της αυστηρής παραμετροποίησης του αλγορίθμου και στη συνέχεια σαρώνεται σταδιακά με πιο ανεκτικούς. Με την αυστηρή παραμετροποίηση διασφαλίζεται ο αξιόπιστος και ακριβής προσδιορισμός των

κυρίαρχων επιπέδων και ο υπολογισμός των παραμέτρων τους. Με τη σταδιακή και τελική ανεκτική παραμετροποίηση αποφεύγεται ο περιττός υπολογιστικός χρόνος για την αναζήτηση κυρίαρχων επιπέδων σε θορυβώδη επίπεδα που σχετίζονται με περιπτώσεις: 1) πολύπλοκων κατασκευών, 2) περιοχών όπου ο προσανατολισμός των normals αλλάζει απότομα, και 3) διάσπαρτων σημείων από το εναπομείναν κάθε φορά νέφος σημείων. Έτσι, η ανεκτική παραμετροποίηση μπορεί να απορροφά αυτές τις περιπτώσεις και μάλιστα να τις εντάσσει σκόπιμα σε πλασματικά επίπεδα, τα οποία επανεξετάζονται στο στάδιο της μετα-επεξεργασίας (παράγραφος 6.4.3).

### 6.1.5 Παραλλαγές του RHT

Βάσει των παραπάνω επεκτάσεων και αρχιτεκτονικής του συσσωρευτή, προτείνονται πέντε παραλλαγές του RHT (Πίνακας 6.1), οι οποίες είναι:

- ❖ **iRHT**: Η παραλλαγή αυτή ουσιαστικά αντιπροσωπεύει τον συμβατό RHT ο οποίος ενσωματώνει μόνο έναν γεωμετρικό περιορισμό αποκοπής ( $D_{cns}$ ) και ένα κριτήριο επιλογής ( $D_{thr}$ ). Ωστόσο, χρησιμοποιεί την προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συσσωρευτή και όχι αυτή με τα προκαθορισμένα διακριτά διαστήματα. Η πλήρης ονομασία του iRHT είναι: initial Randomized Hough Transform.
- ❖ **ERHT**: Η παραλλαγή αυτή ενσωματώνει: 1) την προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συσσωρευτή, 2) τρεις γεωμετρικούς περιορισμούς αποκοπής, από τους οποίους οι δύο είναι οι προτεινόμενοι  $Angle_{cns}$  και  $HD_{cns}$ , και 3) ένα κριτήριο επιλογής ( $D_{thr}$ ). Η πλήρης ονομασία του ERHT είναι: Extended Randomized Hough Transform.
- ❖ **eERHT**: Η παραλλαγή αυτή ενσωματώνει: 1) την προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συσσωρευτή, 2) τρεις γεωμετρικούς περιορισμούς αποκοπής, από τους οποίους οι δύο είναι οι προτεινόμενοι  $Angle_{cns}$  και  $HD_{cns}$ , και 3) δύο κριτήρια επιλογής, από τα οποία το ένα είναι το προτεινόμενο  $N_{thr}$ . Η πλήρης ονομασία του eERHT είναι: enhanced Extended Randomized Hough Transform.
- ❖ **APRHT-C**: Η παραλλαγή αυτή ενσωματώνει: 1) την προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συσσωρευτή, 2) τρεις γεωμετρικούς περιορισμούς αποκοπής, από τους οποίους οι δύο είναι οι προτεινόμενοι  $Angle_{cns}$  και  $HD_{cns}$ , 3) δύο κριτήρια επιλογής, από τα οποία το ένα είναι το προτεινόμενο  $N_{thr}$ , 4) την αυτόματη επιλογή υπο-περιοχών σημείων μέσω προκαθορισμένου πλήθους σταθερών προσαρμοστικών σημείων, και 5) την αυτόματη καθοδική ρύθμιση παραμέτρων. Η πλήρης ονομασία του APRHT-C είναι: Adaptive Point Randomized Hough Transform-Constant.
- ❖ **APRHT-R**: Η παραλλαγή αυτή ενσωματώνει: 1) την προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συσσωρευτή, 2) τρεις γεωμετρικούς περιορισμούς αποκοπής, από τους οποίους οι δύο είναι οι προτεινόμενοι  $Angle_{cns}$  και  $HD_{cns}$ , 3) δύο κριτήρια επιλογής, από

τα οποία το ένα είναι το προτεινόμενο  $N\_thr$ , 4) την αυτόματη επιλογή υπο-περιοχών σημείων μέσω προσαρμοστικών σημείων από το εναπομείναν κάθε φορά νέφος σημείων, και 5) την αυτόματη καθοδική ρύθμιση παραμέτρων. Η πλήρης ονομασία του APRHT-R είναι: Adaptive Point Randomized Hough Transform-Random.

	iRHT	ERHT	eERHT	APRHT-C	APRHT-R
<b>Γενικές παράμετροι</b>					
<i>i</i>	✓	✓	✓	✓	✓
<b>Παράμετροι του συσσωρευτή</b>					
<i>r_sphere</i>	✓	✓	✓	✓	✓
<i>Np_density</i>	✓	✓	✓	✓	✓
<i>Density_thr</i>	✓	✓	✓	✓	✓
<i>zp</i>	✓	✓	✓	✓	✓
<i>M_plane</i>	✓	✓	✓	✓	✓
<b>Γεωμετρικοί περιορισμοί αποκοπής</b>					
<i>D_cns</i>	✓	✓	✓	✓	✓
<i>Angle_cns</i>	–	✓	✓	✓	✓
<i>HD_cns</i>	–	✓	✓	✓	✓
<b>Κριτήρια επιλογής</b>					
<i>D_thr</i>	✓	✓	✓	✓	✓
<i>N_thr</i>	–	–	✓	✓	✓
<b>Προσαρμοστικές παράμετροι</b>					
<i>Adapt_p</i>	–	–	–	✓ (σταθερής κατάστασης)	✓ (μεταβαλλόμενης κατάστασης)
<i>R_srg</i>	–	–	–	✓	✓
<i>C_adp</i>	–	–	–	✓	✓
<b>Καθοδική ρύθμιση παραμέτρων</b>					
<i>Step_Des</i>	–	–	–	✓	✓
<i>Min_des</i>	–	–	–	✓	✓

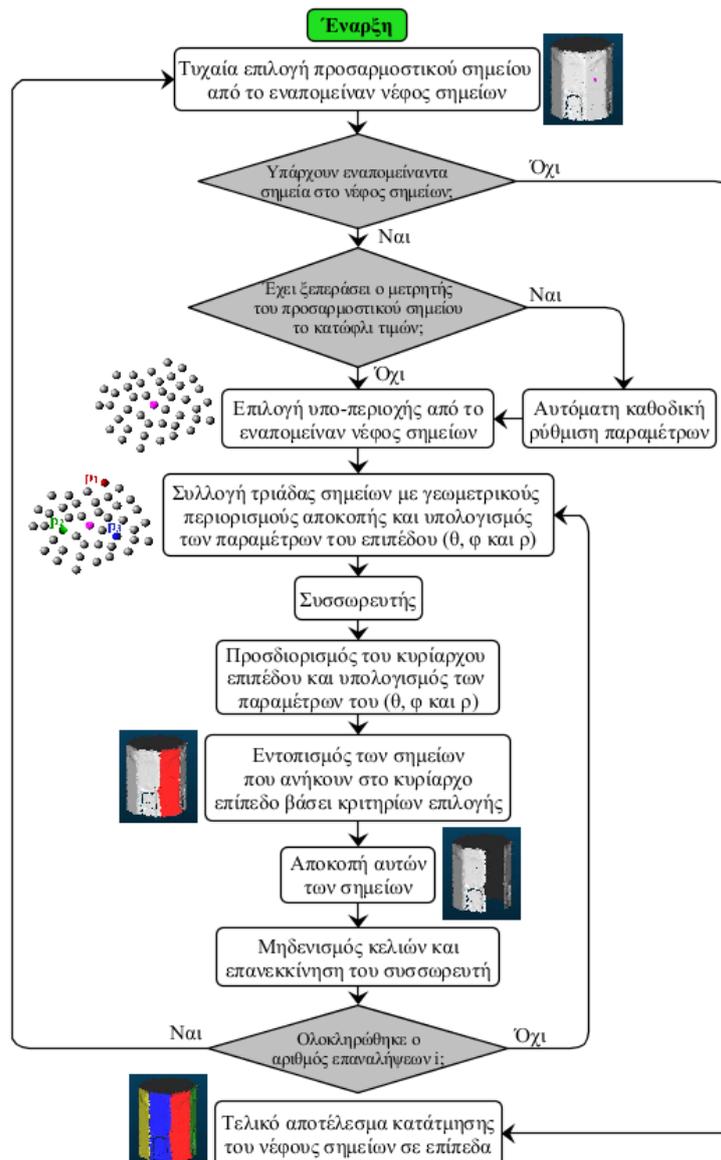
**Πίνακας 6.1:** Προτεινόμενες παραλλαγές του RHT. Με το σύμβολο «✓» υποδεικνύονται οι επιλεγμένες παράμετροι που ενσωματώνονται στην κάθε παραλλαγή.

Στην Εικόνα 6.5 παρουσιάζεται το διάγραμμα ροής του APRHT-R. Γενικά, η παραμετροποίηση ενός αλγορίθμου κατάτμησης νεφών σημείων μπορεί να επηρεάσει σημαντικά τα τελικά αποτελέσματα. Για τον λόγο αυτό, ο σχεδιαστής του εκάστοτε αλγορίθμου πρέπει: 1) να περιγράφει με σαφήνεια την κάθε παράμετρο αλλά και τη φυσική σημασία της όπου αυτό είναι δυνατόν, 2) να καθοδηγεί τους χρήστες σχετικά με τα εύρη τιμών των παραμέτρων έτσι ώστε να επιτευχθεί η βέλτιστη απόδοση, 3) να δίνει τη δυνατότητα σταθερής και κατάλληλης επιλογής παραμέτρων (ή ακόμα και αυτόματης επιλογής) όπου είναι αυτό δυνατόν, και 4) να δίνει τη δυνατότητα μείωσης του πλήθους των παραμέτρων για τη διευκόλυνση του χρήστη. Για τους παραπάνω λόγους, παρουσιάζονται στον Πίνακα 6.2 συγκεντρωτικά οι παράμετροι που αναφέρθηκαν παραπάνω με την αντίστοιχη συνοπτική περιγραφή τους και πρόταση επιλογής των τιμών τους. Για την εφαρμογή όλων των παραλλαγών του RHT συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB.

Γενικές παράμετροι	
<i>i</i>	Πλήθος επαναλήψεων του αλγορίθμου. Για την αποφυγή του πρόωγου τερματισμού της διαδικασίας προτείνεται το εύρος τιμών τους να είναι από 1,000,000 έως 10,000,000. <u>Αδιάστατο μέγεθος</u>
Παράμετροι του συσσωρευτή	
<i>r_sphere</i>	Ακτίνα για τη συλλογή επιπέδων σε μία σφαιρική γειτονιά στον παραμετρικό χώρο Hough. Εμπειρικά, η επιλογή προκαθορισμένης σταθερής τιμής ίσης με 2 διασφαλίζει μία αποδοτική αναζήτηση των κυρίαρχων επιπέδων στον παραμετρικό χώρο Hough. <u>Αδιάστατο μέγεθος</u>
<i>Np_density</i>	Πλήθος επιπέδων στον παραμετρικό χώρο Hough που ικανοποιεί την επιθυμητή πυκνότητα (βλ. παράμετρο Density_thr). Προτείνεται το εύρος τιμών του να είναι από 1 έως 6. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του τόσο πιο αυστηρή είναι η παραμετροποίηση του αλγορίθμου και αντιστρόφως. Εμπειρικά, προτείνεται η επιλογή προκαθορισμένης σταθερής τιμής ίσης με 6 όταν γίνεται χρήση των τεχνικών αυτόματης επιλογής υπο-περιοχών μέσω προσαρμοστικών σημείων και αυτόματης καθοδικής ρύθμισης παραμέτρων. <u>Αδιάστατο μέγεθος</u>
<i>Density_thr</i>	Επιθυμητή πυκνότητα στον παραμετρικό χώρο Hough. Προτείνεται το εύρος τιμών της να είναι από 2 έως 7. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή της τόσο πιο αυστηρή είναι η παραμετροποίηση του αλγορίθμου και αντιστρόφως. Εμπειρικά, προτείνεται η επιλογή προκαθορισμένης σταθερής τιμής ίσης με 7 όταν γίνεται χρήση των τεχνικών αυτόματης επιλογής υπο-περιοχών μέσω προσαρμοστικών σημείων και αυτόματης καθοδικής ρύθμισης παραμέτρων. <u>Αδιάστατο μέγεθος</u>
<i>zp</i>	Τυποποιημένη μεταβλητή για διάφορα επίπεδα εμπιστοσύνης. Αυτή η μεταβλητή χρησιμοποιείται στο στάδιο της στατιστικής ανάλυσης. Εμπειρικά, προτείνεται η επιλογή προκαθορισμένης σταθερής τιμής ίσης με 1 που αντιστοιχεί στο αυστηρό επίπεδο εμπιστοσύνης 68.27%. <u>Αδιάστατο μέγεθος</u>
<i>M_plane</i>	Μέθοδος υπολογισμού των παραμέτρων του κυρίαρχου επιπέδου. Οι δύο προτεινόμενες μέθοδοι είναι η διάμεσος και η μέση τιμή. Το βασικό πλεονέκτημα της χρήσης της διαμέσου έναντι της μέσης τιμής είναι πως η πρώτη δεν επηρεάζεται από πιθανές εναπομείνουσες ακραίες τιμές. Για τον λόγο αυτό, εμπειρικά προτείνεται η μέθοδος της διαμέσου.
Γεωμετρικοί περιορισμοί αποκοπής	
<i>D_cns</i>	Περιορισμός 3D Ευκλείδειας απόστασης κατά τη δειγματοληψία τριάδας σημείων ( $p_1, p_2$ και $p_3$ ). Η τιμή του θα πρέπει να επιλέγεται από τον χρήστη βάσει του υπό εξέταση κτίσματος σε συνδυασμό και με τους άλλους δύο γεωμετρικούς περιορισμούς αποκοπής (Angle_cns και HD_cns). Εμπειρικά, η τιμή του μπορεί να επιλεγεί αυτόματα βάσει της μισής τιμής της παραμέτρου R_srg, δηλαδή να επιλεγεί ως $R\_srg/2$ . <u>Μονάδα μέτρησης: (m)</u>
<i>Angle_cns</i>	Περιορισμός παραλληλίας των normals κατά τη δειγματοληψία τριάδας σημείων ( $p_1, p_2$ και $p_3$ ). Η τιμή του θα πρέπει να επιλέγεται από τον χρήστη βάσει του υπό εξέταση κτίσματος σε συνδυασμό και με τους άλλους δύο γεωμετρικούς περιορισμούς αποκοπής (D_cns και HD_cns). Επίσης, κατά την επιλογή της τιμής του, θα πρέπει να λαμβάνεται υπόψη και η δυνατότητα απορρόφησης θορυβωδών normals. Προτείνεται να έχει την ίδια τιμή με την παράμετρο N_thr για λόγους ομοιογενής διαχείρισης του υπό εξέταση κτίσματος. <u>Μονάδα μέτρησης: (deg)</u>
<i>HD_cns</i>	Περιορισμός υψομετρικών διαφορών κατά τη δειγματοληψία τριάδας σημείων ( $p_1, p_2$ και $p_3$ ). Η τιμή του θα πρέπει να επιλέγεται από τον χρήστη βάσει του υπό εξέταση κτίσματος σε συνδυασμό και με τους άλλους δύο γεωμετρικούς περιορισμούς αποκοπής (D_cns και Angle_cns). Εμπειρικά, η τιμή του HD_cns μπορεί να διαφέρει ανάλογα με τον τύπο του υπό εξέταση κτίσματος. Σε περιπτώσεις επικλινών στεγών, η τιμή του μπορεί να επιλεγεί αυτόματα βάσει της μισής τιμής της μέγιστης υψομετρικής διαφοράς που παρατηρείται στο νέφος σημείων του υπό εξέταση κτίσματος. Σε περιπτώσεις στεγών που αποτελούνται από πολλαπλά οριζόντια και παράλληλα τμήματα με μικρές υψομετρικές διαφορές, η τιμή του μπορεί να επιλεγεί αυτόματα βάσει του διπλάσιου της υψομετρικής ακρίβειας του νέφους σημείων (π.χ. αν $\sigma_z = 0.25$ m τότε HD_cns = 0.50 m). Η αναγνώριση για το αν ένα κτίσμα αποτελείται από επικλινή τμήματα ή από πολλαπλά οριζόντια και παράλληλα τμήματα, θα μπορούσε να γίνει αυτόματα από το πλήθος των προβαλλομένων ομάδων των normals στη Γκαουσιανή σφαίρα. <u>Μονάδα μέτρησης: (m)</u>
Κριτήρια επιλογής	
<i>D_thr</i>	Κριτήριο εκχώρησης σημείων στο προσδιορισθέν κυρίαρχο επίπεδο βάσει της 3D κάθετης απόστασης που απέχουν από αυτό. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του D_thr, τόσο περισσότερα σημεία εκχωρούνται στο κυρίαρχο επίπεδο που σχετίζονται με: 1) θόρυβο, 2) αντικείμενα μικρής σημαντικότητας, και 3) άλλα επίπεδα του κτίσματος. Η τιμή του θα πρέπει να επιλέγεται από τον χρήστη βάσει του υπό εξέταση κτίσματος σε συνδυασμό και με το άλλο κριτήριο επιλογής (N_thr). <u>Μονάδα μέτρησης: (m)</u>

<i>N_thr</i>	Κριτήριο εκχώρησης σημείων στο προσδιορισθέν κυρίαρχο επίπεδο βάσει της σχετικής γωνίας μεταξύ του normal του εκάστοτε σημείου και του normal του προσδιορισθέντος επιπέδου. Η τιμή του θα πρέπει να επιλέγεται από τον χρήστη βάσει του υπό εξέταση κτίσματος σε συνδυασμό και με το άλλο κριτήριο επιλογής ( <i>D_thr</i> ). Προτείνεται να έχει την ίδια τιμή με την παράμετρο <i>Angle_cns</i> για λόγους ομοιογενής διαχείρισης του υπό εξέταση κτίσματος. <u>Μονάδα μέτρησης: (deg)</u>
<b>Προσαρμοστικές παράμετροι</b>	
<i>Adapt_p</i>	Προσαρμοστικό σημείο από το νέφος σημείων. Το προσαρμοστικό σημείο επιλέγεται τυχαία είτε από το εναπομείναν κάθε φορά νέφος σημείων (μεταβαλλόμενης κατάστασης) είτε από ένα σταθερό και αραιό νέφος σημείων του υπό εξέταση κτίσματος (σταθερής κατάστασης). Εμπειρικά, το σταθερό και αραιό νέφος σημείων μπορεί να αντιστοιχεί μεταξύ του 1% έως 5% του αρχικού νέφους σημείων.
<i>R_srg</i>	Ακτίνα για τη συλλογή υπο-περιοχής από το εναπομείναν κάθε φορά νέφος σημείων περί του προσαρμοστικού σημείου. Η τιμή της θα πρέπει να επιλέγεται από τον χρήστη βάσει του υπό εξέταση κτίσματος. Η υπο-περιοχή θα πρέπει να αποτελείται έναν ικανό αριθμό σημείων ο οποίος να περιγράφει αντιπροσωπευτικές επίπεδες περιοχές του υπό εξέταση κτίσματος. Εμπειρικά, η τιμή του μπορεί να επιλεγεί αυτόματα βάσει της μισής τιμής της μέγιστης 3D απόστασης μεταξύ των δύο πιο απομακρυσμένων σημείων του νέφους σημείων του υπό εξέταση κτίσματος. <u>Μονάδα μέτρησης: (m)</u>
<i>C_adp</i>	Πλήθος των απαιτούμενων προσαρμοστικών σημείων για την εφαρμογή της αυτόματης καθοδικής ρύθμισης παραμέτρων. Η τιμή του θα πρέπει να επιλέγεται από τον χρήστη βάσει του υπό εξέταση κτίσματος σε συνδυασμό και με την παράμετρο <i>R_srg</i> έτσι ώστε να διασφαλίζεται η τουλάχιστον κατά μία φορά κάλυψη του υπό εξέταση κτίσματος. Εμπειρικά, προτείνεται το εύρος τιμών του να είναι από 50 έως 300. <u>Αδιάστατο μέγεθος</u>
<b>Καθοδική ρύθμιση παραμέτρων</b>	
<i>Step_Des</i>	Βήμα καθόδου της εκάστοτε παραμέτρου. Εμπειρικά, προτείνεται η ομαλή μετάβαση από μία αυστηρή σε μία ανεκτική παραμετροποίηση του αλγορίθμου. Η τιμή του θα πρέπει να επιλέγεται από τον χρήστη βάσει του υπό εξέταση κτίσματος σε συνδυασμό και με την αρχική τιμή (αυστηρής παραμετροποίησης) την αντίστοιχης παραμέτρου. <u>Μονάδα μέτρησης: ανάλογα με την επιλεγμένη παράμετρο</u>
<i>Min_des</i>	Ελάχιστη τιμή της εκάστοτε παραμέτρου. Εμπειρικά, προτείνεται η χρήση ελάχιστων τιμών που να αντιστοιχούν σε αποδεκτά αποτελέσματα κατάτμησης του νέφους σημείων. Η τιμή του θα πρέπει να επιλέγεται από τον χρήστη βάσει του υπό εξέταση κτίσματος σε συνδυασμό και με την αρχική τιμή (αυστηρής παραμετροποίησης) και το βήμα καθόδου της αντίστοιχης παραμέτρου. <u>Μονάδα μέτρησης: ανάλογα με την επιλεγμένη παράμετρο</u>

**Πίνακας 6.2:** Συγκεντρωτική περιγραφή των παραμέτρων των iRHT, ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R.



Εικόνα 6.5: Διάγραμμα ροής του APRHT-R.

### 6.1.6 Ανάλυση ευαισθησίας των παραμέτρων

Παρακάτω γίνεται ανάλυση ευαισθησίας των παραμέτρων των προτεινόμενων παραλλαγών του RHT και της νέας αρχιτεκτονικής του συσσωρευτή μέσα από τέσσερις πειραματικές εφαρμογές.

#### 6.1.6.1 Πρώτη πειραματική εφαρμογή: Σύγκριση μεταξύ του SHT και του ERHT

Στην παρούσα πειραματική εφαρμογή έγινε σύγκριση μεταξύ του SHT και του ERHT. Πιο συγκεκριμένα συγκρίθηκαν οι υπολογιστικοί χρόνοι εκτέλεσης των SHT και ERHT για τον προσδιορισμό του κυρίαρχου επιπέδου σε ένα τμήμα επικλινούς στέγης αποτελούμενης από 336 σημεία από δέκτη LIDAR (Εικόνα 6.6<sup>α</sup>). Σχετικά με τον SHT, το προκαθορισμένο διάστημα τιμών που χρησιμοποιήθηκε ήταν ανά 1 deg, τόσο για τη γωνία  $\theta$  όσο και για τη γωνία  $\varphi$ , όπου  $\theta \in [0^{\text{deg}}, 180^{\text{deg}}]$  και  $\varphi \in [0^{\text{deg}}, 180^{\text{deg}}]$ . Στην Εικόνα 6.6<sup>β</sup> απεικονίζεται η ημιτονοειδής επιφάνεια 1 σημείου

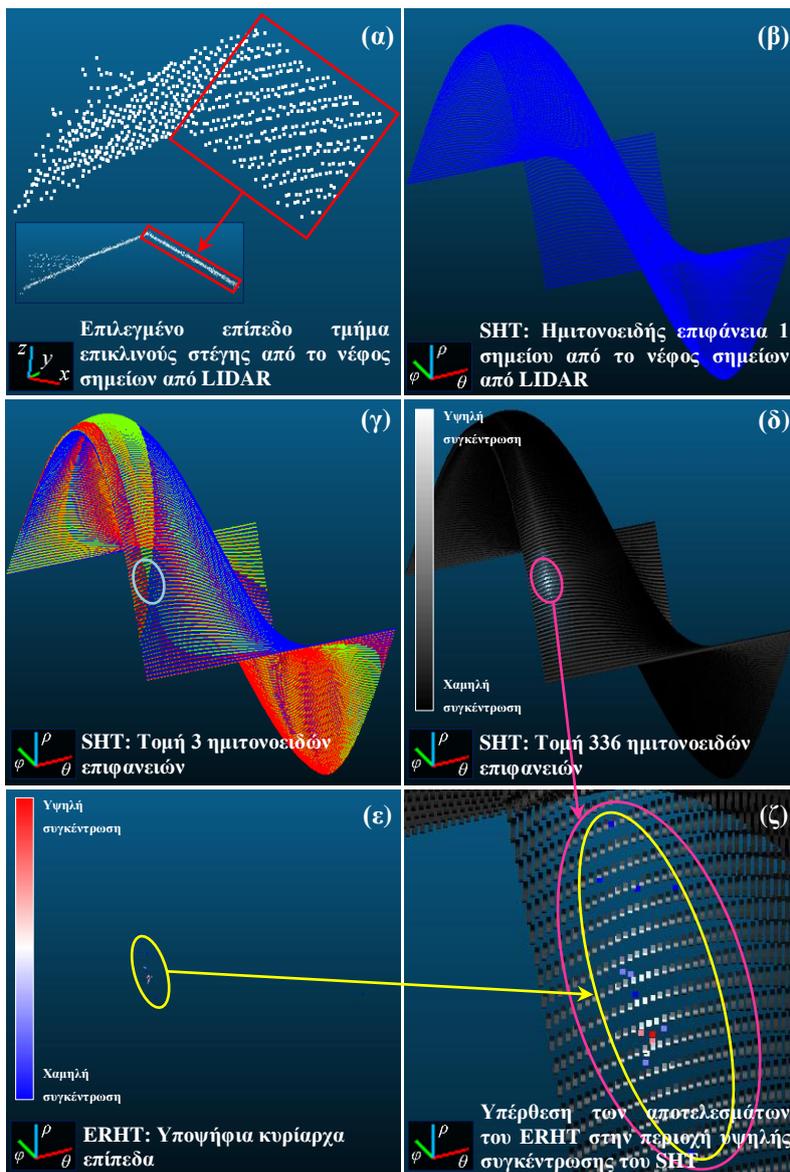
από το νέφος σημείων από LIDAR. Στην Εικόνα 6.6<sup>γ</sup> και στην Εικόνα 6.6<sup>δ</sup> απεικονίζεται η τομή 3 και 336 ημιτονοειδών επιφανειών αντίστοιχα. Η λευκή περιοχή στην Εικόνα 6.6<sup>δ</sup> αποτελεί την περιοχή υψηλής συγκέντρωσης επιπέδων στον παραμετρικό χώρο Hough. Στην Εικόνα 6.6<sup>ε</sup> φαίνονται τα υποψήφια κυρίαρχα επίπεδα όπως εκχωρήθηκαν στον συσσωρευτή κατά την εφαρμογή του Σταδίου Β της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής (παράγραφος 6.2.3). Ο υπολογιστικός χρόνος για την εξαγωγή των 1, 3 και 336 ημιτονοειδών επιφανειών ήταν 2.1 sec, 2.5 sec και 58.9 sec αντίστοιχα. Εφαρμόζοντας τον SHT βάσει των 336 ημιτονοειδών επιφανειών, το κυρίαρχο επίπεδο προσδιορίστηκε εντός της περιοχής υψηλής συγκέντρωσης σε 91.2 sec. Αθροίζοντας τους υπολογιστικούς χρόνους εξαγωγής των 336 ημιτονοειδών επιφανειών και του χρόνου προσδιορισμού του κυρίαρχου επιπέδου στην περιοχή συγκέντρωσης, ο συνολικός υπολογιστικός χρόνος του SHT ήταν 150.1 sec. Από την άλλη, ο συνολικός υπολογιστικός χρόνος του ERHT, συμπεριλαμβανομένου και του χρόνου προσδιορισμού του κυρίαρχου επιπέδου, ήταν 0.52 sec.

ERHT	
<b>Γενικές παράμετροι</b>	
<i>i</i>	10,000,000
<b>Παράμετροι του συσσωρευτή</b>	
<i>r_sphere</i>	2
<i>Np_density</i>	3
<i>Density_thr</i>	4
<i>zp</i>	1
<i>M_plane</i>	Διάμεσος
<b>Γεωμετρικοί περιορισμοί αποκοπής</b>	
<i>D_cns</i>	7 m
<i>Angle_cns</i>	15 deg
<i>HD_cns</i>	0.5 m
<b>Κριτήρια επιλογής</b>	
<i>D_thr</i>	0.4 m
<i>N_thr</i>	–
<b>Προσαρμοστικές παράμετροι</b>	
<i>Adapt_p</i>	–
<i>R_srg</i>	–
<i>C_adp</i>	–
<b>Καθοδική ρύθμιση παραμέτρων</b>	
<i>Step_Des</i>	–
<i>Min_des</i>	–

**Πίνακας 6.3:** Παραμετροποίηση του ERHT για την περίπτωση ενός τμήματος επικλινούς στέγης.

Η παραμετροποίηση του ERHT που χρησιμοποιήθηκε φαίνεται στον Πίνακα 6.3. Συγκρίνοντας τους δύο συνολικούς υπολογιστικούς χρόνους, αποδεικνύεται η ταχύτητα του ERHT σε σχέση με τον SHT. Αυτό αποτυπώνεται οπτικά και από την Εικόνα 6.6<sup>ς</sup> όπου γίνεται υπέρθεση των αποτελεσμάτων του ERHT στην περιοχή υψηλής συγκέντρωσης επιπέδων του SHT. Ο υψηλός υπολογιστικός χρόνος του SHT οφείλεται στην υψηλή υπολογιστική πολυπλοκότητά του καθώς απαιτεί την επεξεργασία και τον μετασχηματισμό όλων των σημείων του νέφους στον

παραμετρικό χώρο Hough. Η πολυπλοκότητα του SHT μπορεί να υπολογιστεί ως  $O(|p| \cdot G_\theta \cdot G_\varphi)$ , όπου  $p$  το πλήθος του νέφους σημείων,  $G_\theta$  το πλήθος των κελιών του συσσωρευτή κατά τη γωνία  $\theta$  και  $G_\varphi$  το πλήθος των κελιών του συσσωρευτή κατά τη γωνία  $\varphi$ . Για την παρούσα πειραματική εφαρμογή το πλήθος των κελιών του συσσωρευτή του SHT είναι  $O(336 \cdot 181 \cdot 181) = 11,007,696$ . Το πλήθος αυτό είναι ιδιαίτερα μεγάλο συγκριτικά με τον ERHT του οποίου ο συσσωρευτής αποτελείται μόνο από 17 επίπεδα. Επίσης, σημειώνεται πως η πειραματική εφαρμογή γίνεται μόνο σε 336 σημεία του νέφους σημείων και όχι σε όλο το νέφος σημείων του εξεταζόμενου κτίσματος. Για τη μείωση του συνολικού υπολογιστικού χρόνου του SHT θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν μεγαλύτερα διαστήματα για τις γωνίες  $\theta$  και  $\varphi$ . Ωστόσο αυτή η διαδικασία θα είχε επίπτωση στην ακρίβεια προσδιορισμού του κυρίαρχου επιπέδου. Για την εκτέλεση της παρούσας πειραματικής εφαρμογής συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB. Τα χαρακτηριστικά του σταθμού εργασίας που χρησιμοποιήθηκε ήταν CPU στα 2.27 GHz και 8GB μνήμη RAM.



Εικόνα 6.6: Σύγκριση μεταξύ του SHT και του ERHT.

6.1.6.2 Δεύτερη πειραματική εφαρμογή: Προσομοίωση επιπέδων με διάφορα επίπεδα θορύβου

Στην παρούσα πειραματική εφαρμογή γίνεται αξιολόγηση των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R σε προσομοιωμένα επίπεδα με διάφορα επίπεδα θορύβου. Αρχικά, δημιουργήθηκαν 4 επίπεδα:  $PL_A$  ( $\theta=30$  deg,  $\varphi=40$  deg),  $PL_B$  ( $\theta=30.1$  deg,  $\varphi=40.1$  deg),  $PL_C$  ( $\theta=31$  deg,  $\varphi=41$  deg) και  $PL_D$  ( $\theta=40$  deg,  $\varphi=50$  deg) (Εικόνα 6.7<sup>α</sup>). Για κάθε επίπεδο δημιουργήθηκε ένας τετραγωνικός κάρναβος από 2601 συνεπίεδα σημεία ανά 1 m. Έπειτα εισήχθησαν τρία είδη Γκαουσιανού θορύβου ( $\sigma_n$ ) στις υψομετρικές τιμές των σημείων του κάθε επιπέδου, δηλαδή:  $\sigma_n=2$  cm,  $\sigma_n=10$  cm και  $\sigma_n=20$  cm. Η εισαγωγή του θορύβου έγινε με τυχαίο τρόπο έτσι ώστε να διασφαλιστεί η καλή κατανομή του σε όλα τα σημεία του κάθε επιπέδου. Στην Εικόνα 6.7<sup>β</sup> φαίνεται ένα αντιπροσωπευτικό παράδειγμα εισαγωγής θορύβου 2 cm στον κάρναβο σημείων του  $PL_B$ . Έπειτα, έγινε ο υπολογισμός των παραμέτρων του κάθε επιπέδου μέσω των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R. Στον Πίνακα 6.4 φαίνεται η παραμετροποίηση των εφαρμοζόμενων αλγορίθμων.

	ERHT	eERHT	APRHT-C	APRHT-R
<b>Γενικές παράμετροι</b>				
<i>i</i>	10,000,000	10,000,000	10,000,000	10,000,000
<b>Παράμετροι του συσσωρευτή</b>				
<i>r_sphere</i>	2	2	2	2
<i>Np_density</i>	6	6	6	6
<i>Density_thr</i>	7	7	7	7
<i>zp</i>	1	1	1	1
<i>M_plane</i>	Διάμεσος	Διάμεσος	Διάμεσος	Διάμεσος
<b>Γεωμετρικοί περιορισμοί αποκοπής</b>				
<i>D_cns</i>	40 m	40 m	40 m	40 m
<i>Angle_cns</i>	25 deg	25 deg	25 deg	25 deg
<i>HD_cns</i>	10 m	10 m	10 m	10 m
<b>Κριτήρια επιλογής</b>				
<i>D_thr</i>	1· $\sigma_n$ και 2· $\sigma_n$	1· $\sigma_n$ και 2· $\sigma_n$	1· $\sigma_n$ και 2· $\sigma_n$	1· $\sigma_n$ και 2· $\sigma_n$
<i>N_thr</i>	–	25 deg	25 deg	25 deg
<b>Προσαρμοστικές παράμετροι</b>				
<i>Adapt_p</i>	–	–	10 σημεία	Μεταβαλλόμενης κατάστασης
<i>R_srg</i>	–	–	40 m	40 m
<i>C_adp</i>	–	–	100	100
<b>Καθοδική ρύθμιση παραμέτρων</b>				
<i>Step_Des</i>	–	–	0.5 m για <i>R_srg</i> 0.5 m για <i>D_cns</i> 1 για <i>Np_density</i> 1 για <i>Density_thr</i>	0.5 m για <i>R_srg</i> 0.5 m για <i>D_cns</i> 1 για <i>Np_density</i> 1 για <i>Density_thr</i>
<i>Min_des</i>	–	–	4 m για <i>R_srg</i> 4 m για <i>D_cns</i> 4 για <i>Np_density</i> 5 για <i>Density_thr</i>	4 m για <i>R_srg</i> 4 m για <i>D_cns</i> 4 για <i>Np_density</i> 5 για <i>Density_thr</i>

Πίνακας 6.4: Παραμετροποίηση των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R για την περίπτωση προσομοίωσης επιπέδων με διάφορα επίπεδα θορύβου.

		ERHT													
		D_thr <sub>2</sub> =2·σ <sub>n</sub>						D_thr <sub>1</sub> =1·σ <sub>n</sub>							
		σ <sub>n</sub> =2cm	Ac	σ <sub>n</sub> =10cm	Ac	σ <sub>n</sub> =20cm	Ac	σ <sub>n</sub> =2cm	Ac	σ <sub>n</sub> =10cm	Ac	σ <sub>n</sub> =20cm	Ac		
PL <sub>A</sub>	θ (deg)	29.9085		30.1565		29.5781		29.9948		29.8057		29.6384			
	φ (deg)	40.0364	94%	40.1143	89%	40.1993	98%	40.0013	83%	40.0927	83%	39.7767	86%		
	ρ (m)	5.39		5.42		5.27		5.39		5.40		5.05			
PL <sub>B</sub>	θ (deg)	30.0767		29.9593		29.7173		30.0879		30.1204		30.1623			
	φ (deg)	40.0434	91%	40.0987	89%	40.0356	99%	40.0859	96%	40.0945	88%	39.9019	91%		
	ρ (m)	5.36		5.30		5.32		5.39		5.43		5.18			
PL <sub>C</sub>	θ (deg)	31.0446		30.8000		29.8504		30.9927		31.0752		31.4578			
	φ (deg)	40.9979	82%	40.9280	83%	41.0782	94%	40.9808	92%	40.9115	91%	40.9540	90%	Μέση τιμή Ac για το D_thr <sub>2</sub>	Μέση τιμή Ac για το D_thr <sub>1</sub>
	ρ (m)	5.63		5.41		5.54		5.62		5.57		5.82			
PL <sub>D</sub>	θ (deg)	40.0268		40.0365		40.0003		40.0260		40.0119		39.7510			
	φ (deg)	49.9482	93%	49.9826	98%	50.4362	89%	49.9848	89%	49.9542	85%	50.2644	83%	92%	88%
	ρ (m)	7.93		7.84		8.30		7.96		7.88		8.20			

Πίνακας 6.5: Αποτελέσματα αξιολόγησης για τον ERHT.

		eERHT													
		D_thr <sub>2</sub> =2·σ <sub>n</sub>						D_thr <sub>1</sub> =1·σ <sub>n</sub>							
		σ <sub>n</sub> =2cm	Ac	σ <sub>n</sub> =10cm	Ac	σ <sub>n</sub> =20cm	Ac	σ <sub>n</sub> =2cm	Ac	σ <sub>n</sub> =10cm	Ac	σ <sub>n</sub> =20cm	Ac		
PL <sub>A</sub>	θ (deg)	29.9671		30.0562		29.9518		30.0065		30.0731		30.0616			
	φ (deg)	39.9943	100%	39.9543	100%	40.1022	100%	39.9931	93%	39.9672	90%	39.7911	90%		
	ρ (m)	5.37		5.41		5.30		5.37		5.43		5.14			
PL <sub>B</sub>	θ (deg)	30.0660		30.1223		30.0305		30.0879		30.1179		30.0124			
	φ (deg)	40.0976	100%	40.0555	100%	39.9498	100%	40.0859	96%	40.0633	96%	39.9697	91%		
	ρ (m)	5.41		5.42		5.11		5.39		5.47		5.10			
PL <sub>C</sub>	θ (deg)	30.9758		31.0575		30.4856		31.0033		30.7582		30.8699			
	φ (deg)	41.0047	100%	40.9478	100%	41.0047	100%	41.0069	99%	41.0274	89%	40.8997	95%	Μέση τιμή Ac για το D_thr <sub>2</sub>	Μέση τιμή Ac για το D_thr <sub>1</sub>
	ρ (m)	5.63		5.67		5.59		5.65		5.64		5.56			
PL <sub>D</sub>	θ (deg)	39.9943		39.8951		40.0381		40.0210		40.0779		39.9365			
	φ (deg)	49.9965	100%	49.9586	100%	49.8850	100%	50.0056	93%	49.9253	96%	49.9868	100%	100%	94%
	ρ (m)	7.97		7.85		7.76		7.98		7.92		7.98			

Πίνακας 6.6: Αποτελέσματα αξιολόγησης για τον eERHT.

		APRHT-C													
		D_thr <sub>2</sub> =2·σ <sub>n</sub>						D_thr <sub>1</sub> =1·σ <sub>n</sub>							
		σ <sub>n</sub> =2cm	Ac	σ <sub>n</sub> =10cm	Ac	σ <sub>n</sub> =20cm	Ac	σ <sub>n</sub> =2cm	Ac	σ <sub>n</sub> =10cm	Ac	σ <sub>n</sub> =20cm	Ac		
PL <sub>A</sub>	θ (deg)	30.0108		30.0222		29.8120		30.0110		29.9827		30.0721			
	φ (deg)	40.0083	100%	40.0506	100%	40.2333	100%	39.9956	95%	39.9877	100%	39.9345	100%		
	ρ (m)	5.39		5.48		5.51		5.37		5.38		5.30			
PL <sub>B</sub>	θ (deg)	30.1382		30.1918		29.9801		30.0794		30.1015		30.4071			
	φ (deg)	40.1015	100%	40.0821	100%	40.1982	100%	40.0961	98%	40.1158	100%	40.1281	95%		
	ρ (m)	5.42		5.42		5.34		5.40		5.49		5.37			
PL <sub>C</sub>	θ (deg)	31.0145		30.9985		31.0757		30.9906		30.8392		30.9733			
	φ (deg)	41.0146	100%	41.0391	100%	40.9935	100%	41.0058	94%	41.0685	92%	40.9903	99%	Μέση τιμή Ac για το D_thr <sub>2</sub>	Μέση τιμή Ac για το D_thr <sub>1</sub>
	ρ (m)	5.67		5.73		5.79		5.65		5.67		5.76			
PL <sub>D</sub>	θ (deg)	40.0309		39.9944		39.7617		39.9882		39.8639		39.9840			
	φ (deg)	49.9918	100%	50.0867	100%	49.7566	100%	50.0003	98%	49.9742	95%	49.9684	100%	100%	97%
	ρ (m)	7.97		8.03		7.64		7.98		7.95		7.93			

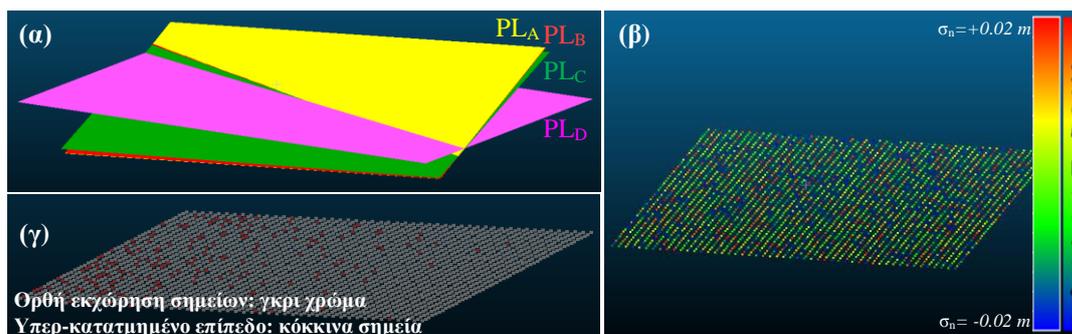
Πίνακας 6.7: Αποτελέσματα αξιολόγησης για τον APRHT-C.

		APRHT-R													
		D_thr <sub>2</sub> =2·σ <sub>n</sub>						D_thr <sub>1</sub> =1·σ <sub>n</sub>							
		σ <sub>n</sub> =2cm	Ac	σ <sub>n</sub> =10cm	Ac	σ <sub>n</sub> =20cm	Ac	σ <sub>n</sub> =2cm	Ac	σ <sub>n</sub> =10cm	Ac	σ <sub>n</sub> =20cm	Ac		
PL <sub>A</sub>	θ (deg)	29.9729		29.8666		29.7864		30.0099		29.8445		30.1758			
	φ (deg)	39.9964	100%	39.9697	100%	40.0040	100%	39.9881	97%	39.9840	95%	39.9311	98%		
	ρ (m)	5.37		5.31		5.33		5.37		5.36		5.34			
PL <sub>B</sub>	θ (deg)	30.1075		29.9455		30.2427		30.1063		29.9283		30.2076			
	φ (deg)	40.0967	100%	40.0234	100%	40.2038	100%	40.1009	97%	40.1759	91%	40.1879	98%		
	ρ (m)	5.41		5.31		5.36		5.42		5.49		5.37			
PL <sub>C</sub>	θ (deg)	30.9917		31.1036		30.9126		31.0254		31.1727		30.8363			
	φ (deg)	40.9828	100%	40.8517	100%	41.0250	100%	41.0098	92%	40.9998	90%	41.0034	93%	Μέση τιμή Ac για το D_thr <sub>2</sub>	Μέση τιμή Ac για το D_thr <sub>1</sub>
	ρ (m)	5.63		5.54		5.88		5.66		5.73		5.75			
PL <sub>D</sub>	θ (deg)	40.0038		39.9944		39.9774		39.9689		40.0137		39.8247			
	φ (deg)	50.0177	100%	50.0333	100%	50.1620	100%	50.0074	92%	49.9398	95%	49.8994	90%	100%	94%
	ρ (m)	8.00		7.99		8.15		7.99		7.89		7.77			

Πίνακας 6.8: Αποτελέσματα αξιολόγησης για τον APRHT-R.

Ο υπολογιστικός χρόνος για τον προσδιορισμό του κάθε επιπέδου ήταν μικρότερος από 1 sec για όλες τις περιπτώσεις επιπέδων και θορύβου. Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων έγινε βάσει της ακρίβειας  $A_c$  η οποία ορίζεται ως το ποσοστό των σημείων που εκχωρήθηκαν στο εκάστοτε προσδιορισθέν επίπεδο σε σχέση με το συνολικό πλήθος των σημείων του αρχικού ορισμένου επιπέδου. Η αξιολόγηση έγινε για δύο κριτήρια επιλογής της απόστασης  $D_{thr}$ , δηλαδή για  $D_{thr_2}=2\cdot\sigma_n$  και  $D_{thr_1}=1\cdot\sigma_n$ .

Στους Πίνακες 6.5, 6.6, 6.7 και 6.8 φαίνονται οι επιμέρους επιτυγχανόμενες ακρίβειες ( $A_c$ ) του κάθε αλγορίθμου αλλά και η αντίστοιχη τιμή της μέσης ακρίβειας (μέση τιμή των επιμέρους  $A_c$ ) για όλες τις περιπτώσεις επιπέδων και θορύβου. Για την περίπτωση του  $D_{thr_2}$ , οι ακρίβειες των eERHT, APRHT-C και APRHT-R ήταν ίσες με 100%, δηλαδή έγινε πλήρης και ορθή εκχώρηση των σημείων στα προσδιορισθέντα επίπεδα. Ο ERHT πέτυχε χαμηλότερη μέση ακρίβεια συγκριτικά με τους υπόλοιπους αλγορίθμους, δηλαδή 92%. Από την άλλη, η περίπτωση του  $D_{thr_1}$  αποτελεί μία αυστηρή συνθήκη εκχώρησης σημείων στο προσδιορισθέν επίπεδο καθώς ουσιαστικά το κριτήριο αυτό είναι ίσο με τον θόρυβο  $\sigma_n$ . Αυτό σημαίνει πως στην περίπτωση αυτή αναμένονται χαμηλότερες μέσες ακρίβειες λόγω αυτής της αυστηρής συνθήκης. Ωστόσο, οι eERHT, APRHT-C και APRHT-R πέτυχαν αρκετά ικανοποιητικές μέσες ακρίβειες, δηλαδή 94%, 97% και 94% αντίστοιχα. Ο ERHT πέτυχε και πάλι χαμηλότερη μέση ακρίβεια συγκριτικά με τους υπόλοιπους αλγορίθμους, δηλαδή 88%. Σημειώνεται πως οι αποκλίσεις των τιμών των παραμέτρων μεταξύ των προσδιορισθέντων επιπέδων και των αρχικών ορισθέντων επιπέδων οφείλονται στην παρουσία του εισαχθέντος θορύβου. Τα εναπομείναντα σημεία που αποτελούν το υπόλοιπο ποσοστό ανήκουν σε υπερ-κατατμημένα επίπεδα. Στη χειρότερη περίπτωση τα υπερ-κατατμημένα επίπεδα δεν ήταν περισσότερα από τρία για τους eERHT, APRHT-C και APRHT-R εμπεριέχοντας ελάχιστα διάσπαρτα σημεία (Εικόνα 6.7'). Συμπερασματικά, οι APRHT-C και APRHT-R πέτυχαν καλύτερες μέσες ακρίβειες από τον ERHT. Ο eERHT πέτυχε ίδιες μέσες ακρίβειες με τον APRHT-R αλλά μικρότερες από τον APRHT-C. Σημειώνεται, πως στην παρούσα πειραματική εφαρμογή δεν έγινε μετα-επεξεργασία των ανιχνευθέντων επιπέδων. Για την εκτέλεση της παρούσας πειραματικής εφαρμογής συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB. Τα χαρακτηριστικά του σταθμού εργασίας που χρησιμοποιήθηκε ήταν CPU στα 3.20 GHz με 12GB μνήμη RAM και κάρτα γραφικών NVIDIA Quadro FX 4600.



**Εικόνα 6.7:** Αρχικά ορισμένα επίπεδα (α), Παράδειγμα εισαγωγής θορύβου  $\sigma_n=2$  cm στον κάρναβο σημείων του  $PL_B$  (β), Παράδειγμα ενός υπερ-κατατμημένου επιπέδου στον κάρναβο σημείων του  $PL_A$  με  $\sigma_n=2$  cm εφαρμόζοντας τον eERHT (γ).

### 6.1.6.3 Τρίτη πειραματική εφαρμογή: Προσδιορισμός επιπέδων σε κατασκευές με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες

Στην παρούσα πειραματική εφαρμογή γίνεται προσδιορισμός επιπέδων σε κατασκευές με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες, δηλαδή σε κατασκευές που δεν παρουσιάζουν τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά τυπικών κτισμάτων [424]. Τέτοιες κατασκευές μπορούν να είναι μνημεία με πολυπόικλη γεωμετρία, δηλαδή αποτελούμενα από επίπεδα τμήματα, καμπύλες επιφάνειες, κωνικά τμήματα και κυλινδρικά τμήματα. Παρά το γεγονός πως ο προσδιορισμός επιπέδων σε τέτοιες πολυσύνθετες κατασκευές μπορεί να οδηγήσει σε τοπικά πλασματικά και υπερ-κατατμημένα επίπεδα, έχει αποδειχθεί χρήσιμος για: 1) αυτόματη εύρεση επιπέδου προβολής για δημιουργία ορθοεικόνων (αντί του χειροκίνητου προσδιορισμού επιπέδου από τριάδα σημείων) [425], 2) κατάτμηση μνημείων σε τμήματα με συγκεκριμένα γεωμετρικά χαρακτηριστικά [426-427], και 3) διαχρονικό εντοπισμό μεταβολών βάσει των σχετικών διαφορών των παραμέτρων των εξεταζόμενων επιπέδων [428].

Λόγω της πολυπόικλης γεωμετρίας αυτών των κατασκευών αλλά και του μεγάλου όγκου δεδομένων λήψης (π.χ. 3D ανακατασκευή υπό τη μορφή νεφών σημείων), αποφεύγεται ο απευθείας προσδιορισμός επιπέδων, λόγω του πολύ υψηλού υπολογιστικού χρόνου που απαιτείται. Για τη μείωση του υπολογιστικού χρόνου αλλά και την ταυτόχρονη επίτευξη καλύτερης ακρίβειας, εκτελούνται κλιμακωτές (multiscale) προσεγγίσεις κατάτμησης, σε διάφορα LoDs. Η λογική αυτών των προσεγγίσεων είναι η ανάκτηση πληροφορίας μέσα από κλιμακωτή εφαρμογή αλγορίθμων κατάτμησης, ξεκινώντας από αδρότερες μορφές του αντικειμένου ενδιαφέροντος (δηλαδή από μικρότερο LoD), καταλήγοντας στην αρχική και αναλυτική μορφή του (δηλαδή σε μεγαλύτερο LoD). Σε αυτές τις περιπτώσεις, οι αλγόριθμοι μπορεί να είναι οι ίδιοι κάθε φορά είτε να διαφοροποιούνται αξιοποιώντας άλλα χαρακτηριστικά ή μεταφέροντας πληροφορία από τη μία κλιμάκωση στην άλλη [6] [426].



Εικόνα 6.8: Πλευρικές όψεις του πολύ πυκνού νέφους σημείων από DIM (πυκνότητας 1 cm) του Πύργου των Ανέμων.

	LoD 0	LoD 1				LoD 2
	APRHT-R	ERHT	eERHT	APRHT-C	APRHT-R	APRHT-R
<b>Γενικές παράμετροι</b>						
<i>i</i>	10,000,000	10,000,000	10,000,000	10,000,000	10,000,000	10,000,000
<b>Παράμετροι του συσσωρευτή</b>						
<i>r_sphere</i>	2	2	2	2	2	2
<i>Np_density</i>	6	6	6	6	6	6
<i>Density_thr</i>	7	7	7	7	7	7
<i>zp</i>	1	1	1	1	1	1
<i>M_plane</i>	Διάμεσος	Διάμεσος	Διάμεσος	Διάμεσος	Διάμεσος	Διάμεσος
<b>Γεωμετρικοί περιορισμοί αποκοπής</b>						
<i>D_cns</i>	3 m	7 m	7 m	7 m	7 m	4 m
<i>Angle_cns</i>	35 deg	25 deg	25 deg	25 deg	25 deg	15 deg
<i>HD_cns</i>	10 m	10 m	10 m	10 m	10 m	10 m
<b>Κριτήρια επιλογής</b>						
<i>D_thr</i>	0.5 m	0.5 m	0.5 m	0.5 m	0.5 m	0.01 m
<i>N_thr</i>	35 deg	–	25 deg	25 deg	25 deg	15 deg
<b>Προσαρμοστικές παράμετροι</b>						
<i>Adapt_p</i>	Μεταβαλλόμενης κατάστασης	–	–	50 σημεία	Μεταβαλλόμενης κατάστασης	Μεταβαλλόμενης κατάστασης
<i>R_srg</i>	3 m	–	–	7 m	7 m	7 m
<i>C_adp</i>	100	–	–	100	100	100
<b>Καθοδική ρύθμιση παραμέτρων</b>						
<i>Step_Des</i>	0.5 m για <i>R_srg</i> 0.5 m για <i>D_cns</i> 1 για <i>Np_density</i> 1 για <i>Density_thr</i>	–	–	0.5 m για <i>R_srg</i> 0.5 m για <i>D_cns</i> 1 για <i>Np_density</i> 1 για <i>Density_thr</i>	0.5 m για <i>R_srg</i> 0.5 m για <i>D_cns</i> 1 για <i>Np_density</i> 1 για <i>Density_thr</i>	0.5 m για <i>R_srg</i> 0.5 m για <i>D_cns</i> 1 για <i>Np_density</i> 1 για <i>Density_thr</i>
<i>Min_des</i>	2 m για <i>R_srg</i> 2 m για <i>D_cns</i> 4 για <i>Np_density</i> 5 για <i>Density_thr</i>	–	–	4 m για <i>R_srg</i> 4 m για <i>D_cns</i> 4 για <i>Np_density</i> 5 για <i>Density_thr</i>	4 m για <i>R_srg</i> 4 m για <i>D_cns</i> 4 για <i>Np_density</i> 5 για <i>Density_thr</i>	4 m για <i>R_srg</i> 4 m για <i>D_cns</i> 4 για <i>Np_density</i> 5 για <i>Density_thr</i>

Πίνακας 6.9: Παραμετροποίηση των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R για την περίπτωση προσδιορισμού επιπέδων σε LoDs σε κατασκευές με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες.

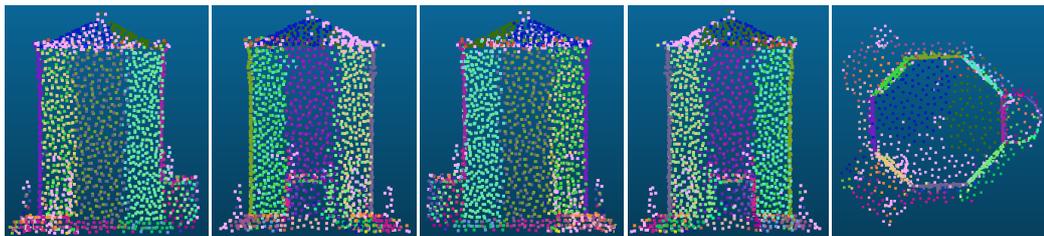
Η κατασκευή που εξετάστηκε στην παρούσα πειραματική εφαρμογή είναι το Ωρολόγιο του Ανδρόνικου Κυρρήστου ή αλλιώς Πύργος των Ανέμων (Αέρηδες), Αθήνα, Ελλάδα [429-430]. Το μνημείο αυτό βρίσκεται στη Ρωμαϊκή Αγορά, στους πρόποδες του λόφου της Ακρόπολης και αποτελεί ένα πολύ σημαντικό και ιδιαίτερο μνημείο. Η ονομασία του μνημείου και ως Πύργος των Ανέμων, οφείλεται στο γεγονός ότι από πρώτη άποψη δίνει την εικόνα μιας πυργοειδούς

κατασκευής αποτελούμενη από 8 κατακόρυφες πλευρές και μία κωνική οροφή. Οι οκτώ πλευρές του κτίσματος (ύψους 12 m και πλάτους 3 m) καλύπτονται από ζωφόρο στην οποία αποδίδονται ανάγλυφα οι προσωποποιήσεις των οκτώ κυριότερων ανέμων, οι οποίοι κρατούν τα σύμβολά τους. Στην πίσω πλευρά του πύργου, υπάρχει κυλινδρική δεξαμενή νερού ενώ μπροστά από τις εισόδους υπάρχουν κορινθιάζοντες κίονες. Στο [430] έγινε υψηλής ακρίβειας γεωμετρική τεκμηρίωση του μνημείου μέσω ορθοεικόνων και πολύ πυκνού νέφους σημείων από DIM, με πυκνότητα 1 cm, αποτελούμενο συνολικά από 14,087,740 σημεία (Εικόνα 6.8).

Στην παρούσα πειραματική εφαρμογή γίνεται κατάτμηση του νέφους σημείων από DIM του μνημείου σε τρία LoDs, δηλαδή LoD 0, LoD 1 και LoD 2, εστιάζοντας στον προσδιορισμό των επιπέδων των 8 κατακόρυφων πλευρών του (PL<sub>1</sub> έως PL<sub>8</sub>). Σημειώνεται πως δεν έγινε μετα-επεξεργασία των ανιχνευθέντων επιπέδων ενώ η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων έγινε ποιοτικά. Στον Πίνακα 6.9 φαίνεται η παραμετροποίηση των εφαρμοζόμενων αλγορίθμων για κάθε LoD.

Παρακάτω γίνεται η αναλυτική περιγραφή των διαδικασιών που εκτελέστηκαν σε κάθε LoD:

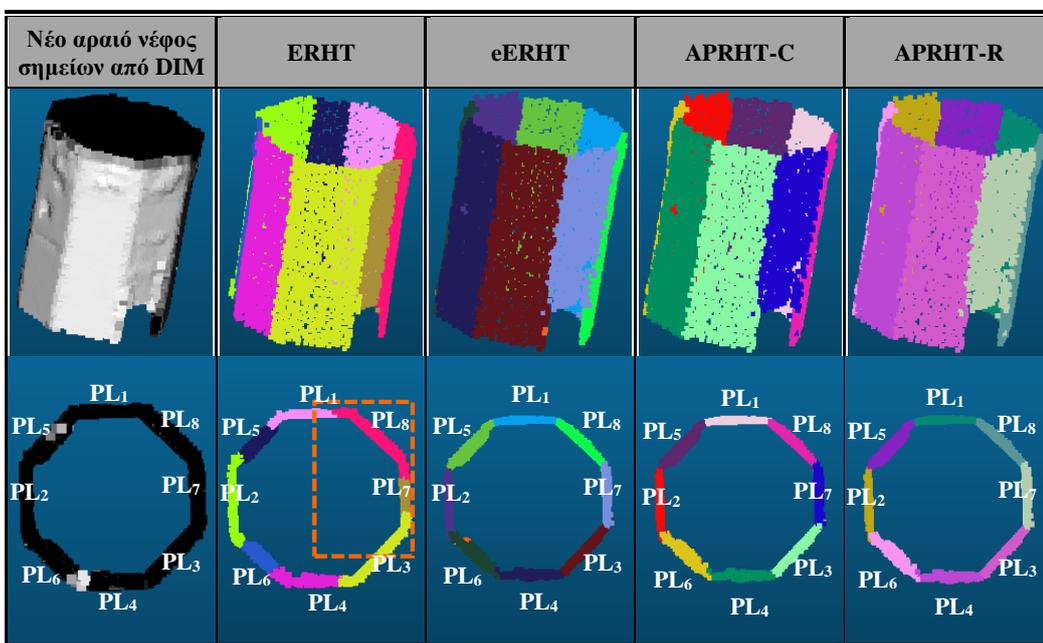
- Στο LoD 0 γίνεται η κατάτμηση του μνημείου σε επίπεδα, σε μία πολύ αδρή μορφή του, χρησιμοποιώντας ένα πολύ αραιό νέφος σημείων από DIM. Το πολύ αραιό νέφος σημείων από DIM, πυκνότητας 40 cm και πλήθους 1,949 σημείων, προέκυψε από υποδειγματοληψία του πολύ πυκνού νέφους σημείων από DIM. Ο αλγόριθμος που εφαρμόστηκε ήταν ο APRHT-R ο οποίος εκτελέστηκε σε 578 sec. Στην Εικόνα 6.9 φαίνονται τα αποτελέσματα κατάτμησης για το LoD 0, που θεωρούνται ικανοποιητικά και αξιοποιήσιμα για το LoD 1.



**Εικόνα 6.9:** LoD 0: Κατάτμηση του πολύ αραιού νέφους σημείων από DIM (πυκνότητας 40 cm) σε επίπεδα μέσω του APRHT-R.

- Στο LoD 1 αξιοποιούνται τα αποτελέσματα που εξήχθησαν στο LoD 0 ενώ παράλληλα γίνεται η μετα-κατάτμηση του μνημείου σε επίπεδα αξιοποιώντας ένα πιο πυκνό νέφος σημείων από DIM των 8 κατακόρυφων πλευρών του μνημείου. Έτσι, αρχικά απομονώθηκαν τα σημεία των 8 κατακόρυφων πλευρών του μνημείου, που αντιστοιχούν στα προσδιορισθέντα επίπεδα από το LoD 0. Η επιλογή αυτών των σημείων μπορεί να γίνει είτε με χειροκίνητο τρόπο (βάσει της μοναδικής ετικέτας που έχει αποδοθεί στο κάθε προσδιορισθέν επίπεδο) είτε με αυτοματοποιημένο τρόπο (βάσει του εύρους τιμών της συνιστώσας  $N_z$  του normal του εκάστοτε επιπέδου). Έπειτα υπολογίστηκε το περίγραμμα των σημείων που ανήκουν στο κάθε επίπεδο από το LoD 0 μέσω της τεχνικής του κυρτού

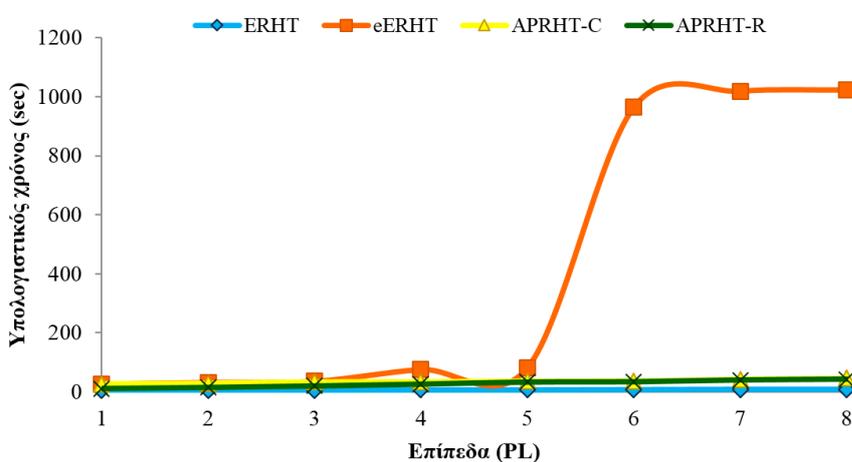
πολυγωνικού κελύφους (Convex Hull) [192]. Στη συνέχεια έγινε υπο-δειγματοληψία του πολύ πυκνού νέφους σημείων από DIM δημιουργώντας ένα αραιό νέφος σημείων από DIM, πυκνότητας 20 cm. Τα περιγράμματα του κάθε επιπέδου χρησιμοποιήθηκαν για την αποκοπή των αντίστοιχων σημείων από το αραιό νέφος σημείων από DIM. Τα αποκτόμενα σημεία συνενώθηκαν δημιουργώντας ένα νέο αραιό νέφος σημείων από DIM, πυκνότητας 20 cm και πλήθους 4,936 σημείων, το οποίο περιέχει πια μόνο τα σημεία που σχετίζονται με τις 8 κατακόρυφες πλευρές του μνημείου. Τέλος, έγινε η κατάτμηση του νέου αραιού νέφους σημείων από DIM σε επίπεδα μέσω των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R (Εικόνα 6.10). Σημειώνεται πως το LoD 1 αποσκοπεί στον προσδιορισμό των επιπέδων της κάθε κατακόρυφης πλευράς του μνημείου συμπεριλαμβάνοντας και κάποια ιδιαίτερα μορφολογικά χαρακτηριστικά της όπως για παράδειγμα τα ανάγλυφα στη ζωφόρο. Για την επίτευξη αυτού του στόχου χρησιμοποιήθηκε κατάλληλη παραμετροποίηση, π.χ. επιλέγοντας  $D_{thr}=0.5$  m (Πίνακας 6.9).



**Εικόνα 6.10:** LoD 1: Κατάτμηση του αραιού νέφους σημείων από DIM (πυκνότητας 20 cm) σε επίπεδα μέσω των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R.  Περίπτωση υπο-κατατμημένων επιπέδων.

Όπως φαίνεται στην Εικόνα 6.10, οι eERHT, APRHT-C και APRHT-R πέτυχαν παρόμοια αποτελέσματα προσδιορίζοντας επιτυχώς και τις 8 κατακόρυφες πλευρές του μνημείου. Τα εναπομείναντα σημεία είχαν διάσπαρτη κατανομή και δεν ξεπέρασαν το 5% του νέου αραιού νέφους σημείων από DIM. Από την άλλη, ο ERHT δεν πέτυχε ικανοποιητικά αποτελέσματα παρουσιάζοντας υπο-κατατμημένα επίπεδα σε τμήματα περιοχών όπου ο

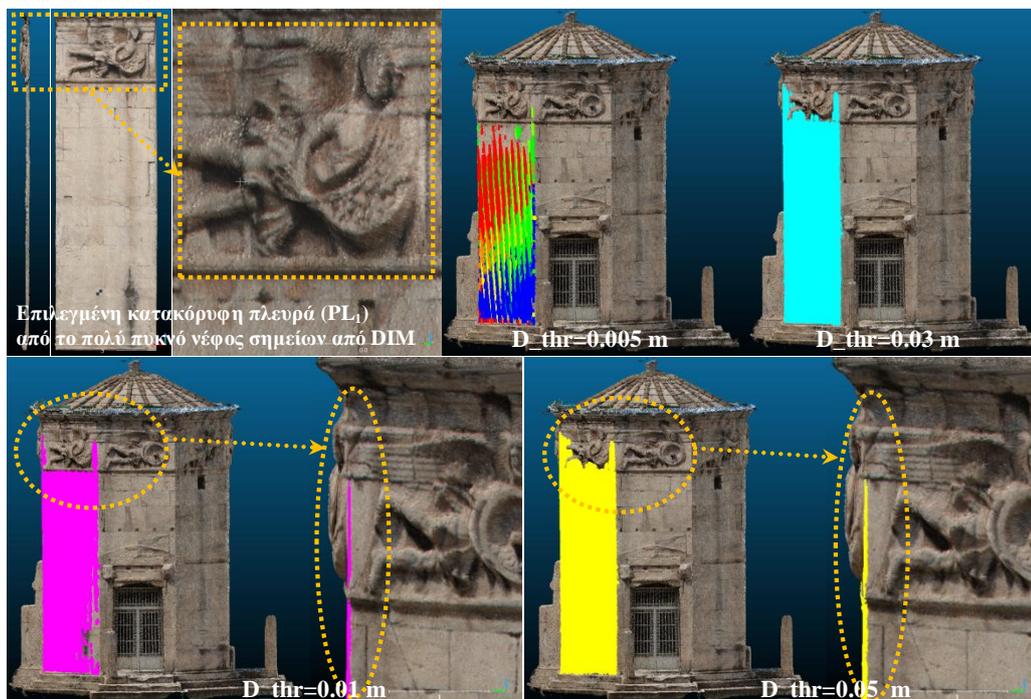
προσανατολισμός των normals άλλαξε απότομα (βλ. πορτοκαλί πλαίσιο στην Εικόνα 6.10). Αυτό οφείλεται στο γεγονός πως ο ERHT δεν ενσωματώνει το κριτήριο επιλογής  $N_{thr}$ . Στο [424] παρατίθενται αναλυτικά οι υπολογισθείσες παράμετροι του κάθε προσδιορισθέντος κυρίαρχου επιπέδου. Στην Εικόνα 6.11 απεικονίζονται οι υπολογιστικοί χρόνοι για τα  $PL_1$  έως  $PL_8$  εφαρμόζοντας τους ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R. Ο συνολικός υπολογιστικός χρόνος των APRHT-C και APRHT-R ήταν περίπου ίδιος, δηλαδή 46 sec και 42 sec αντίστοιχα. Από την άλλη, ο συνολικός υπολογιστικός χρόνος του eERHT ήταν πολύ μεγαλύτερος από αυτόν των δύο APRHTs, δηλαδή ήταν 1022 sec. Η ταχύτερη εκτέλεση των APRHT-C και APRHT-R σε σχέση με τον eERHT οφείλεται: 1) στη χρήση της αυτόματης επιλογής υπο-περιοχών μέσω προσαρμοστικών σημείων, και 2) στη χρήση της αυτόματης καθοδικής ρύθμισης παραμέτρων. Η καθυστέρηση του υπολογιστικού χρόνου που παρατηρείται για τον προσδιορισμό του  $PL_6$  μέσω του eERHT θεωρείται τυχαία καθώς δεν σχετίζεται με κάποια μορφολογική ιδιαιτερότητα του μνημείου σε εκείνο το επίπεδο. Για την επιβεβαίωση αυτού, εφαρμόστηκε και άλλες φορές ο eERHT με την ίδια παραμετροποίηση. Σε κάθε περίπτωση εφαρμογής, ο συνολικός υπολογιστικός χρόνος ήταν περίπου ίδιος με πριν ενώ η παρατηρούμενη καθυστέρηση αφορούσε κάθε φορά διαφορετικό επίπεδο. Ο συνολικός υπολογιστικός χρόνος του ERHT ήταν 8 sec, δηλαδή αρκετά μικρότερος από αυτόν των APRHT-C και APRHT-R. Ωστόσο, η ποιότητα των αποτελεσμάτων που εξήχθησαν από τον ERHT ήταν ιδιαίτερα χαμηλή.



**Εικόνα 6.11:** Υπολογιστικοί χρόνοι για τα  $PL_1$  έως  $PL_8$  εφαρμόζοντας τους ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R.

- Στο LoD 2 επιδιώκεται ο ακριβής προσδιορισμός των επιπέδων της κάθε κατακόρυφης πλευράς του μνημείου. Για την επίτευξη αυτού του στόχου πρέπει: 1) να αξιοποιηθεί το πολύ πυκνό νέφος σημείων από DIM, και 2) να επιλεγεί αυστηρότερη παραμετροποίηση ώστε να μην χρησιμοποιηθούν σημεία που σχετίζονται με κάποια από τα ιδιαίτερα

μορφολογικά χαρακτηριστικά της κάθε κατακόρυφης πλευράς (π.χ. ανάγλυφα στη ζωφόρο). Η χρήση του πολύ πυκνού νέφους σημείων από DIM συμβάλλει στην αύξηση της αξιοπιστίας των εξαχθέντων αποτελεσμάτων καθώς αξιοποιείται ένα μεγάλο πλήθος σημείων (πλεονάζουσες παρατηρήσεις) στην κάθε κατακόρυφη πλευρά. Για τη μείωση του υπολογιστικού χρόνου, δεν χρησιμοποιείται για τη διαδικασία κατάτμησης όλο το πολύ πυκνό νέφος σημείων από DIM αλλά γίνεται αποκοπή των σημείων της κάθε κατακόρυφης πλευράς αξιοποιώντας το αντίστοιχο περίγραμμα που εξήχθη στο LoD 1. Συνεπώς, δημιουργείται ένα πολύ πυκνό νέφος σημείων από DIM για την κάθε κατακόρυφη πλευρά. Η αυστηρότερη παραμετροποίηση αφορούσε κυρίως τους γεωμετρικούς περιορισμούς αποκοπής  $D_{\text{cns}}$  και  $\text{Angle}_{\text{cns}}$  αλλά και τα κριτήρια επιλογής  $D_{\text{thr}}$  και  $N_{\text{thr}}$ . Στην Εικόνα 6.12 φαίνονται τα αποτελέσματα της κατάτμησης του πολύ πυκνού νέφους σημείων από DIM μίας κατακόρυφης πλευράς που αντιστοιχεί στο  $PL_1$  (πλήθους 161,989 σημείων) μέσω του APRHT-R. Για λόγους σύγκρισης, χρησιμοποιήθηκαν διάφορες τιμές του  $D_{\text{thr}}$ , δηλαδή 0.05 m, 0.03 m, 0.01 m και 0.005 m. Βάσει των μορφολογικών χαρακτηριστικών του μνημείου, τα αποτελέσματα που θεωρήθηκαν πιο ικανοποιητικά ήταν αυτά που προέκυψαν χρησιμοποιώντας το  $D_{\text{thr}}=0.01$  m.



**Εικόνα 6.12:** LoD 2: Κατάτμηση μίας κατακόρυφης πλευράς ( $PL_1$ ) του πολύ πυκνού νέφους σημείων από DIM (πυκνότητας 1 cm) σε επίπεδα μέσω του APRHT-R και με διάφορες τιμές του  $D_{\text{thr}}$ .

Βάσει αυτής της παραμετροποίησης (Πίνακας 6.9), ο υπολογιστικός χρόνος του APRHT-R ήταν 147 sec ενώ το πλήθος των σημείων που εκχωρήθηκαν στο προσδιορισθέν επίπεδο

ήταν 89,795 σημεία. Τα αποτελέσματα που εξήχθησαν με τα  $D_{thr}=0.05$  m και  $D_{thr}=0.03$  m δεν θεωρήθηκαν ικανοποιητικά καθώς εκχωρήθηκαν σημεία που δεν θα έπρεπε να εκχωρηθούν όπως για παράδειγμα αυτά στα ανάγλυφα τη ζωφόρου. Τα αποτελέσματα που εξήχθησαν με το  $D_{thr}=0.005$  m δεν θεωρήθηκαν και αυτά ικανοποιητικά καθώς οδήγησαν σε υπερ-καταταμημένα επίπεδα.

Συμπερασματικά, οι eERHT, APRHT-C και APRHT-R ανταποκρίθηκαν ικανοποιητικά στις αυξημένες απαιτήσεις της εφαρμογής. Παρά το γεγονός πως και οι τρεις αλγόριθμοι πέτυχαν παρόμοια αποτελέσματα, οι δύο APRHTs εκτελέστηκαν σε αρκετά μικρότερο υπολογιστικό χρόνο σε σχέση με τον eERHT. Ο ERHT δεν εξήγαγε ικανοποιητικά αποτελέσματα καθώς η εφαρμογή αφορούσε κατασκευή με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες και όχι τυπική περίπτωση κτίσματος. Για την εκτέλεση της παρούσας πειραματικής εφαρμογής συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB. Τα χαρακτηριστικά του σταθμού εργασίας που χρησιμοποιήθηκε ήταν CPU στα 3.20 GHz με 12GB μνήμη RAM και κάρτα γραφικών NVIDIA Quadro FX 4600.

#### 6.1.6.4 Τέταρτη πειραματική εφαρμογή: Κατάτμηση σε τυπικές και σύνθετες περιπτώσεις οροφών κτισμάτων

Στην παρούσα πειραματική εφαρμογή γίνεται προσδιορισμός επιπέδων σε τέσσερις περιπτώσεις κτισμάτων (Κτίσμα 1, Κτίσμα 2, Κτίσμα 3 και Κτίσμα 4) τυπικής ή σύνθετης κτιριακής δομής. Σε όλες τις περιπτώσεις χρησιμοποιήθηκαν νέφη σημείων από LIDAR. Για την εκτέλεση της παρούσας πειραματικής εφαρμογής συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB. Τα χαρακτηριστικά των σταθμών εργασίας που χρησιμοποιήθηκαν ήταν: 1) CPU στα 2.27 GHz και 8GB μνήμη RAM για τα Κτίσματα 1 και 2, και 2) CPU στα 2.60 GHz με 16GB μνήμη RAM και κάρτα γραφικών NVIDIA GeForce GTX 960M για τα Κτίσματα 3 και 4. Πιο αναλυτικά:

- Το Κτίσμα 1 και το Κτίσμα 2 προέρχονται από το σετ δεδομένων της περιοχής μελέτης του Καλοχωρίου, Ελλάδα (παράγραφος 4.2.2) με πλήθος σημείων 1,735 και 1,351 αντίστοιχα. Το Κτίσμα 1 χαρακτηρίζεται ως κτίσμα τυπικής κτιριακής δομής αποτελούμενο από πολλαπλά οριζόντια και παράλληλα τμήματα με μικρές υψομετρικές διαφορές. Το Κτίσμα 2 έχει συνθετότερη κτιριακή δομή από το Κτίσμα 1 και αποτελείται από πολλαπλά επικλινή τμήματα. Δεδομένης της διαφορετικής κτιριακής δομής που έχουν μεταξύ τους αυτά τα δύο κτίσματα, έγινε ανάλυση ευαισθησίας σχετικά με τη χρήση των δύο πρόσθετων γεωμετρικών περιορισμών αποκοπής ( $Angle\_cns$  και  $HD\_cns$ ) αλλά και των παραμέτρων της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής του συσσωρευτή. Η ανάλυση ευαισθησίας έγινε για τους iRHT και ERHT και όχι για τους APRHT-C και APRHT-R. Ο λόγος για τον οποίο επιλέχθηκαν οι iRHT και ERHT, ήταν για να

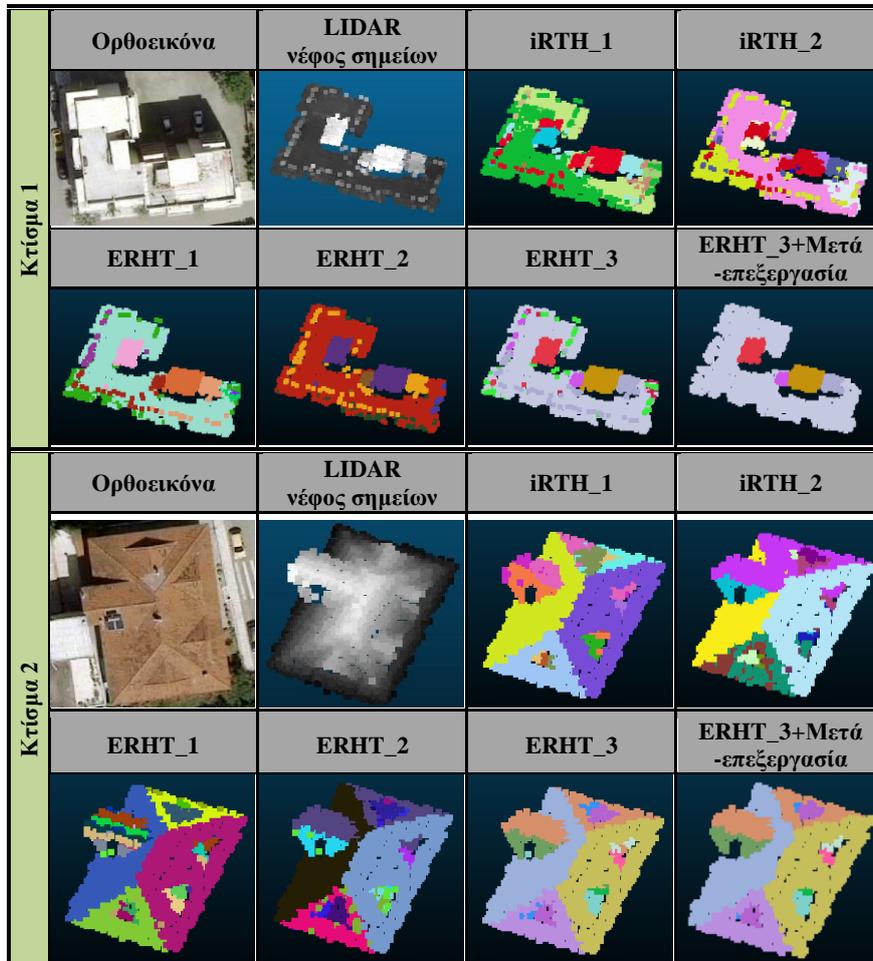
αναδειχθεί η συνεισφορά των προτεινόμενων επεκτάσεων και της αρχιτεκτονικής του συσσωρευτή στην ακρίβεια και στον υπολογιστικό χρόνο προσδιορισμού των κυρίαρχων επιπέδων. Για τις ανάγκες της εφαρμογής εφαρμόστηκαν: 1) δύο παραλλαγές του iRHT (iRHT\_1 και iRHT\_2), 2) τρεις παραλλαγές του ERHT (ERHT\_1, ERHT\_2, ERHT\_3), και 3) η παραλλαγή ERHT\_3 με μετα-επεξεργασία των αποτελεσμάτων όπως περιγράφεται αναλυτικά στην παράγραφο 6.4.3. Στην κάθε παραλλαγή χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικοί συνδυασμοί παραμέτρων, όπως φαίνονται στον Πίνακα 6.10. Οι τιμές των παραμέτρων επιλέχθηκαν με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε να επιτευχθούν τα βέλτιστα δυνατά αποτελέσματα όπως απεικονίζονται στην Εικόνα 6.13. Οι αντίστοιχοι υπολογιστικοί χρόνοι φαίνονται στην Εικόνα 6.14. Όσον αφορά στο Κτίσμα 1, οι υπολογιστικοί χρόνοι ήταν περίπου ίδιοι για όλες τις παραλλαγές αλγορίθμων εκτός από τον iRHT\_2. Παρόλα αυτά, οι iRHT\_1, iRHT\_2, ERHT\_1 και ERHT\_2 παρουσίασαν αστοχίες κατά τη διαδικασία κατάτμησης οδηγώντας σε υπο-κατατμημένα, πλασματικά και υπερ-κατατμημένα επίπεδα. Όσον αφορά στο Κτίσμα 2, οι υπολογιστικοί χρόνοι των εφαρμοζόμενων αλγορίθμων διέφεραν αρκετά μεταξύ τους. Αυτό συνέβη λόγω της συνθετότερης δομής του Κτίσματος 2 σε σχέση με αυτήν του Κτίσματος 1. Πιο συγκεκριμένα, οι υπολογιστικοί χρόνοι των iRHT\_1 και iRHT\_2 ήταν αρκετά μεγαλύτεροι από αυτούς των ERHT\_1, ERHT\_2 και ERHT\_3.

	iRHT_1	iRHT_2	ERHT_1	ERHT_2	ERHT_3	
Παραμετροποίηση για το Κτίσμα 1 και το Κτίσμα 2	<b>Γενικές παράμετροι</b>					
	<i>i</i>	10,000,000	10,000,000	10,000,000	10,000,000	10,000,000
	<b>Παράμετροι του συσσωρευτή</b>					
	<i>r_sphere</i>	2	2	2	2	2
	<i>Np_density</i>	1 για Κτίσμα 1 3 για Κτίσμα 2	1 για Κτίσμα 1 3 για Κτίσμα 2	1 για Κτίσμα 1 3 για Κτίσμα 2	1 για Κτίσμα 1 3 για Κτίσμα 2	1 για Κτίσμα 1 3 για Κτίσμα 2
	<i>Density_thr</i>	2 για Κτίσμα 1 4 για Κτίσμα 2	2 για Κτίσμα 1 4 για Κτίσμα 2	2 για Κτίσμα 1 4 για Κτίσμα 2	2 για Κτίσμα 1 4 για Κτίσμα 2	2 για Κτίσμα 1 4 για Κτίσμα 2
	<i>zp</i>	1	1	–	–	1
	<i>M_plane</i>	Διάμεσος	Διάμεσος	Μέση τιμή	Διάμεσος	Διάμεσος
	<b>Γεωμετρικοί περιορισμοί αποκοπής</b>					
	<i>D_cns</i>	2 m	7 m	7 m	7 m	7 m
	<i>Angle_cns</i>	–	–	15 deg	15 deg	15 deg
	<i>HD_cns</i>	–	–	0.5 m για Κτίσμα 1 2.5 m για Κτίσμα 2	0.5 m για Κτίσμα 1 2.5 m για Κτίσμα 2	0.5 m για Κτίσμα 1 2.5 m για Κτίσμα 2
	<b>Κριτήρια επιλογής</b>					
	<i>D_thr</i>	0.4 m	0.4 m	0.4 m	0.4 m	0.4 m

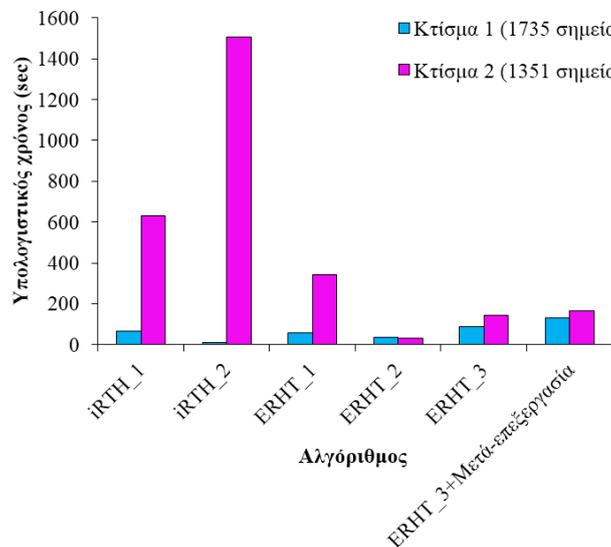
**Πίνακας 6.10:** Παραμετροποίηση των παραλλαγών των iRHT και ERHT για το Κτίσμα 1 και Κτίσμα 2.

Παρόλα αυτά, οι iRHT\_1, iRHT\_2, ERHT\_1 και ERHT\_2 παρουσίασαν και σε αυτή την περίπτωση κτίσματος αστοχίες κατά τη διαδικασία κατάτμησης, οδηγώντας σε πλασματικά και υπερ-κατατμημένα επίπεδα. Τόσο στο Κτίσμα 1 όσο και στο Κτίσμα 2, τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν εφαρμόζοντας τον ERHT\_3, ο οποίος αποτελεί

και την πλήρη μορφή του ERHT (παράγραφος 6.2.5). Τα αποτελέσματα από τον ERHT\_3 βελτιώθηκαν μετά το στάδιο της μετα-επεξεργασίας, απορροφώντας τοπικά πλασματικά και υπερ-καταταμημένα επίπεδα, χωρίς να αυξάνεται σημαντικά ο συνολικός υπολογιστικός χρόνος.



Εικόνα 6.13: Κατάτμηση οροφής του Κτίσματος 1 και του Κτίσματος 2 μέσω των παραλλαγών των iRHT και ERHT.



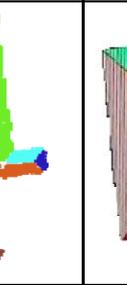
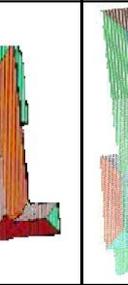
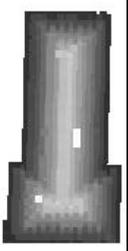
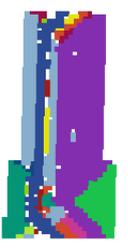
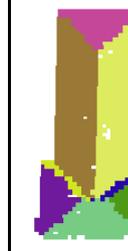
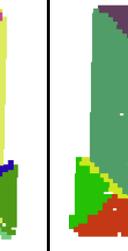
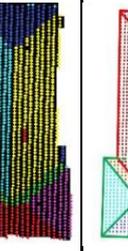
Εικόνα 6.14: Υπολογιστικοί χρόνοι των παραλλαγών των iRHT και ERHT για το Κτίσμα 1 και το Κτίσμα 2.

- Το Κτίσμα 3 και το Κτίσμα 4 προέρχονται από το σετ δεδομένων της περιοχής μελέτης Area 1, Vaihingen, Γερμανία (παράγραφος 4.2.2), με πλήθος σημείων 5,210 και 1,500 αντίστοιχα. Το Κτίσμα 3 αποτελείται ουσιαστικά από ένα σύμπλεγμα κτισμάτων τα οποία περιέχουν οριζόντια αλλά και πολλαπλά επικλινή τμήματα. Το Κτίσμα 4 αποτελείται από πολλαπλά επικλινή τμήματα των οποίων οι διαφορές των μεταξύ τους κλίσεων είναι μικρές. Το Κτίσμα 3 και το Κτίσμα 4, όπως και τα άλλα κτίσματα στην ίδια περιοχή μελέτης, αποτελούν σύνθετες περιπτώσεις κτισμάτων και έχουν προσελκύσει το ενδιαφέρον αρκετών ερευνητών για εφαρμογές κατάτμησης νεφών σημείων ή 3D μοντελοποίησης [10]. Για τον λόγο αυτό, εφαρμόστηκαν και στις δύο περιπτώσεις κτισμάτων οι ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R. Τα αποτελέσματα αξιολογήθηκαν ποιοτικά υπό το πρίσμα της σχέσης ακρίβειας και υπολογιστικού χρόνου και συγκρίθηκαν με τα αντίστοιχα από άλλες τεχνικές της διεθνούς βιβλιογραφίας [431-434].

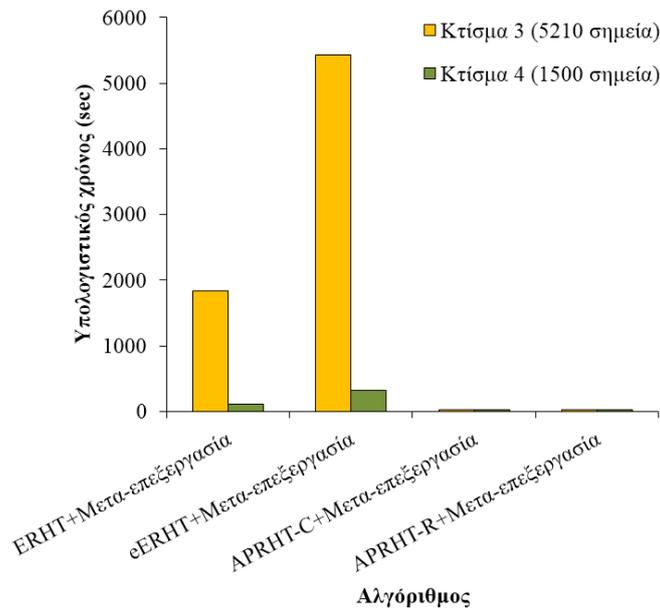
	ERHT	eERHT	APRHT-C	APRHT-R	
Παραμετροποίηση για το Κτίσμα 3 και το Κτίσμα 4	<b>Γενικές παράμετροι</b>				
	<i>i</i>	10,000,000	10,000,000	10,000,000	10,000,000
	<b>Παράμετροι του συσσωρευτή</b>				
	<i>r_sphere</i>	2	2	2	2
	<i>Np_density</i>	6	6	6	6
	<i>Density_thr</i>	7	7	7	7
	<i>zp</i>	1	1	1	1
	<i>M_plane</i>	Διάμεσος	Διάμεσος	Διάμεσος	Διάμεσος
	<b>Γεωμετρικοί περιορισμοί αποκοπής</b>				
	<i>D_cns</i>	4 m	4 m	4 m	4 m
	<i>Angle_cns</i>	15 deg	15 deg	15 deg	15 deg
	<i>HD_cns</i>	2.5 m	2.5 m	2.5 m	2.5 m
	<b>Κριτήρια επιλογής</b>				
	<i>D_thr</i>	0.4 m	0.4 m	0.4 m	0.4 m
	<i>N_thr</i>	-	15 deg	15 deg	15 deg
	<b>Προσαρμοστικές παράμετροι</b>				
	<i>Adapt_p</i>	-	-	260 σημεία για Κτίσμα 3 75 σημεία για Κτίσμα 4	Μεταβαλλόμενης κατάστασης
	<i>R_srg</i>	-	-	7 m	7 m
	<i>C_adp</i>	-	-	100	100
	<b>Καθοδική ρύθμιση παραμέτρων</b>				
<i>Step_Des</i>	-	-	0.5 m για <i>R_srg</i> 0.5 m για <i>D_cns</i> 1 για <i>Np_density</i> 1 για <i>Density_thr</i>	0.5 m για <i>R_srg</i> 0.5 m για <i>D_cns</i> 1 για <i>Np_density</i> 1 για <i>Density_thr</i>	
<i>Min_des</i>	-	-	4 m για <i>R_srg</i> 4 m για <i>D_cns</i> 4 για <i>Np_density</i> 5 για <i>Density_thr</i>	4 m για <i>R_srg</i> 4 m για <i>D_cns</i> 4 για <i>Np_density</i> 5 για <i>Density_thr</i>	

Πίνακας 6.11: Παραμετροποίηση των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R για το Κτίσμα 3 και Κτίσμα 4.

Αναλυτικότερα, οι τιμές των παραμέτρων επιλέχθηκαν με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε να επιτευχθούν τα βέλτιστα δυνατά αποτελέσματα (Πίνακας 6.11). Στην Εικόνα 6.15 απεικονίζονται τα τελικά αποτελέσματα όπως προέκυψαν μετά το στάδιο της μετα-επεξεργασίας (παράγραφος 6.4.3). Οι αντίστοιχοι υπολογιστικοί χρόνοι φαίνονται στην Εικόνα 6.16. Οι eERHT, APRHT-C και APRHT-R πέτυχαν παρόμοια αποτελέσματα προσδιορίζοντας επιτυχώς τα επίπεδα και στις δύο περιπτώσεις κτισμάτων. Παρόλα αυτά οι δύο APRHTs εκτελέστηκαν σε αρκετά μικρότερο υπολογιστικό χρόνο σε σχέση με τον eERHT. Για το Κτίσμα 3, οι υπολογιστικοί χρόνοι των eERHT, APRHT-C και APRHT-R ήταν 5432 sec, 31 sec και 31 sec αντίστοιχα. Για το Κτίσμα 4, οι υπολογιστικοί χρόνοι των eERHT, APRHT-C και APRHT-R ήταν 317 sec, 19 sec και 30 sec αντίστοιχα. Από την άλλη, ο ERHT δεν πέτυχε ικανοποιητικά αποτελέσματα καθώς παρουσίασε πλασματικά και υπερ-κατατμημένα επίπεδα. Αυτό οφείλεται στο γεγονός πως ο ERHT δεν ενσωματώνει το κριτήριο επιλογής  $N_{thr}$  και έτσι δεν μπόρεσε να ανταποκριθεί επαρκώς σε αυτές τις σύνθετες περιπτώσεις κτισμάτων. Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των APRHT-C και APRHT-R με τα αντίστοιχα της διεθνούς βιβλιογραφίας, φαίνεται πως επιτυγχάνεται εφάμιλλη ποιότητα.

	Ορθοεικόνα	Νέφος σημείων από LIDAR	ERHT+Μετά-επεξεργασία	eERHT+Μετά-επεξεργασία	APRHT-C+Μετά-επεξεργασία	APRHT-R+Μετά-επεξεργασία	[434]	[431]
Κτίσμα 3								
Κτίσμα 4								

Εικόνα 6.15: Κατάτμηση οροφής του Κτίσματος 3 και του Κτίσματος 4 μέσω των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R και σύγκριση των αποτελεσμάτων με άλλες τεχνικές.

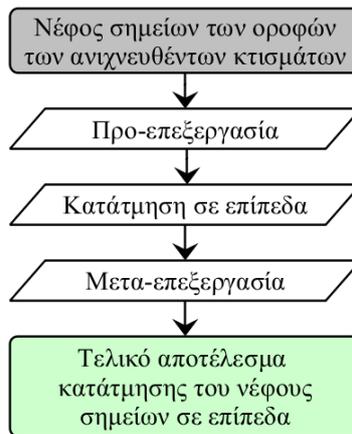


**Εικόνα 6.16:** Υπολογιστικοί χρόνοι των ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R, συμπεριλαμβανομένης και της μετα-επεξεργασίας, για το Κτίσμα 3 και το Κτίσμα 4.

## 6.2 Μεθοδολογική προσέγγιση

Στην Εικόνα 6.17 παρουσιάζεται το διάγραμμα ροής της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε για την κατάτμηση οροφών κτισμάτων σε επίπεδα για νέφη σημείων από LIDAR. Σημειώνεται πως η μεθοδολογία αυτή μπορεί να εφαρμοστεί και σε μεταβολές κτισμάτων. Σε πρώτο στάδιο, γίνεται η προ-επεξεργασία των νεφών σημείων των κτισμάτων, που ανιχνεύθηκαν με αυτόματες τεχνικές. Αυτό το στάδιο περιλαμβάνει διάφορες διαδικασίες, όπως τον υπολογισμό και τη διεύρυνση του 3D περιγράμματος του εκάστοτε ανιχνευθέντος κτίσματος, την αποκοπή του αρχικού νέφους σημείων από LIDAR και τον καθαρισμό του, όπως και την απόδοση μοναδικής ετικέτας στο νέφος σημείων του κάθε κτίσματος. Έπειτα, γίνεται η κατάτμηση σε επίπεδα στο νέφος σημείων από LIDAR που αντιστοιχεί στο κάθε κτίσμα. Το στάδιο της μετα-επεξεργασίας αποσκοπεί στη βελτίωση του τελικού αποτελέσματος και περιλαμβάνει διάφορες διαδικασίες, όπως την απαλοιφή σημείων που σχετίζονται με πρόσθετα αντικείμενα στις στέγες αλλά και την απαλοιφή πλασματικών και υπερ-κατατμημένων επιπέδων.

Στην παρούσα εφαρμογή η κατάτμηση έγινε μέσω του ERHT\_3, ο οποίος εξήγαγε ικανοποιητικά αποτελέσματα στα Κτίσματα 1 και 2 στην 4<sup>η</sup> πειραματική εφαρμογή, που αναπτύχθηκε στα προηγούμενα (παράγραφος 6.2.6.4). Επίσης, η εφαρμογή του ERHT\_3, και όχι των APRHT-C και APRHT-R, έγινε για να αναδειχθεί η συνεισφορά και η σημαντικότητα του σταδίου της μετα-επεξεργασίας. Τα χαρακτηριστικά του σταθμού εργασίας που χρησιμοποιήθηκε ήταν CPU στα 2.27 GHz και 8GB μνήμη RAM.



Εικόνα 6.17: Διάγραμμα ροής της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε για την κατάτμηση οροφών κτισμάτων σε επίπεδα για νέφη σημείων από LIDAR.

## 6.3 Εφαρμογή

### 6.3.1 Περιοχή μελέτης και δεδομένα

Η περιοχή μελέτης είναι μία υπο-περιοχή του οικισμού του Καλοχωρίου (παράγραφος 4.2.2). Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν τα νέφη σημείων από LIDAR των ανιχνευθέντων τελικών κτισμάτων που εξήχθησαν στην παράγραφο 4.3.8 μέσω της τεχνικής scan line smooth filtering.

### 6.3.2 Προ-επεξεργασία

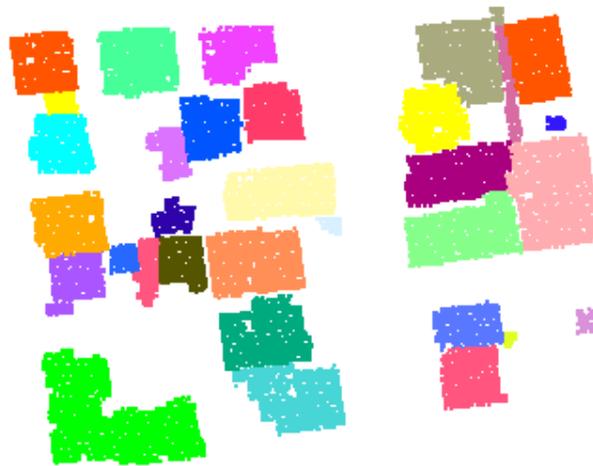
Σε πρώτο στάδιο, γίνεται η προ-επεξεργασία των κτισμάτων που ανιχνεύθηκαν με αυτόματες τεχνικές. Η προ-επεξεργασία περιλαμβάνει τα παρακάτω βήματα:

- Βήμα 1: Εξαγωγή του 3D περιγράμματος του εκάστοτε ανιχνευθέντος κτίσματος. Η εξαγωγή του 3D περιγράμματος του εκάστοτε ανιχνευθέντος κτίσματος έγινε μέσω της τεχνικής Convex Hull [192]. Το 3D περίγραμμα χρησιμοποιείται ως οδηγός για το επόμενο βήμα.
- Βήμα 2: Διεύρυνση του 3D περιγράμματος. Η διεύρυνση του 3D περιγράμματος αποτελεί ουσιαστικά ένα είδος ανοχής περιμετρικά του κτίσματος. Με αυτόν τον τρόπο δύναται να περιληφθούν τμήματα των κτισμάτων που εξέχουν αλλά και να απορροφηθούν περιπτώσεις αλλοίωσης στα όρια τους ή ύπαρξης κενών. Η τιμή διεύρυνσης ορίζεται ανάλογα με την εφαρμογή. Στην παρούσα εφαρμογή η τιμή επιλέχθηκε ίση με 2.5 m.
- Βήμα 3: Αποκοπή από το αρχικό νέφος σημείων LIDAR. Η αποκοπή από το αρχικό νέφος σημείων LIDAR έγινε χρησιμοποιώντας το διευρυμένο 3D περίγραμμα του ανιχνευθέντος κτίσματος.
- Βήμα 4: Καθαρισμός και διόρθωση του νέφους σημείων από LIDAR. Ο καθαρισμός και η διόρθωση του νέφους σημείων της οροφής του κάθε κτίσματος γίνεται για την απαλοιφή

περιπτώσεων πιθανής συμπερίληψης σημείων του εδάφους, των γειτονικών κτισμάτων και των προσόψεων (facades) των κτισμάτων. Στην παρούσα εφαρμογή η διαδικασία αυτή έγινε χειροκίνητα, ωστόσο, στην ευρύτερη διεθνή βιβλιογραφία αναφέρονται και αυτοματοποιημένες τεχνικές [435].

- Βήμα 5: Απόδοση μοναδικής ετικέτας στο νέφος σημείων της οροφής κάθε κτίσματος. Η διαδικασία αυτή αποτελεί ένα είδος γενικής κατάτμησης έτσι ώστε να αντιμετωπίζεται κάθε κτίσμα σαν ένα αντικείμενο. Η απόδοση μοναδικής ετικέτας στο νέφος σημείων της οροφής του κάθε κτίσματος μπορεί να γίνει είτε χειροκίνητα είτε αυτοματοποιημένα μέσω της τεχνικής των ενωμένων συνιστωσών (connected components) [53].

Στην Εικόνα 6.18 απεικονίζεται το νέφος σημείων από LIDAR του κάθε κτίσματος της περιοχής μελέτης, χρωματισμένο βάσει της μοναδικής του ετικέτας.



**Εικόνα 6.18:** Νέφος σημείων από LIDAR του κάθε κτίσματος της περιοχής μελέτης, χρωματισμένο βάσει της μοναδικής του ετικέτας.

### 6.3.3 Μετα-επεξεργασία

Η μετα-επεξεργασία των αποτελεσμάτων της κατάτμησης αποσκοπεί στη βελτίωση του τελικού αποτελέσματος. Η μετα-επεξεργασία περιλαμβάνει τα παρακάτω κατά σειρά βήματα:

- Βήμα 1: Απαλοιφή σημείων που σχετίζονται με πρόσθετα αντικείμενα στις στέγες. Δεδομένου του σχήματος αλλά και του μεγάλου μεγέθους τους, κάποιες κατασκευές όπως οι ηλιακοί συλλέκτες, μπορεί να προσδιοριστούν ως επίπεδες επιφάνειες από τον εκάστοτε εφαρμοζόμενο αλγόριθμο. Για την παρούσα εφαρμογή αυτά τα αντικείμενα θεωρούνται ανεπιθύμητα και για αυτό τον λόγο απαλείφονται. Η απαλοιφή τους έγινε αξιοποιώντας την πληροφορία της έντασης στο νέφος σημείων από LIDAR. Λόγω της υψηλής ανακλαστικότητάς τους, αυτά τα αντικείμενα παρουσιάζουν ιδιαίτερα χαμηλές τιμές έντασης. Συνεπώς, έγινε απαλοιφή των σημείων των προσδιορισθέντων επιπέδων που είχαν τιμές έντασης μικρότερες από 35.

- Βήμα 2: Απαλοιφή πλασματικών επιπέδων αλλά και μεμονωμένων και χωρικά διάσπαρτων σημείων σε κάθε προσδιορισθέν επίπεδο. Για το βήμα αυτό, υπολογίζεται αρχικά η πυκνότητα του κάθε σημείου βάσει των γειτονικών του σε μία ακτίνα με προκαθορισμένη τιμή. Έπειτα γίνεται απαλοιφή των σημείων που έχουν τιμή πυκνότητας μικρότερη από ένα προκαθορισμένο κατώφλι. Στην παρούσα εφαρμογή, η ακτίνα επιλέχθηκε 1 m και το κατώφλι πυκνότητας ίσο με 5.
- Βήμα 3: Επανεκχώρηση των σημείων σε καταλληλότερα επίπεδα και απαλοιφή υπερ-κατατμημένων επιπέδων. Η διαδικασία αυτή εκτελείται σε τρεις επιμέρους φάσεις. Στην πρώτη φάση γίνεται η προσαρμογή νέων επιπέδων από τα αντίστοιχα εναπομείναντα σημεία του προηγούμενου βήματος. Στη δεύτερη φάση υπολογίζεται η 3D Ευκλείδεια απόσταση που απέχει το κάθε σημείο από το κάθε νέο επίπεδο. Στην τρίτη φάση γίνεται επανεκχώρηση των σημείων σε άλλο επίπεδο βάσει δύο συνθηκών: α) της απόλυτης τιμής της σχετικής διαφοράς των αντίστοιχων 3D Ευκλείδειων αποστάσεων για κάθε σημείο και νέο επίπεδο και β) της αντίστοιχης σχετικής γωνίας μεταξύ των normals του κάθε ζεύγους των νέων επιπέδων [435-436]. Τα κατώφλια ικανοποίησης των συνθηκών επιλέχθηκαν 20 cm (δηλαδή η υψομετρική αβεβαιότητα του νέφους σημείων από LIDAR) και 4 deg.
- Βήμα 4: Απαλοιφή επιπέδων που αποτελούνται από μικρό αριθμό σημείων. Το κατώφλι ελάχιστου αριθμού σημείων επιλέγεται ανάλογα με την εφαρμογή. Στην παρούσα εφαρμογή επιλέχθηκε ίσο με 4.

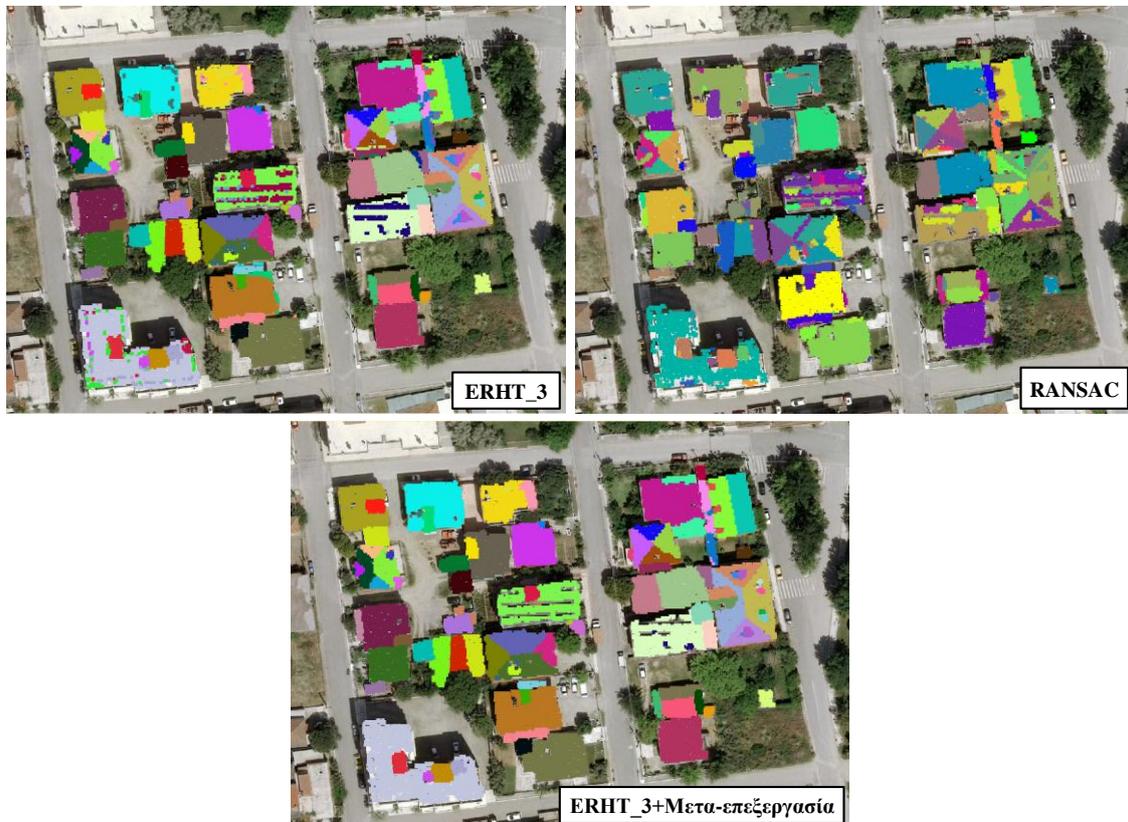
Σημειώνεται πως για τα Κτίσματα 3 και 4 της 4<sup>ης</sup> πειραματικής εφαρμογής (παράγραφος 6.2.6.4) εφαρμόστηκαν μόνο τα τρία τελευταία βήματα και όχι το πρώτο. Αυτό έγινε γιατί τα κτίσματα αυτά δεν διέθεταν ηλιακούς συλλέκτες στις στέγες τους. Για την εκτέλεση του σταδίου της μετα-επεξεργασίας συντάχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB.

#### **6.3.4 Προσδιορισμός επιπέδων και αξιολόγηση αποτελεσμάτων**

Ο προσδιορισμός των επιπέδων στην περιοχή μελέτης έγινε μέσω του ERHT\_3, ο οποίος εξήγαγε ικανοποιητικά αποτελέσματα στα Κτίσματα 1 και 2 στην 4<sup>η</sup> πειραματική εφαρμογή της παραγράφου 6.2.6.4. Η εφαρμογή του ERHT\_3, και όχι των APRHT-C και APRHT-R, έγινε για να αναδειχθεί η συνεισφορά και η σημαντικότητα του σταδίου της μετα-επεξεργασίας.

Για λόγους σύγκρισης εφαρμόστηκε και ο αλγόριθμος RANSAC [323]. Η συγκεκριμένη παραλλαγή του RANSAC ενσωματώνει επιπρόσθετα την τεχνική των ενωμένων συνιστωσών για τη βελτίωση του αποτελέσματος. Για τον λόγο αυτό, δεν εφαρμόστηκε το στάδιο της μετα-επεξεργασίας στα προσδιορισθέντα επίπεδα που εξήχθησαν από τον RANSAC. Τονίζεται πως ο κάθε αλγόριθμος εφαρμόστηκε μεμονωμένα σε κάθε κτίσμα της περιοχής μελέτης βάσει της μοναδικής του ετικέτας. Στην Εικόνα 6.19 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της κατάτμησης των

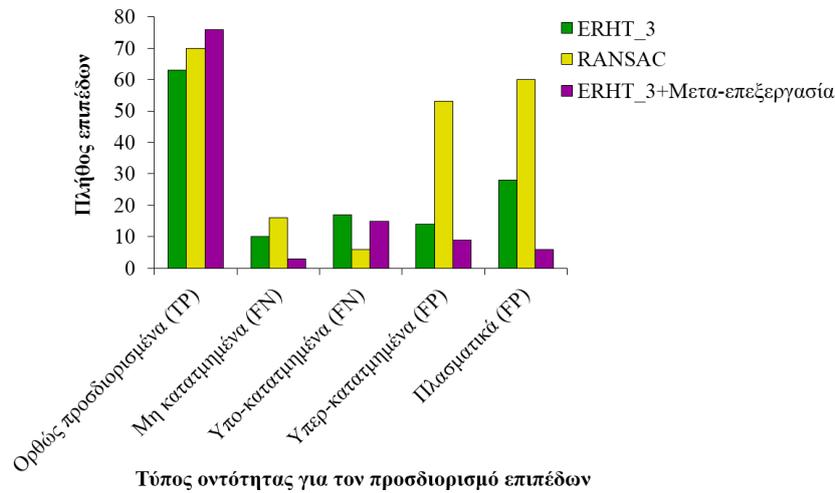
οροφών των κτισμάτων μέσω των ERHT\_3, RANSAC και ERHT\_3+Μετα-επεξεργασία. Στην Εικόνα 6.20 φαίνονται οι TP, FN και FP οντότητες που προέκυψαν από τα δεδομένα ελέγχου για τον κάθε εφαρμοζόμενο αλγόριθμο ενώ στον Πίνακα 6.12 παρουσιάζονται τα αντίστοιχα αποτελέσματα αξιολόγησης ανά αντικείμενο. Τα δεδομένα ελέγχου προέκυψαν από στερεοσκοπικές παρατηρήσεις, φωτοερμηνεία στις ορθοεικόνες και 3Δ περιήγηση στα νέφη σημείων από LIDAR.



Εικόνα 6.19: Κατάτμηση οροφών κτισμάτων μέσω των εφαρμοζόμενων αλγορίθμων.

Ο RANSAC εμφάνισε λιγότερα υπο-κατατμημένα επίπεδα και ταυτόχρονα περισσότερα ορθά επίπεδα από τον ERHT\_3. Παρόλα αυτά, το ποσοστό Q που πέτυχε ο RANSAC ήταν μικρότερο από του ERHT\_3 καθώς εμφάνισε πολλά περισσότερα υπερ-κατατμημένα επίπεδα και πλασματικά επίπεδα. Το ποσοστό που πέτυχε ο ERHT\_3 θεωρείται μέτριο. Ωστόσο, μετά το στάδιο της μετα-επεξεργασίας, τα ποσοστά  $C_m$  και  $C_r$  πήραν τιμές μεγαλύτερες από 80% αυξάνοντας σημαντικά το ποσοστό Q από 48.0% σε 70.0%. Τέτοιου μεγέθους ποσοστά Q επιτρέπουν τη χρήση των αποτελεσμάτων σε εφαρμογές 3Δ μοντελοποίησης κτισμάτων σε LoD 2. Παρόλα αυτά, ακόμα και μετά το στάδιο της μετα-επεξεργασίας, εντοπίστηκαν κάποια τοπικά υπο-κατατμημένα επίπεδα. Αυτά τα επίπεδα μπορούν να απορροφηθούν είτε ενισχύοντας το

στάδιο της μετα-επεξεργασίας με πρόσθετες τεχνικές (π.χ. region growing) είτε χρησιμοποιώντας αυστηρότερη παραμετροποίηση μέσω της εφαρμογής των APRHT-C και APRHT-R.



**Εικόνα 6.20:** Παρατηρούμενες TP, FN και FP οντότητες που προέκυψαν από τα δεδομένα ελέγχου για τον κάθε εφαρμοζόμενο αλγόριθμο.

Αλγόριθμος	Ποσοστά επιτυχίας		
	C <sub>m</sub> (%)	C <sub>r</sub> (%)	Q (%)
ERHT_3	70.0	60.0	48.0
RANSAC	76.0	38.0	34.0
ERHT_3+Μετα-επεξεργασία	81.0	84.0	70.0

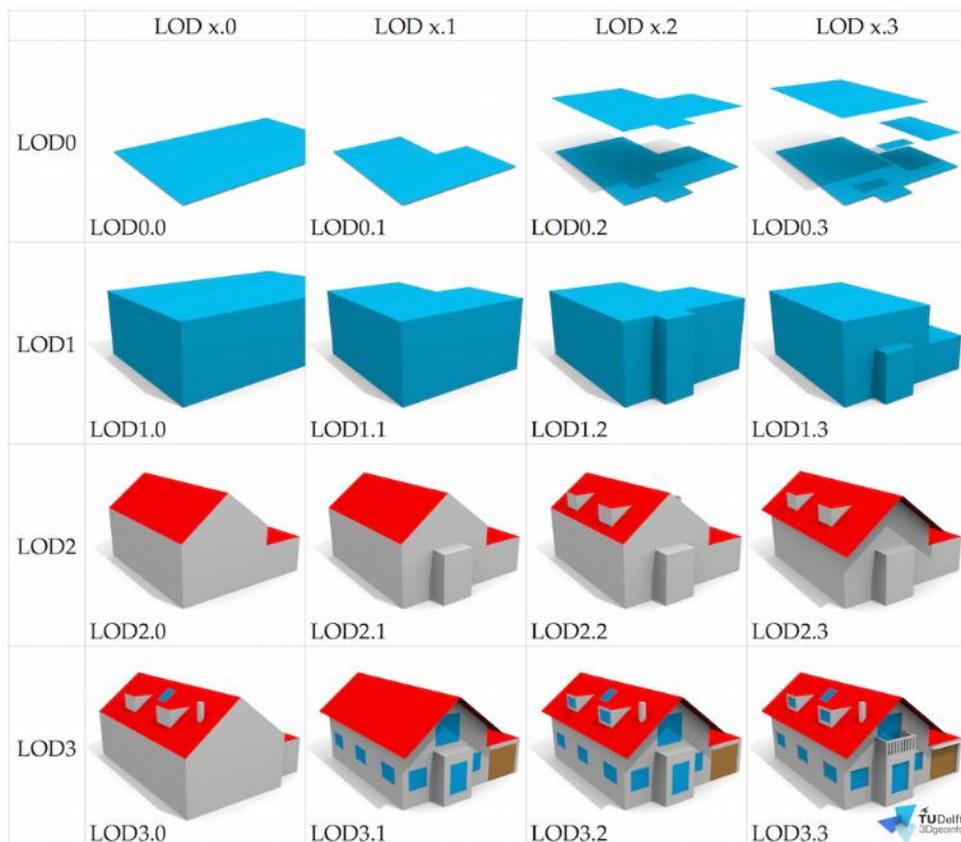
**Πίνακας 6.12:** Ποσοστά επιτυχίας ανά αντικείμενο για την κατάταξη οροφών κτισμάτων μέσω των εφαρμοζόμενων αλγορίθμων.

#### 6.4 3Δ μοντελοποίηση κτισμάτων σε επίπεδα λεπτομέρειας (LoDs)

Η πολυπλοκότητα του σύγχρονου αστικού περιβάλλοντος αλλά και ο διαρκώς αυξανόμενος αριθμός νέων εφαρμογών στο Κτηματολόγιο και στον αστικό σχεδιασμό, στη διαχείριση κινδύνων και ασφάλειας αλλά και στις έξυπνες πόλεις (smart cities), που υποστηρίζουν και BIM (Building Information Modeling), απαιτεί τη διαχείριση μεγάλου όγκου δεδομένων με χωρική αναφορά και τοπολογική δομή [3, 437-440]. Η ανάγκη για καλή διαχείριση και διοίκηση (οικονομία, περιβάλλον, κοινωνία) του αστικού χώρου απαιτεί την ανάπτυξη πιο εξελιγμένων εργαλείων αλλά και την υψηλής ακρίβειας 3Δ μοντελοποίηση των αντικειμένων της πόλης. Με την κατακόρυφη ανάπτυξη των πόλεων ήδη έχουν αναπτυχθεί και χρησιμοποιούνται πολυπαραμετρικά-πολλαπλών χρήσεων και διαστάσεων συστήματα πληροφοριών γης αλλά και πρότυπα απεικόνισης πραγματικής 3Δ πληροφορίας [4, 5, 441-452]. Το CityGML είναι το νεότερο πρότυπο για την απεικόνιση 3Δ μοντέλων κτισμάτων [453] και υποστηρίζει τυπικά 5 LoDs [454-455], δηλαδή LoD 0, LoD 1, LoD 2, LoD 3 και LoD 4. Μάλιστα, στο κάθε LoD υπάρχει η δυνατότητα ενσωμάτωσης πρόσθετων επιμέρους βαθμών λεπτομέρειας όπως

απεικονίζεται στην Εικόνα 6.21. Στα LoDs τα κτίσματα περιλαμβάνουν περισσότερη λεπτομέρεια όσο αυξάνεται το επίπεδο λεπτομέρειας, δηλαδή:

- Στο LoD 0 τα κτίσματα απεικονίζονται βάσει του DSM της περιοχής μελέτης.
- Στο LoD 1 τα κτίσματα απεικονίζονται ως απλοποιημένοι 3Δ όγκοι (block models).
- Στο LoD 2 τα κτίσματα απεικονίζονται ως πιο σύνθετοι 3Δ όγκοι συμπεριλαμβάνοντας τις στέγες με υφή, τις προσόψεις και τα εξέχοντα τμήματα (π.χ. πρόβολοι).
- Στο LoD 3 τα κτίσματα απεικονίζονται με όλες τις αρχιτεκτονικές λεπτομέρειες παρέχοντας περισσότερη λεπτομέρεια στις στέγες, στους τοίχους, στα παράθυρα και στις πόρτες.
- Στο LoD 4 τα κτίσματα περιγράφονται πλήρως συμπεριλαμβάνοντας τις εσωτερικές τους δομές όπως δωμάτια, σκάλες και έπιπλα.



**Εικόνα 6.21:** Πρόσθετοι επιμέρους βαθμοί λεπτομέρειας στα LoD 0, LoD 1, LoD 2 και LoD 3 για την 3Δ μοντελοποίηση κτισμάτων. Πηγές: [455-456]

Στην ευρύτερη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν διάφορες τεχνικές μέσω των οποίων γίνεται ανάλυση και αξιολόγηση των 3Δ μοντέλων που εξάγονται μέσα από αυτόματες τεχνικές 3Δ μοντελοποίησης [221] [361]. Για την ανάδειξη της χρησιμότητας αλλά και της λειτουργικότητας των προτεινόμενων μεθοδολογιών και εφαρμοζόμενων τεχνικών, δημιουργήθηκαν στην παρούσα

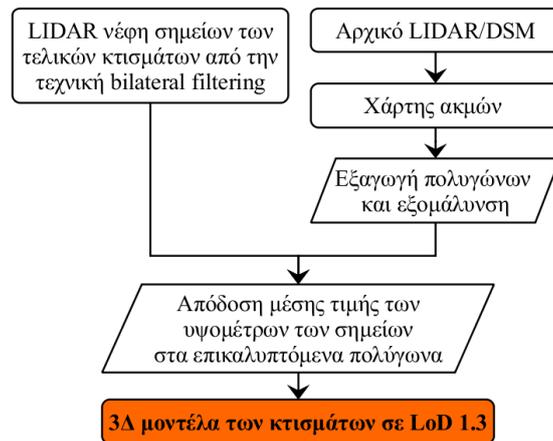
μελέτη τα 3D μοντέλα κάποιων κτισμάτων από τις περιοχές μελέτης του Καλοχωρίου (Ελλάδα) και της Area 1 (Vaihingen, Γερμανία). Πιο συγκεκριμένα, δημιουργήθηκαν:

- Τα 3D μοντέλα κτισμάτων σε LoD 1.3 σε μία υπο-περιοχή του Καλοχωρίου.
- Τα 3D μοντέλα των Κτισμάτων 1, 2, 3 και 4 της 4<sup>ης</sup> πειραματικής εφαρμογής (παράγραφος 6.2.6.4) σε LoD 2.1.

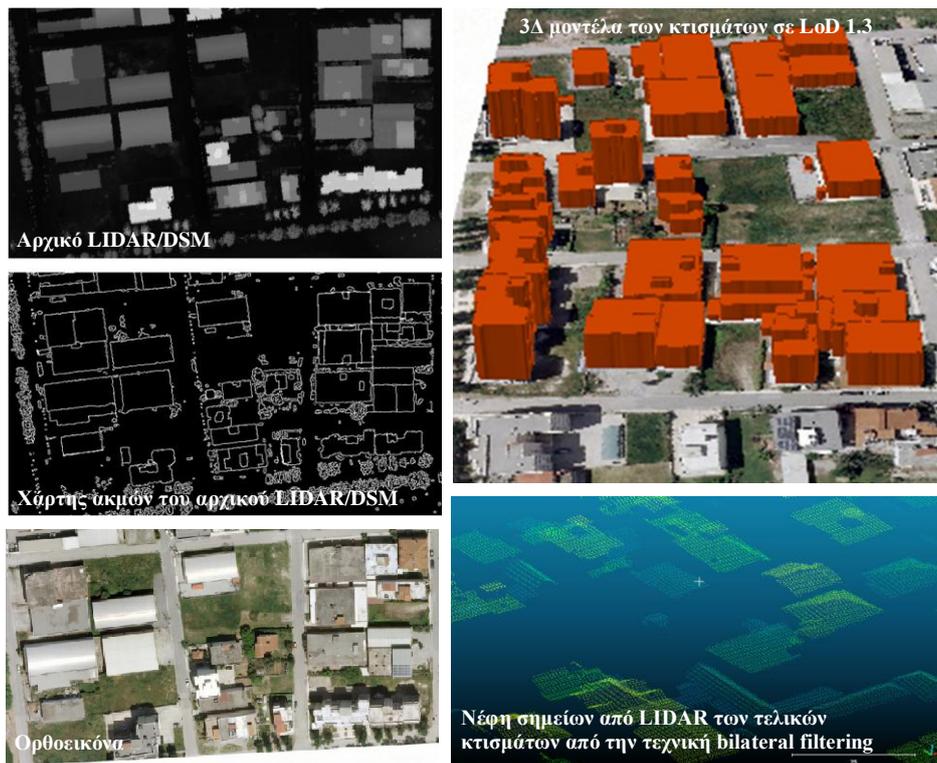
#### **6.4.1 3D μοντελοποίηση κτισμάτων σε LoD 1.3**

Στη παρούσα εφαρμογή δημιουργήθηκαν τα 3D μοντέλα κτισμάτων σε LoD 1.3 μίας υπο-περιοχής του Καλοχωρίου, αξιοποιώντας τα νέφη σημείων από LIDAR των τελικών κτισμάτων από την τεχνική bilateral filtering (παράγραφος 4.3.8). Γενικά, η διαδικασία 3D μοντελοποίησης των κτισμάτων απαιτεί την καλύτερη δυνατή ανίχνευση των περιγραμμάτων τους για την πιο πιστή 3D ανακατασκευή τους. Λόγω της διαδικασίας της κατωφλίωσης των σημείων στην τεχνική bilateral filtering, παρατηρήθηκαν τοπικές αλλοιώσεις στα περιγράμματα των κτισμάτων. Για τον λόγο αυτό αξιοποιήθηκε το αρχικό LIDAR/DSM για την καλύτερη ανίχνευση των περιγραμμάτων των κτισμάτων μέσω της εξαγωγής του αντίστοιχου χάρτη ακμών (edge map). Το νέφος σημείων των κτισμάτων από την τεχνική bilateral filtering χρησιμοποιήθηκε για τον υπολογισμό ενός ενιαίου υψομέτρου για κάθε κτίσμα.

Στην Εικόνα 6.22 παρουσιάζεται το διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας. Σε πρώτο στάδιο εφαρμόστηκε στο αρχικό LIDAR/DSM ο αλγόριθμος ανίχνευσης ακμών Canny [457] μέσω της ανοιχτής βιβλιοθήκης OpenCV [369]. Το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας είναι ο χάρτης ακμών του LIDAR/DSM. Ο χάρτης ακμών απεικονίζει τα περιγράμματα όλων των αντικειμένων που περιλαμβάνονται στην περιοχή μελέτης δηλαδή των κτισμάτων, της βλάστησης κ.ά. Για την παρούσα εφαρμογή, η χρήση του LIDAR/DSM για την ανίχνευση ακμών κρίθηκε καταλληλότερη από τη χρήση της ορθοεικόνας για την αποφυγή ανίχνευσης θορυβωδών ακμών που σχετίζονται με σκιές, ραδιομετρικές παραμορφώσεις κ.ά. Έπειτα, από τον χάρτη ακμών δημιουργήθηκαν τα πολύγωνα όλων των αντικειμένων σε διανυσματική μορφή μέσω της διαδικασίας raster to vector [458]. Τα πολύγωνα αυτά υπέστησαν μία διαδικασία λείανσης, στο λογισμικό ArcGIS, για την εξομάλυνση τους. Σε κάθε πολύγωνο που επικάλυπτε τα νέφη σημείων από LIDAR των κτισμάτων από την τεχνική bilateral filtering, αποδόθηκε αυτόματα η τιμή ενός ενιαίου υψομέτρου. Η τιμή του ενιαίου υψομέτρου προέκυψε από τη μέση τιμή των υψομέτρων των σημείων που περιείχε το κάθε πολύγωνο. Τονίζεται πως η τιμή αυτή αποτελεί το κανονικοποιημένο υψόμετρο από το αντίστοιχο nDSM. Επεκτείνοντας τα κανονικοποιημένα πολύγωνα στο επίπεδο του εδάφους, δημιουργούνται τα 3D μοντέλα των κτισμάτων στο LoD 1.3.



Εικόνα 6.22: Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας για την 3D μοντελοποίηση κτισμάτων σε LoD 1.3.



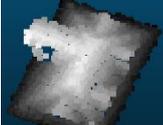
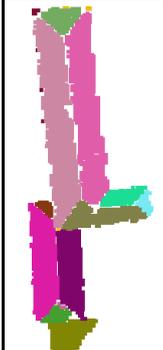
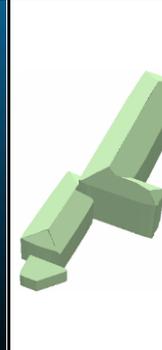
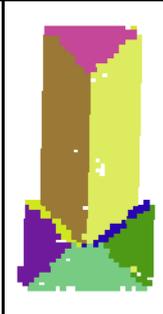
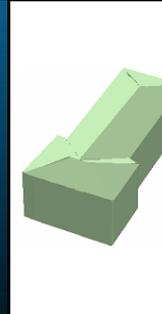
Εικόνα 6.23: Αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθοδολογίας για την 3D μοντελοποίηση κτισμάτων στο LoD 1.3.

Τα πολύγωνα που δεν περιείχαν πληροφορία, δηλαδή που δεν επικάλυπταν τα νέφη σημείων των κτισμάτων από την τεχνική bilateral filtering, διαγράφηκαν αυτόματα (π.χ. πολύγωνα της βλάστησης κ.ά.). Στην Εικόνα 6.23 απεικονίζονται τα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθοδολογίας για την 3D μοντελοποίηση κτισμάτων σε LoD 1.3 [81]. Αξιολογώντας ποιοτικά τα εξαχθέντα 3D μοντέλα των κτισμάτων, φαίνεται πως μπορούν να αξιοποιηθούν σε πληθώρα εφαρμογών καθώς καλύπτουν επαρκώς τις προδιαγραφές του LoD 1. Τονίζεται πως τα 3D μοντέλα των κτισμάτων, που προέκυψαν από την προτεινόμενη μεθοδολογία, προήλθαν από

αυτόματες διαδικασίες. Ωστόσο, για τη βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων και την εξαγωγή πιστότερων 3Δ μοντέλων απαιτούνται είτε χειροκίνητες διορθώσεις είτε χρήση εξελιγμένων τεχνικών 3Δ μοντελοποίησης.

#### **6.4.2 3Δ μοντελοποίηση κτισμάτων σε LoD 2.1**

Στη παρούσα εφαρμογή δημιουργήθηκαν τα 3Δ μοντέλα των Κτισμάτων 1, 2, 3 και 4 της 4<sup>ης</sup> πειραματικής εφαρμογής (παράγραφος 6.2.6.4) σε LoD 2.1. Για την επίτευξη αυτού του στόχου αξιοποιήθηκαν τα αποτελέσματα που εξήχθησαν από τους ERHT\_3 και APRHT-C μετά το στάδιο της μετα-επεξεργασίας. Αρχικά δημιουργήθηκαν τα 3Δ πολύγωνα του κάθε προσδιορισθέντος επιπέδου, μέσω της τεχνικής του κυρτού πολυγωνικού κελύφους. Βάσει αυτής της διαδικασίας αποδίδεται αυτόματα στην κάθε κορυφή (vertex) του κάθε πολυγώνου η οριζοντιογραφική και η υψομετρική πληροφορία από το κατατμημένο νέφος σημείων. Έπειτα, αποδίδεται στην κάθε κορυφή το κανονικοποιημένο της υψόμετρο από το αντίστοιχο nDSM. Τα 3Δ πολύγωνα χρησιμοποιούνται ως «οδηγοί» για την πιστότερη 3Δ μοντελοποίηση των κτισμάτων είτε μέσω χειροκίνητων διορθώσεων είτε μέσω εξελιγμένων αυτόματων τεχνικών. Στην παρούσα εφαρμογή έγιναν ελάχιστες χειροκίνητες διορθώσεις καθώς η κατάτμηση των εξεταζόμενων κτισμάτων εκτελέστηκε επιτυχώς από τους ERHT\_3 και APRHT-C. Επεκτείνοντας τα κανονικοποιημένα 3Δ πολύγωνα στο επίπεδο του εδάφους, δημιουργούνται τα 3Δ μοντέλα των κτισμάτων σε LoD 2.1. Στην Εικόνα 6.24 απεικονίζονται τα αποτελέσματα της 3Δ μοντελοποίησης των Κτισμάτων 1, 2, 3 και 4 στο LoD 2.1. Αξιολογώντας ποιοτικά τα εξαχθέντα 3Δ μοντέλα των κτισμάτων, φαίνεται πως καλύπτουν επαρκώς τις προδιαγραφές του LoD 2 και άρα μπορούν να αξιοποιηθούν σε πληθώρα εφαρμογών.

Κτίσμα 1	Ορθοεικόνα	Νέφος σημείων από LIDAR	ERHT_3+Μετα-επεξεργασία	3Δ πολύγωνα επιπέδων	3Δ μοντέλα των κτισμάτων σε LoD 2.1
					
Κτίσμα 2	Ορθοεικόνα	Νέφος σημείων από LIDAR	ERHT_3+Μετα-επεξεργασία	3Δ πολύγωνα επιπέδων	3Δ μοντέλα των κτισμάτων σε LoD 2.1
					
Κτίσμα 3	Ορθοεικόνα	Νέφος σημείων από LIDAR	APRHT-C+Μετα-επεξεργασία	3Δ πολύγωνα επιπέδων	3Δ μοντέλα των κτισμάτων σε LoD 2.1
					
Κτίσμα 4	Ορθοεικόνα	Νέφος σημείων από LIDAR	APRHT-C+Μετα-επεξεργασία	3Δ πολύγωνα επιπέδων	3Δ μοντέλα των κτισμάτων σε LoD 2.1
					

Εικόνα 6.24: 3Δ μοντελοποίηση των Κτισμάτων 1, 2, 3 και 4 σε LoD 2.1.

## 6.5 Συμπεράσματα

Βάσει των πειραματικών εφαρμογών, η προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συσσωρευτή διασφαλίζει: 1) ταχύτητα αναζήτησης των κυρίαρχων επιπέδων διατηρώντας το ελάχιστο δυνατό μέγεθος του συσσωρευτή, 2) αποφυγή συγχώνευσης μοναδικών επιπέδων σε προκαθορισμένα διακριτά διαστήματα  $\theta$  και  $\varphi$ , 3) προοδευτικό φιλτράρισμα και απαλοιφή θορυβωδών επιπέδων στον συσσωρευτή, και 4) αξιόπιστο και ακριβή προσδιορισμό των κυρίαρχων επιπέδων και υπολογισμό των παραμέτρων τους. Επίσης, οι προτεινόμενες επεκτάσεις διασφαλίζουν: 1) τη συλλογή κατάλληλων τριάδων σημείων και άρα κατ' επέκταση το γέμισμα του συσσωρευτή με πρόσφορα επίπεδα, 2) την ορθή εκχώρηση των σημείων στα κυρίαρχα επίπεδα που ανήκουν βάσει

των κριτηρίων επιλογής, 3) την ταχύτητα συλλογής κατάλληλων τριάδων σημείων, και 4) τη βέλτιστη σχέση μεταξύ υπολογιστικού χρόνου και ακρίβειας προσδιορισμού των κυρίαρχων επιπέδων.

Η εφαρμογή του iRHT σε τυπικές περιπτώσεις κτισμάτων οδήγησε σε υπο-κατατμημένα, πλασματικά και υπερ-κατατμημένα επίπεδα. Ο ERHT εκτελείται σε σημαντικά μικρότερο υπολογιστικό χρόνο σε σχέση με τον SHT. Ωστόσο, οι eERHT, APRHT-C και APRHT-R ανταποκρίνονται καλύτερα σε σχέση με τον ERHT σε κατασκευές με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες και σε σύνθετες περιπτώσεις κτισμάτων. Ενώ οι eERHT, APRHT-C και APRHT-R φαίνεται πως εξαγάγουν παρόμοια αποτελέσματα, οι δύο APRHTs εκτελούνται σε αρκετά μικρότερο υπολογιστικό χρόνο σε σχέση με τον eERHT. Αυτό παρατηρήθηκε τόσο σε κατασκευές με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες όσο και σε σύνθετες περιπτώσεις κτισμάτων. Παρόλα αυτά, για τυπικές περιπτώσεις κτισμάτων ο ERHT εξάγει ικανοποιητικά αποτελέσματα μετά το στάδιο της μετα-επεξεργασίας, πετυχαίνοντας μάλιστα μεγαλύτερα ποσοστά Q από άλλες τεχνικές της διεθνούς βιβλιογραφίας, όπως ο RANSAC. Αξιολογώντας ποιοτικά τα εξαχθέντα 3D μοντέλα των κτισμάτων, φαίνεται πως μπορούν να αξιοποιηθούν σε πληθώρα εφαρμογών καθώς καλύπτουν επαρκώς τις προδιαγραφές των LoD 1 και LoD 2.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ

### 7.1 Συμπεράσματα

Στην παρούσα διατριβή πραγματοποιήθηκε μια εκτενής και λεπτομερής προσέγγιση των επιστημονικών πεδίων της ανίχνευσης, της κατάτμησης και του εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων από εικόνες και νέφη σημείων μέσα από την ανάπτυξη μίας ολοκληρωμένης μεθοδολογίας με πρωτότυπα στοιχεία στα επιμέρους στάδιά της. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από το κάθε στάδιο αξιοποιούνται στο επόμενο έτσι ώστε να δημιουργηθούν τα 3D μοντέλα κτισμάτων σε LoDs. Από την παρούσα έρευνα προκύπτουν τα παρακάτω γενικά συμπεράσματα:

- Από τις συγκρίσεις και αξιολογήσεις, που αναφέρονται στη διεθνή βιβλιογραφία, οι επιτυγχανόμενες ακρίβειες μεταξύ των νεφών σημείων από LIDAR και των DIM, βάσει επισημασμένων σημείων ελέγχου, μπορούν να θεωρηθούν εφάμιλλες. Πράγματι, στις ημι-αστικές περιοχές (κεφάλαιο 3) όπου το ανάγλυφο ήταν ήπιο και δεν υπήρχαν πολλές ανθρωπογενείς κατασκευές, οι διαφορές μεταξύ των δύο τύπων νεφών σημείων φαίνεται πως είναι μικρές. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την επίτευξη παρόμοιων ακριβειών στις παραγόμενες ορθοεικόνες. Όμως, στις αστικές περιοχές όπου παρατηρούνται έντονες ασυνέχειες βάθους και αποκρύψεις, τα νέφη σημείων από DIM παρουσιάζουν σημαντικές τοπικές παραμορφώσεις στα όρια των αντικειμένων. Αυτό έχει επίπτωση και στις παραγόμενες ορθοεικόνες παρουσιάζοντας αντίστοιχες αλλοιώσεις. Για την εξαγωγή των βέλτιστων αποτελεσμάτων στη διαδικασία DIM, απαιτείται η κατάλληλη παραμετροποίηση του εκάστοτε εφαρμοζόμενου αλγορίθμου. Η μικρή πυκνότητα σε νέφος σημείων από LIDAR έχει ως αποτέλεσμα την απουσία σημαντικής πληροφορίας στα όρια κάποιων κτισμάτων, ενώ παράλληλα κάποια μικρά κτίσματα περιγράφονται μερικώς. Ωστόσο, τα νέφη σημείων από LIDAR παρουσιάζουν ομοιογενείς ακρίβειες στις παραγόμενες ορθοεικόνες των αστικών και των ημι-αστικών περιοχών. Τα προβλήματα που εμφανίζονται στα όρια των κτισμάτων, τόσο στα νέφη σημείων όσο και στις παραγόμενες ορθοεικόνες, επηρεάζουν σημαντικά τα αποτελέσματα διαδικασιών ανίχνευσης, κατάτμησης και εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων.
- Σήμερα συνηθίζεται η συνδυαστική χρήση ετερογενών δεδομένων, π.χ. συνδυασμός νεφών σημείων από LIDAR με εναέριες ή δορυφορικές εικόνες για την ταξινόμηση μίας αστικής περιοχής. Λίγες όμως είναι, μέχρι στιγμής, οι εργασίες που εστιάζουν στην αξιοποίηση δεδομένων που προέρχονται από έναν δέκτη, υπολογίζοντας κατάλληλα

στοιχεία (κανάλια, δείκτες και χαρακτηριστικά) που διαχωρίζουν τα κτίσματα από τα υπόλοιπα αντικείμενα (βλάστηση, έδαφος κ.ά.). Παρά την εξαγωγή ιδιαίτερα ικανοποιητικών αποτελεσμάτων, η συνδυαστική χρήση ετερογενών δεδομένων υστερεί λόγω: 1) του πρόσθετου οικονομικού κόστους συλλογής τους, 2) του πρόσθετου υπολογιστικού κόστους επεξεργασίας τους, και 3) των πιθανών συστηματικών σφαλμάτων κατά τον συνδυασμό τους. Στο κεφάλαιο 4 αποδείχθηκε πως οι προτεινόμενες μεθοδολογίες που αξιοποιούν δεδομένα από ένα δέκτη (είτε μόνο από φωτογραφική μηχανή είτε μόνο από δέκτη LIDAR), πέτυχαν παρόμοιες ακρίβειες μεταξύ τους αλλά και παρόμοιες ακρίβειες με άλλες μεθοδολογίες που χρησιμοποιούν υψηλού κόστους ετερογενή δεδομένα.

- Βάσει των τεχνικών που χρησιμοποιούνται στο ευρύτερο πεδίο της Φωτογραμμετρίας και της Τηλεπισκόπησης για την ανίχνευση αντικειμένων ενδιαφέροντος, υπάρχουν δύο ειδών γενικές προσεγγίσεις που εφαρμόζονται: 1) τεχνικές μηχανικής μάθησης (machine learning), και 2) τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης (model-based). Στα κεφάλαια 4 και 5 εφαρμόστηκαν και οι δύο τεχνικές για την ανίχνευση κτισμάτων και τον εντοπισμό μεταβολών τους. Στις εφαρμογές εντοπισμού μεταβολών κτισμάτων (κεφάλαιο 5) στην περιοχή μελέτης της Σαντορίνης, οι τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης φαίνονται πως ανταποκρίνονται καλύτερα σε σχέση με τις τεχνικές μηχανικής μάθησης (συμπεριλαμβανομένης και της βαθιάς μηχανικής μάθησης μέσω του CNN). Ωστόσο, απαιτείται η αξιολόγηση σε περισσότερες περιοχές μελέτης και τύπους δεδομένων πριν την εξαγωγή ενός γενικού συμπεράσματος. Στις εφαρμογές ανίχνευσης κτισμάτων εξετάστηκαν πολλές περιοχές μελέτης και με διάφορους συνδυασμούς δεδομένων. Εστιάζοντας στην περιοχή μελέτης του Καλοχωρίου για τα νέφη σημείων από LIDAR, η προτεινόμενη τεχνική scan line smooth filtering (τεχνική παραμετρικής μοντελοποίησης) πέτυχε καλύτερα αποτελέσματα από το CNN/K8\_hL που έκανε συνδυασμό κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας (τεχνική βαθιάς μηχανικής μάθησης). Το ίδιο μάλιστα παρατηρήθηκε συγκρίνοντας στην ίδια περιοχή μελέτης την κατωφλίωση του NDVI στο νέφος σημείων από DIM στις CIR εικόνες (τεχνική παραμετρικής μοντελοποίησης) με το CNN/K9\_im\_hD που έκανε συνδυασμό ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας (τεχνική βαθιάς μηχανικής μάθησης). Ωστόσο, εστιάζοντας στις περιοχές μελέτης Area 1, Area 2 και Area 3 και στο διατιθέμενο σετ δεδομένων αναφοράς (κεφάλαιο 4), η σύγκριση των εφαρμοζόμενων CNN/V5\_im\_hD και CNN/V8\_hL (τεχνικές βαθιάς μηχανικής μάθησης) σε σχέση με άλλες τεχνικές παραμετρικής μοντελοποίησης της διεθνούς βιβλιογραφίας έδειξε πως και οι δύο προσεγγίσεις επιτυγχάνουν παρόμοιες ακρίβειες. Βάσει των παραπάνω, δύσκολα μπορεί κανείς να αποφανθεί για το ποια από τις δύο προσεγγίσεις είναι η καλύτερη. Για

τον λόγο αυτό, θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη οι παράγοντες που αναφέρονται στην παράγραφο 2.4.3.2.

- Σύμφωνα με την ευρύτερη διεθνή βιβλιογραφία, μία από τις υποσχέσεις των CNNs είναι η αντικατάσταση των προσχεδιασμένων εξαγωγέων χαρακτηριστικών/φίλτρων, όπως τα φίλτρα gabor, με αποτελεσματικούς αλγορίθμους μάθησης αυτών των χαρακτηριστικών. Βάσει αυτής της λογικής αλλά και με τη χρήση ικανού ποσοστού δειγμάτων εκπαίδευσης, τα CNNs δεν απαιτούν τον υπολογισμό πρόσθετων χαρακτηριστικών, πέρα από των τυπικών, ώστε να χρησιμοποιηθούν ως δεδομένα εισόδου. Μεταξύ άλλων, αυτή η ιδιότητα τους, προσφέρει ευελιξία και αποτελεσματικότητα σε πληθώρα εφαρμογών. Παρόλα αυτά, στο κεφάλαιο 4 αποδείχθηκε πως για να επιτευχθεί ο διαχωρισμός των κτισμάτων από τα υπόλοιπα αντικείμενα (βλάστηση, έδαφος κ.ά.) σε σύνθετες αστικές περιοχές, απαιτείται ο υπολογισμός πρόσθετων χαρακτηριστικών. Πιο συγκεκριμένα, συγκρίνοντας τα CNNs που χρησιμοποιούσαν ως δεδομένα εισόδου πρόσθετα χαρακτηριστικά (βάσει συνδυασμού ραδιομετρικής και υψομετρικής πληροφορίας ή συνδυασμού κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας) με τα CNNs που χρησιμοποιούσαν ως δεδομένα εισόδου τα αρχικά/τυπικά χαρακτηριστικά (π.χ. μόνο ραδιομετρική πληροφορία, μόνο υψομετρική πληροφορία κ.ά.), τα πρώτα πέτυχαν σαφώς καλύτερα αποτελέσματα από τα δεύτερα. Δεδομένου ότι η παρούσα διατριβή εστιάζει στην αξιοποίηση δεδομένων που προέρχονται από έναν δέκτη (είτε μόνο από φωτογραφική μηχανή είτε μόνο από δέκτη LIDAR), τα πρόσθετα αυτά χαρακτηριστικά διαφοροποιούνται ανάλογα με τον χρησιμοποιούμενο τύπο των δεδομένων. Δηλαδή, όταν υπάρχουν διαθέσιμα μόνο τα στερεοζεύγη εικόνων της περιοχής μελέτης, απαιτείται ο συνδυασμός ραδιομετρικής πληροφορίας (από τις ορθοεικόνες) και της υψομετρικής πληροφορίας (από τα νέφη σημείων από DIM). Από την άλλη, όταν υπάρχουν διαθέσιμα μόνο τα νέφη σημείων από LIDAR, απαιτείται ο συνδυασμός κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας. Ωστόσο, κάποια από τα προτεινόμενα χαρακτηριστικά μπορούν να αξιοποιηθούν και στους δύο τύπους δεδομένων. Αναφέρονται δύο περιπτώσεις όπου έγινε αυτό, στη περιοχής μελέτης του Καλοχωρίου: 1) εφαρμογή και κατωφλίωση του NDVI απευθείας στο νέφος σημείων από DIM από CIR εικόνες, και 2) υπολογισμός των κατάλληλων χαρακτηριστικών υψομετρικής πληροφορίας στο DIM/DSM (CNN/K9\_im\_hD).
- Στα κεφάλαια 4 και 5 έγινε εκτενής σύγκριση μεταξύ της εφαρμοζόμενης αρχιτεκτονικής βαθιάς μηχανικής μάθησης (CNN) σε σχέση με άλλες ρηχές και τυπικές τεχνικές μηχανικής μάθησης (Linear SVM, RBF SVM και ANN). Τόσο στην εφαρμογή ανίχνευσης κτισμάτων, όσο και στην εφαρμογή εντοπισμού των μεταβολών τους το CNN πέτυχε καλύτερες ακρίβειες ακόμα και με τη χρήση μικρού ποσοστού δειγμάτων

εκπαίδευσης (της τάξεως του 0.30% ως 4.00% σε σχέση με το συνολικό πλήθος των εικονομηφίδων της εκάστοτε εικόνας εισόδου). Ωστόσο, ο συνολικός υπολογιστικός χρόνος εκτέλεσης του CNN και ειδικότερα ο χρόνος εκπαίδευσης του είναι πολύ μεγαλύτερος και από τις δύο SVMs. Το πρόβλημα του μεγάλου υπολογιστικού χρόνου του CNN μπορεί να μειωθεί σημαντικά κάνοντας χρήση ενός σταθμού εργασίας με μεγαλύτερες δυνατότητες. Η χρήση μονάδας GPU ή/και η εφαρμογή εξελιγμένων τεχνικών μάθησης μπορούν, επίσης, να επιταχύνουν τη διαδικασία μάθησης. Ακόμη, σε περιπτώσεις χρήσης πολύ μεγάλου σετ δεδομένων εισόδου και δειγμάτων εκπαίδευσης, το αποτέλεσμα της διαδικασίας εκπαίδευσης από το CNN κρίνεται σκόπιμο να αποθηκεύεται ως ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο (pre-trained). Αυτό το μοντέλο θα μπορεί να είναι σταθερό και θα καλείται να επιλύσει το εκάστοτε πρόβλημα ταξινόμησης νέων δεδομένων. Η ενημέρωση αυτού του μοντέλου με νέα δεδομένα θα εκτελείται σε αραιά χρονικά διαστήματα και μόνο όταν αυτό κρίνεται αναγκαίο από την εφαρμογή.

- Οι ευρύτερες κατηγορίες μεθόδων κατάτμησης οροφών κτισμάτων από νέφη σημείων είναι οι: 1) καθοδηγούμενες από τα δεδομένα (data driven), και 2) καθοδηγούμενες από προγενέστερη γνώση μοντέλου (model driven). Το βασικότερο πλεονέκτημα των καθοδηγούμενων από τα δεδομένα μεθόδων, είναι ότι δεν απαιτείται η ύπαρξη εκ των προτέρων γνωστών πληροφοριών σχετικά με το εκάστοτε κτίσμα και για αυτόν τον λόγο έχουν εφαρμοστεί εκτενώς στο πρόβλημα της κατάτμησης οροφών κτισμάτων από νέφη σημείων. Ο SHT και η μεταγενέστερη παραλλαγή του, ο RHT, που μείωσε σημαντικά τον υπολογιστικό χρόνο του πρώτου, είναι δύο δημοφιλείς αλγόριθμοι που ανήκουν σε αυτή την κατηγορία. Ο RHT έχει εκτελεστεί επιτυχώς σε απλές επίγειες εφαρμογές αποτύπωσης εσωτερικών χώρων που κάνουν χρήση νεφών σημείων από επίγειους σαρωτές laser (TLS). Ωστόσο, μέχρι σήμερα, δεν είχε εφαρμοστεί και αξιολογηθεί επαρκώς σε αντίστοιχες περιπτώσεις που κάνουν χρήση νεφών σημείων από DIM ή και σε εναέριες περιπτώσεις αστικών περιοχών που κάνουν χρήση νεφών σημείων από LIDAR. Στο κεφάλαιο 6 προτάθηκαν πέντε παραλλαγές του RHT (iRHT, ERHT, eERHT, APRHT-C και APRHT-R) βάσει των προτεινόμενων επεκτάσεων και της αρχιτεκτονικής του συσσωρευτή. Στις παραλλαγές αυτές έγινε ανάλυση ευαισθησίας των παραμέτρων τους μέσα από εκτενείς πειραματικές εφαρμογές σε νέφη σημείων από LIDAR και DIM και τύπους κτισμάτων (εναέριες και επίγειες περιπτώσεις). Η εφαρμογή του iRHT σε τυπικές περιπτώσεις κτισμάτων οδήγησε σε υπο-κατατμημένα, πλασματικά και υπερ-κατατμημένα επίπεδα. Οι eERHT, APRHT-C και APRHT-R ανταποκρίνονται καλύτερα σε σχέση με τον ERHT σε κατασκευές με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες και σε σύνθετες περιπτώσεις κτισμάτων. Παρά το γεγονός πως οι eERHT, APRHT-C και APRHT-R φαίνεται πως εξαγάγουν παρόμοια αποτελέσματα, οι δύο APRHTs εκτελούνται σε αρκετά

μικρότερο υπολογιστικό χρόνο σε σχέση με τον eERHT. Αυτό παρατηρήθηκε τόσο σε κατασκευές με αρχιτεκτονικές ιδιαιτερότητες όσο και σε σύνθετες περιπτώσεις κτισμάτων. Παρόλα αυτά, για τυπικές περιπτώσεις κτισμάτων, ο ERHT εξάγει ικανοποιητικά αποτελέσματα μετά το στάδιο της μετα-επεξεργασίας απορροφώντας, κυρίως, περιπτώσεις πλασματικών και υπερ-κατατμημένων επιπέδων. Μάλιστα, πέτυχε μεγαλύτερες ακρίβειες από άλλες τεχνικές της διεθνούς βιβλιογραφίας, όπως ο RANSAC. Παρόλα αυτά, ακόμα και μετά το στάδιο της μετα-επεξεργασίας, εντοπίστηκαν κάποια τοπικά υπο-κατατμημένα επίπεδα. Αυτά τα επίπεδα μπορούν να απορροφηθούν είτε ενισχύοντας το στάδιο της μετα-επεξεργασίας με πρόσθετες τεχνικές (π.χ. region growing) είτε χρησιμοποιώντας αυστηρότερη παραμετροποίηση μέσω της εφαρμογής των APRHT-C και APRHT-R. Αξιολογώντας ποιοτικά τα εξαχθέντα 3D μοντέλα των κτισμάτων του κεφαλαίου 6, φαίνεται πως μπορούν να αξιοποιηθούν σε πληθώρα εφαρμογών καθώς καλύπτουν επαρκώς τις προδιαγραφές των LoD 1 και LoD 2.

- Οι βασικές πρωτοτυπίες της διατριβής είναι: 1) η ανάπτυξη αλγορίθμου βαθιάς μηχανικής μάθησης μέσω CNN και η τροφοδότησή του με πρωτότυπο συνδυασμό δεδομένων εισόδου με στόχο την ανίχνευση κτισμάτων και τον εντοπισμό μεταβολών τους, 2) η ανάπτυξη νέας τεχνικής ενίσχυσης χαρακτηριστικών μέσω συνέλιξης ανά γραμμής σάρωσης (scan line smooth filtering) σε νέφη σημείων από LIDAR για την ανάδειξη και τον διαχωρισμό των κτισμάτων από τη βλάστηση, και 3) η ανάπτυξη νέας εκτεταμένης και προσαρμοστικής τεχνικής κατάτμησης νεφών σημείων σε επίπεδα και η ανάπτυξη νέων παραλλαγών του RHT.

## 7.2 Προοπτικές

Οι ολοένα και μεγαλύτερες απαιτήσεις για ακρίβεια, ταχύτητα και οικονομία σε εφαρμογές παρατήρησης Γης και συστηματικής παρακολούθησης του αστικού περιβάλλοντος καθιστούν απολύτως απαραίτητη τη χρήση εξελιγμένων τεχνικών αλλά και την ανάπτυξη νέων αποτελεσματικών μεθοδολογιών.

Η ολοκληρωμένη μεθοδολογία που αναπτύχθηκε αξιολογήθηκε ποιοτικά και ποσοτικά σε πληθώρα περιοχών μελέτης (ελληνικών και μη), τύπων κτισμάτων όπως και δεδομένων με διαφορετική ανάλυση προερχόμενα από διάφορους δέκτες. Παρόλα αυτά, για να διερευνηθεί περαιτέρω η ευελιξία και η αποτελεσματικότητα της, κρίνεται σκόπιμη η εφαρμογή της και σε άλλες εκτενέστερες περιοχές μελέτης και με άλλα αστικά χαρακτηριστικά όπως περισσότερη βλάστηση, πυκνή δόμηση με πολύ ψηλά κτίρια με ιδιαίτερα έντονη την παρουσία σκιών και αποκρύψεων, συμπλέγματα κτισμάτων με συνεχές σύστημα δόμησης, συνθετότερη δομή των κτισμάτων κ.ά. Περαιτέρω έρευνα μπορεί να πραγματοποιηθεί, επίσης, εφαρμόζοντας την προτεινόμενη μεθοδολογία και με άλλους τύπους δεδομένων, οι οποίοι να προέρχονται και αυτοί

από έναν δέκτη, όπως: 1) έγχρωμα νέφη σημείων από LIDAR που ενσωματώνουν πολυφασματική ή υπερφασματική πληροφορία, 2) νέφη σημείων από DIM σε πολυφασματικές ή/και υπερφασματικές, κατακόρυφες και πλάγιες εναέριες εικόνες, και 3) νέφη σημείων από DIM σε πολυφασματικές δορυφορικές εικόνες πολύ υψηλής ανάλυσης.

Επιπλέον, κρίνεται σκόπιμη η εφαρμογή και η σύγκριση διαφόρων υφιστάμενων, αλλά και νέων, αρχιτεκτονικών βαθιάς μηχανικής μάθησης, για την ανίχνευση κτισμάτων και τον εντοπισμό μεταβολών τους τόσο σε εναέριες όσο και σε επίγειες εφαρμογές. Μάλιστα, το θέμα αυτό μπορεί να προσεγγιστεί είτε ως δυαδικό πρόβλημα (π.χ. συλλογή δειγμάτων εκπαίδευσης μόνο για δύο κλάσεις, δηλαδή «Κτίσματα» και «Άλλα αντικείμενα») είτε συλλέγοντας δείγματα εκπαίδευσης για περισσότερες κλάσεις, π.χ. «Κτίσματα», «Ψηλή Βλάστηση», «Χαμηλή Βλάστηση», «Έδαφος», «Αυτοκίνητα» κ.ά., μελετώντας περαιτέρω τις αντίστοιχες εσφαλμένες ανιχνεύσεις μεταξύ των κλάσεων. Παράλληλα, για την εξαγωγή αξιόπιστων αποτελεσμάτων, απαιτείται η χρήση του ίδιου σετ δεδομένων και δειγμάτων εκπαίδευσης αλλά και η διερεύνηση της απόδοσής τους υπό το πρίσμα ακρίβειας και υπολογιστικού χρόνου σε διάφορα ποσοστά δειγμάτων εκπαίδευσης και δεδομένων εισόδου (πρόσθετα χαρακτηριστικά).

Επίσης, πρέπει να αναφερθεί πως η κατάτμηση οροφών κτισμάτων σε νέφη σημείων από LIDAR ή DIM μέσω τεχνικών βαθιάς μηχανικής μάθησης αποτελεί πεδίο που δεν έχει διερευνηθεί επαρκώς μέχρι στιγμής και αξίζει περαιτέρω έρευνας. Σε αυτό το πλαίσιο, υπάρχει η δυνατότητα βελτίωσης των προτεινόμενων παραλλαγών APRHT-C και APRHT-R, μέσω: 1) ενσωμάτωσης πρόσθετων γεωμετρικών περιορισμών αποκοπής και κριτηρίων αποκοπής που σχετίζονται με ραδιομετρική πληροφορία σε νέφη σημείων από DIM ή με την πληροφορία της έντασης σε νέφη σημείων από LIDAR, και 2) της αξιοποίησης των αποτελεσμάτων τους σε τεχνικές βαθιάς μηχανικής μάθησης ως αρχικά δείγματα εκπαίδευσης.

Τέλος, αναμενόμενες μελλοντικές εξελίξεις που μπορεί να προσφέρουν σημαντικά οφέλη, στα παραπάνω πεδία είναι: 1) η χρήση προ-εκπαιδευμένων μοντέλων, 2) η επανεκπαίδευση υφιστάμενων προ-εκπαιδευμένων μοντέλων με νέα πρόσθετα δείγματα εκπαίδευσης (είτε από χειροκίνητη συλλογή είτε από OSM) ή και μέσω τεχνικών μεταφοράς γνώσης (transfer learning), 3) η εφαρμογή ημι-επιβλεπόμενων ή/και μη-επιβλεπόμενων τεχνικών βαθιάς μηχανικής μάθησης, και 4) ο συνδυασμός δεδομένων από ποικίλες πηγές και δέκτες (multimodal data fusion) [459].

## BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] Lafarge, F., 2015. Some new research directions to explore in urban reconstruction. Lausanne, Switzerland, *Proc. of the Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE)*, pp. 1-4.
- [2] Cheng, G., Han, J., 2016. A survey on object detection in optical remote sensing images, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 117, pp. 11-28.
- [3] Bansal, N., Mukherjee, M., Gairola, A., 2017. Smart cities and disaster resilience. *Proc. of the Springer Transactions in Civil and Environmental Engineering (STICEE)*. In: Seta F., Sen J., Biswas A., Khare A. (eds) *From Poverty, Inequality to Smart City*, pp. 109-122.
- [4] Duncan, E., E., Rahman, A., 2013. A multipurpose cadastral framework for developing countries-concepts. *Electronic Journal of Information Systems in Developing Countries*, Vol. 58, pp. 1-16.
- [5] Mika, M., 2018. An analysis of possibilities for the establishment of a multipurpose and multidimensional cadastre in Poland. *Land Use Policy*, Vol. 77, pp. 446-453.
- [6] Doulamis, A., Doulamis, N., Ioannidis, C., Chrysouli, C., Grammalidis, N., Dimitropoulos, K., Potsiou, C., Stathopoulou, E., K., Ioannides., 2015. 5D Modelling: an efficient approach for creating spatiotemporal predictive 3D maps of large-scale cultural resources. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the 25th International CIPA Symposium*, Vol. II-5/W3, pp. 61-68.
- [7] Chen, J., Dowman, I., Li, S., Li, Z., Madden, M., Mills, J., Paparoditis, N., Rottensteiner, F., Sester, M., Toth, C., Trinder, J., Heipke, C. 2016, Information from imagery: ISPRS scientific vision and research agenda. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 115, pp. 3-21.
- [8] Karpik, A., P., Musikhin, I., A., 2016. Research and practical trends in geospatial sciences. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, Proc. of the XXIII ISPRS Congress, Prague, Czech Republic*, Vol. XLI-B6, pp. 177-184.
- [9] Karantzalos, K., 2015. Recent advances on 2D and 3D change detection in urban environments from remote sensing data. In: M., Jokar Arsanjani, J., Leitner, M. Helbich (eds). *Computational Approaches for Urban Environments. Springer International Publishing*, Vol. 13, pp. 237-272.

- [10] Rottensteiner, F., Sohn, G., Gerke, M., Wegner, J., D., Breitkopf, U., Jung, J., 2014, Results of the ISPRS benchmark on urban object detection and 3D building reconstruction, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 93, pp. 256-271.
- [11] Rutzinger, M., Rottensteiner, F., Pfeifer, N., 2009. A comparison of evaluation techniques for building extraction from airborne laser scanning, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 2, pp. 11-20.
- [12] Rottensteiner, F., Sohn, G., Gerke, M., Wegner, J., D. ISPRS Test project on urban classification and 3D building reconstruction. 2013. ISPRS - Commission III - Photogrammetric Computer Vision and Image Analysis. [http://www2.isprs.org/tl\\_files/isprs/wg34/docs/ComplexScenes\\_revision\\_v4.pdf](http://www2.isprs.org/tl_files/isprs/wg34/docs/ComplexScenes_revision_v4.pdf).
- [13] Wang, F., 2017. *Understanding high resolution aerial imagery using computer vision techniques*. Rochester Institute of Technology. Ph.D thesis.
- [14] DigitalGlobe. <https://www.digitalglobe.com/>. DigitalGlobe. (Προσπελάστηκε στις 31/8/2018).
- [15] Zheng, X., Huang, Q., Wang, J., Wang, T., Zhang, G. 2018, Geometric accuracy evaluation of high-resolution satellite images based on Xianning test field, *Sensors*, Vol. 18, pp. 1-11.
- [16] Δελτσίδης, Π., 2016. *Ανάπτυξη μοντέλου γεωμετρικής διόρθωσης δορυφορικών εικόνων υψηλής ανάλυσης*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Διδακτορική διατριβή.
- [17] USGS. <https://landsat.usgs.gov/>. USGS. (Προσπελάστηκε στις 31/8/2018).
- [18] ESA. <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/home>. ESA.
- [19] Δοξάνη, Γ., 2011. *Μοντέλα ανάλυσης τηλεπισκοπικών δεδομένων για τον εντοπισμό και την παρακολούθηση μεταβολών σε αστικές περιοχές*. Τμήμα Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Α.Π.Θ. Διδακτορική διατριβή.
- [20] Makantasis, K., Karantzalos, K., Doulamis, A., Doulamis, N. 2015. Deep supervised learning for hyperspectral data classification through convolutional neural networks. *Proc. of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pp. 4959–4962.
- [21] Βασιλάκη, Δ., 2013. *Διερεύνηση συνδυασμένης χρήσης SAR με ετερογενή τοπογραφικά δεδομένα μέσω συνταύτισης μη συναρτησιακών καμπυλών*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Διδακτορική διατριβή.

- [22] Clerici, N., Calderon, C., A., V., Posada, J., M., 2017, Fusion of Sentinel-1A and Sentinel-2A data for land cover mapping: a case study in the lower Magdalena region, Colombia, *Journal of Maps*, Vol. 13, pp. 718-726.
- [23] Φράγκος, Π., 2013. *Αρχές λειτουργίας εναέριων σαρωτών LIDAR και εφαρμογές τους στην παραγωγή φωτογραμμετρικών προϊόντων*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Αθήνα, Διπλωματική εργασία.
- [24] Mallet, C, Bretar, F., 2009. Full-waveform topographic lidar: State-of-the-art. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. Vol. 64, pp. 1-16.
- [25] Higgins, S., 2017. The Future of Aerial LiDAR: What You Need to Know about Geiger-Mode and Single-Photon LiDAR. *International LiDAR Mapping Forum*.
- [26] Munjy, R., 2015. Simultaneous adjustment of LIDAR strips. *Journal of Surveying Engineering*, Vol. 141, 1, pp. 04014012-1-04014012-9.
- [27] Yuan, F., Li, G., Zuo, Z., Li, D., Qi, Z., Qiu, W., Tan, J., 2014. Airborne LIDAR borsight error calibration based on surface coincide. *Proc. of the 35th International Symposiumon Remote Sensing of Environment*. Vol. 17, pp. 1-6.
- [28] Πόθου, Α., 2012. *Ανάπτυξη διαδικασίας βαθμονόμησης συστήματος LIDAR*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Αθήνα, Διδακτορική διατριβή.
- [29] Glira, P., Pfeifer, Briese, C., Ressler, C., 2015. Rigorous strip adjustment of airborne laserscanning data based on the ICP algorithm. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, ISPRS Geospatial Week 2015*. Vol. II-3/W5, pp. 73-80.
- [30] Lijian, Z., Zulong, L., Yingchang, L., Yanli, X., Ming, L., Zhuolei, W., Pei, L., Xiaolong, Liu., 2008. Application and analyses of airborne LIDAT technology on topographic survey of Tidal flat and coastal zone. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXVII-B3b, pp. 233-236.
- [31] Baltsavias, E. P., 1999. Airborne laser scanning: basic relations and formulas. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, pp. 199-214.
- [32] Wu, J., Ma, H., Li, Q., 2008. Least squares matching with airborne LIDAR data for strip adjustment. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXVII-B3b, pp. 167-172.

- [33] Rentsch, M., Krzystek, P., 2009. Precise quality control of LIDAR strips. *Proc. of the ASPRS 2009 Annual Conference*, Baltimore, Maryland, Vol. 11, pp. 1-11.
- [34] Rentsch, M., Krzystek, P., 2012. LiDAR strip adjustment using automatically reconstructed roof shapes. *The Photogrammetric Record*, Vol. 27, 139, pp. 272–292.
- [35] Ressel, C., Pfeifer, N., Mandlbürger, G., 2011. Applying 3d affine transformation and least squares matching for airborne laser scanning strips adjustment without GNSS/IMU trajectory data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, , *ISPRS Calgary 2011 Workshop*, Calgary, Canada, Vol. XXXVIII-5/W12, pp. 67-72.
- [36] Gressin, A., Mallet, C., David, N., 2012. Improving 3d LIDAR point cloud registration using optimal neighborhood knowledge. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XXII ISPRS Congress*, Melbourne, Australia, Vol. I-3, pp. 111-116.
- [37] Kersting, A., P., Zhai, R., Habib, A., 2008. Lidar strip adjustment using conjugate linear features in overlapping strips. *Proc. of the ASPRS 2008 Annual Conference*, Portland, Oregon , pp. 1-12.
- [38] Wu, H., Fan, H., 2016. Registration of airborne LIDAR point clouds by matching the linear plane features of building roof facets. *Remote Sensing*. 2016, Vol. 8, 447, pp. 1-17.
- [39] OpenTopography. <http://www.opentopography.org/>. (Προσπελάστηκε στις 23/10/2017).
- [40] Reitberger, J., Krzystek, P., Stilla, U., 2008. Analysis of full waveform LIDAR data for the classification of deciduous and coniferous trees. *International Journal of Remote Sensing*. 2008, Vol. 29, 5, pp. 1407-1431.
- [41] Rovithis, E., Kirtas, E., Bliziotis, D., Maltezos, E., Pitilakis, D., Makra, K., Savvaidis, A., Karakostas, C., Lekidis, V., 2017. A LIDAR-aided urban-scale assessment of soil-structure: The case of Kalochori residential area (N. Greece). *Bulletin of Earthquake Engineering*, Vol. 15, 11, pp. 4821-4850.
- [42] Trier, Ø. D., Zorteza, M., 2012. Semi-automatic detection of cultural heritage in LIDAR data. *Proc. of the 4th GEOBIA*, Rio de Janeiro - Brazil , pp. 123-128.
- [43] Rizvić, S., Okanović, V., Sadžak, A., Mongus, D., Pavlič, L., 2014. LiDAR based terrains for virtual cultural heritage applications. *Proc. of the X International Symposium on Telecommunications (BIHTEL)*, Sarajevo, Bosnia and Herzegovina , pp. 1-5.

- [44] Mayoral, A., Toumazet, J. P., Simon, F. X., Vautier, F., Peiry, J. L., 2017. The Highest Gradient Model: A New Method for Analytical Assessment of the Efficiency of LiDAR-Derived Visualization Techniques for Landform Detection and Mapping. *Remote Sensing*, Vol. 9, 120, pp. 1-23.
- [45] Challis, K., Carey, C., Kinsey, M., Howard, A.J., 2011. Airborne Lidar intensity and geoaerchaeological Prospection. *Archaeol. Prospect*, Vol. 18, pp. 1-13.
- [46] Sutinen, P., Hyvönen. E., Kukkonen, I., 2014. LIDAR detection of paleolandslides in the vicinity of the Suasselkä postglacial fault, Finnish Lapland. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 27, pp. 91-99.
- [47] Yu, P., Eyles, N., Sookhan, S., 2015. Automated drumlin shape and volume estimation using high resolution LiDAR imagery (Curvature Based Relief Separation): A test from the Wadena Drumlin Field, Minnesota. *Geomorphology*, Vol. 246, pp. 589-601.
- [48] Rutzinger, M., Höfle, B., Hollaus, M., Pfeifer, N., 2008. Object-based point cloud analysis of full-waveform airborne laser scanning data for urban vegetation classification. *Sensors*, Vol. 8, 8, pp. 4505-4528.
- [49] Hancock, S., Armston, J., Li, Z., Gaulton, R., Lewis, P., Disney, M., Danson, F. M., Strahler, A., Schaaf, C., Anderson, K., Gaston, K., J., 2015. Waveform lidar over vegetation: An evaluation of inversion methods for estimating return energy. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 164, pp. 208-224.
- [50] Meng, X., Currit, N., Zhao, K., 2010. Ground Filtering Algorithms for Airborne LiDAR Data: A Review of Critical Issues. *Remote Sensing*, Vol. 2, pp. 833-860.
- [51] Zhang, W., Qi, J., Wan, P., Wang, H., Xie, D., Wang, X., Yan, G. , 2016. An Easy-to-Use Airborne LIDAR Data Filtering Method Based on Cloth Simulation. *Remote Sensing*, Vol. 8, 6, pp. 1-23.
- [52] Pang, S., Hu, X., Wang, Z., Lu, Y., 2014. Object-based analysis of airborne LIDAR data for building change detection. *Remote Sensing*, Vol. 6, pp. 10733-10749.
- [53] Awrangjeb, M., Fraser, C. S., Lua, G., 2015. Building change detection from LIDAR point cloud data based on connected component analysis. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, ISPRS Geospatial Week, La Grande Motte, France*, Vol. II-3/W5, pp. 393-400.
- [54] Wang, Y., Chen, Q., Liu, L., Zheng, D., Li, C., Li, K., 2017. Supervised Classification of Power Lines from Airborne LiDAR Data in Urban Areas. *Remote Sensing*, Vol. 9, pp. 1-16.

- [55] Fragkos, P., Ioannidis, C, 2016. Assessment of Lidargrammetry for Spatial Data Extraction. *Proc. of the Fourth International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment RSCy2016*, Vol. 9688, pp. 96881L-1-96881L-10.
- [56] Cao, R., Zhang, Y., Liu, X., Zhao, Z. , 2017. 3D building roof reconstruction from airborne LiDAR point clouds: a framework based on a spatial database. *International journal of geographical information science*, Vol. 31, 7, pp. 1-22.
- [57] Sun, S., Salvaggio, C., 2013. Aerial 3D building detection and modeling from airborne LIDAR point clouds. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 6, pp. 1440-1449.
- [58] Wichmann, V., Bremer, M., Lindenberger, J., Rutzinger, M., Georges, C., Petrini-Monteferri, F, 2015. Evaluating the potential of multispectral airborne LIDAR for topographic mapping and land cover classification. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. II-3/W5, pp. 113-119.
- [59] Morsy, S., Shaker, A., El-Rabbany, A., LaRocque, P. E. 2016. Airborne multispectral LIDAR data for land-cover classification and land/water mapping using different spectral indexes. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. III-3, pp. 217-224.
- [60] Matikainen, L., Karila, K., Hyyppä, J., Litkey, P., Puttonen, E., Ahokas, E., 2017. Object-based analysis of multispectral airborne laser scanner data for. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 128, pp. 298-313.
- [61] Scharstein, D., Szeliski, R., 2002. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 47, 1, pp. 7-42.
- [62] Hirschmüller, H., Scharstein, D., 2009. Evaluation of stereo matching costs on images with radiometric differences. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 31, 9, pp. 1582-1599.
- [63] Haala, N., 2011. Multiray Photogrammetry and Dense Image Matching. *Photogrammetric Week*, pp. 185-195.
- [64] Gruen, A., 2012. Development and status of image matching in photogrammetry. *Photogrammetric Record*. Vol. 27, 137, pp. 36-57.
- [65] Remondino, F., Spera, M. G., Nocerino, E., Menna, F., Nex, F., 2014. State of the art in high density image matching. *The Photogrammetric Record*. Vol. 29, 146, pp. 144-166.

- [66] Σκαρλάτος, Δ., 2006. *Διερεύνηση της αυθόρατης επιλογής παραθύρου ελαχιστοτετραγωνικής συνταύτισης και του ελέγχου ψηφιακών μοντέλων αναγλύφου χωρίς δεδομένα αναφοράς*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Διδακτορική διατριβή.
- [67] Πρόκος, Α., 2012. *Δημιουργία φωτογραμμετρικού σαρωτή laser με χρήση πρόσθετων γεωμετρικών δεσμεύσεων*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Διδακτορική διατριβή.
- [68] Zhu, K., 2014. *Dense stereo matching with robust cost functions and confidence-based surface prior*. Ingenieur fakultät Bau Geo Umwelt, Technischen Universität München. Dissertation.
- [69] Bay, H., A. Ess, T. Tuytelaars, L. Van Gool., 2008. SURF: Speeded Up Robust Features. *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 110, 3, pp. 346-359.
- [70] Harris, C., Stephens, M., 1988. A Combined Corner and Edge Detector. *Alvey Vision*. pp. 147-151.
- [71] Seitz, S. M., Curless, B., Diebel, J., Scharstein, D., Szeliski, R., 2006. A comparison and evaluation of Multi-View Stereo reconstruction algorithms. *Proc. of the CVPR*, New York, USA, Vol. 2, pp. 1-8.
- [72] Furukawa, Y., Ponce, J., 2010. Accurate, dense, and robust multiview stereopsis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 32, 8, pp. 1362-1376.
- [73] Furukawa, Y., Hernández, C., 2015. Multi-view stereo: A tutorial. [ed.] Inc. Now Publishers. *Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision*, pp. 1-148.
- [74] Schöps, T., Schönberger, J. L., Galliani, S., Sattler, T., Schindler, K., Pollefeys, M., Geiger, A., 2017. A Multi-View Stereo benchmark with high-resolution images and multi-camera videos. *Proc. of the CVPR*, Honolulu, HI, USA, pp. 1-10.
- [75] Gerke, M., 2009. Dense matching in high resolution oblique airborne images. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the CMRT09*, Paris, France, Vol. XXXVIII, pp. 77-82.
- [76] Fritsch, D., Rothermel, M., 2013. Oblique image data processing – Potential, experiences and recommendations. *Photogrammetric Week*, pp. 73-88.
- [77] Gerke, M., Remondino, F. photogrammetry: users' and vendors' views - EuroSDR survey, 2014. Oblique airborne. *GIM International*, Vol. 28, 12.

- [78] Zhang, Z.C., Dai, C.G., Ji, S., Zhao, M. Y., 2015. Adaptive hierarchical dense matching of multi-view airborne oblique imagery. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the PIA15+HRIGI15 – Joint ISPRS conference*, Munich, Germany, Vol. XL-3/W2, pp. 289-294.
- [79] Rupnik, E., Nex, F., Remondino, F., 2014. Oblique multi-camera systems - orientation and dense matching issues. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Castelldefels, Spain, Vols. XL-3/W1, pp. 107-114.
- [80] Gerke, M., Nex, F., Remondino, F., Jacobsen, K., Kremer, J., Karel, W., Hu, H., Ostrowski, W., 2016. Orientation of oblique airborne image sets - experiences from the IRSR/EUROSDR benchmark on multi-platform photogrammetry. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXIII ISPRS Congress*, Prague, Czech Republic, Vol. XLI-B1, pp. 185-191.
- [81] Maltezos, E., Ioannidis, C., 2015. Automatic detection of building points from LIDAR and dense image matching point clouds. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Geospatial Week*, La Grande Motte, France, Vol. II-3/W5, pp. 33-40.
- [82] Szeliski, R., 2011. *Computer Vision – Algorithms and Applications*. Heidelberg, Germany: Springer, pp. 1-812.
- [83] Αληφραγκής, Μ., 2010. *Εικονική ανακατασκευή και ταυτοποίηση αντικειμένων στο χώρο με τεχνικές υπολογιστικής όρασης και τρισδιάστατα γραφικά*. Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Ε.Μ.Π. Αθήνα, Διδακτορική διατριβή.
- [84] Bradski, G., Kaehler, A., 2008. *Learning OpenCV Computer Vision with the OpenCV Library*. O'Reilly Media, pp. 1-580.
- [85] Stentoumis, C., Grammatikopoulos, L., Kalisperakis, I., Petsa, E., Karras, G., 2013. A local adaptive approach for dense stereo matching in architectural scene reconstruction. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the 3D-ARCH*, Trento, Italy, Vol. XL-5/W1.
- [86] Kim, K. R., Kim, C. S., 2016. Adaptive smoothness constraints for efficient stereo matching using texture and edge. *Proc. of the ICIP*, Phoenix, AZ, USA, pp. 3429-3433.
- [87] Καλησπεράκης, Η., 2010. *Η επιπολική γεωμετρία στον προβολικό και τον ευκλείδειο χώρο*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π., Διδακτορική διατριβή.

- [88] Kalisperakis, I., Karras, G., Petsa, E., 2016. An euclidean formulation of interior orientation constraints imposed by the fundamental matrix. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXIII ISPRS Congress*, Vol. III-3, pp. 75-82.
- [89] Scharstein, D., 1999. View synthesis using stereo vision. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 1583.
- [90] Φλωρίδη, Β., 2013. *Προγραμματισμός, εφαρμογή και αξιολόγηση μεθόδων αυθόλητης πυκνής συντάυτισης εικόνας σε στερεοζεύγη*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π.. Διπλωματική εργασία.
- [91] Καρκάλου, Ε., 2015. *Προγραμματισμός και αξιολόγηση μεθόδων υπο-σύνολης συντάυτισης εικόνων (semi-global matching)*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π., Διπλωματική εργασία.
- [92] Viola, P., Wells, W. M., 1997. Alignment by maximization of mutual information. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 24, 2, pp. 137-154.
- [93] Birchfield, S., Tomasi, C., 1998. A pixel dissimilarity measure that is insensitive to image sampling. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, 4, pp. 401-406.
- [94] Hirschmüller, H., 2005. Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information. *Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition*, San Diego, CA, USA, Vol. 2, pp. 807-814.
- [95] Zhu, K., D'Angelo, P., Butenuth, M., 2012. Evaluation of stereo matching costs on close Range, aerial and satellite Images. *Proc. of the ICPRAM*, Vilamoura, Portugal, pp. 379-385.
- [96] Stentoumis, C., Amditis, A., Karras, G., 2015. Census-based cost on gradients for matching under illumination differences. *Proc. of the 3DV*, Lyon, France, pp. 224-231.
- [97] Revaud, J., Weinzaepfel, P., Harchaoui, Z., Schmid, C., 2016. DeepMatching: Hierarchical Deformable Dense Matching. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 120, 3, pp. 300-323.
- [98] Žbontar, J., LeCun, Y., 2015. Computing the stereo matching cost with a convolutional neural network. *Proc. of the CVPR*, Boston, Massachusetts, USA, pp. 1592-1599.
- [99] Chen, J., Yuan, C., 2016. Convolutional neural network using multi-scale information for stereo matching cost computation. *Proc. of the ICIP*, Phoenix, Arizona, USA, pp. 3424-3428.

- [100] Knyaz, V., A., Vygolov, O., Kniaz, V. V., Vizilter, Y., Gorbatshevich, V., 2017. Deep learning of convolutional auto-encoder for image matching and 3D object reconstruction in the infrared range, *Proc. of the ICCV*, Venice, Italy, pp. 2155-2164.
- [101] Kim, J. C., Lee, K.M., Choi, B.T., Lee, S.U., 2005. Dense stereo matching using two-pass dynamic programming with generalized ground control points. *Proc. of the CVPR*, San Diego, CA, USA, pp. 1075-1082.
- [102] Gong, M., Yang, Y. H., 2005. Near real-time reliable stereo matching using programmable graphics hardware. *Proc. of the CVPR*, San Diego, CA, USA, Vol. 1, pp. 924-931.
- [103] Yoon, K., J., Kweon, I., S., 2005. Locally adaptive support-weight approach for visual correspondence search. *Proc. of the CVPR*, San Diego, CA, USA, pp. 924-931.
- [104] Bethmann, F., Luhmann, T., 2014. Object-based multi-Image semi-global matching – Concept and first results. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Technical Commission V Symposium*, Riva del Garda, Italy, Vol. XL-5, pp. 93-100.
- [105] Stentoumis, C., Grammatikopoulos, L., Kalisperakis, I., Karras, G., 2014. On accurate dense stereo matching using a local adaptive multi-cost approach. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 91, pp. 29-49.
- [106] Zhu, K., D'Angelo, P., Butenuth, M., 2011. A performance study on different stereo matching costs using airborne image sequences and satellite images. *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 159-170.
- [107] Kolmogorov, V., Zabih, R., 2001. Computing visual correspondence with occlusions using graph cuts. *Proc. of the International Conference on Computer Vision*, Vancouver, British Columbia, Canada, Vol. 2, pp. 508-515.
- [108] Brown, M. Z., Burschka, D., Hager, G. D., 2003. Advances in computational stereo. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, 8, pp. 993-1008.
- [109] Boykov, Y., Kolmogorov, V., 2004. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 26, 9, pp. 1124-1137.
- [110] Szeliski, R., Zabih, R., Scharstein, D., Veksler, O., Kolmogorov, V., Agarwala, A., Tappen, M., Rother, C., 2008. A comparative study of energy minimization methods for markov random fields with smoothness-based priors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 30, 6, pp. 1068-1080.

- [111] Hirschmüller, H., 2006. Stereo vision in structured environments by consistent semi-global matching. *Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition*, New York, NY, USA, Vol. 2, pp. 2386-2393 .
- [112] Hirschmüller, H., 2008. Stereo Processing by Semiglobal Matching and Mutual Information. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 30, 2, pp. 328-341.
- [113] Γούλας, Δ., 2016. *Διερεύνηση εκτελέσεως αλγορίθμου στέρεο συνταύτισης Semi-Global Matching σε δορυφορικές εικόνες*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Αθήνα , 2016. Μεταπτυχιακή εργασία.
- [114] Banz, C., Pirsch, P., Blume, H., 2012. Evaluation of penalty functions for semi-global matching cost aggregation. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Melbourne, Australia, Vol. XXXIX-B3, pp. 1-6.
- [115] Hirschmüller, H. 2011. Semi-global matching - motivation, developments and applications. *Photogrammetric Week*, pp. 173-184.
- [116] Μαλτέζος, Ε., 2013. *Εξαγωγή πινάκων ανομοιοτήτων βάθους από εναέριες εικόνες μέσω πυκνής συνταύτισης σημείων*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Αθήνα , Διπλωματική εργασία.
- [117] Szeliski, R., Zabih, R., Scharstein, D., Veksler, O. Middlebury mrf minimization website, Online. <http://vision.middlebury.edu/MRF/>. (Προσπελάστηκε στις 11/1/2017).
- [118] Krauss, K., 2003. Φωτογραμμετρία 1. Εκδόσεις ΤΕΕ.
- [119] Karkalou, E., Stentoumis, C., Karras, G., 2017. Semi-Global Matching with self-adjusting penalties. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Nafplio, Greece, Vol. XLII-2/W3, pp. 353-360.
- [120] Maltezos, E., Ioannidis, C., 2014. Orthoimage of Asclepieion at the Ancient Messene from UAV Images applying dense image matching. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 8740, pp. 70-79.
- [121] Vincent, M., L., Gutierrez, M., F., Coughenour, C., Manuel, V., Remondino, F., D. Fritsch., 2015. Crowd-Sourcing the 3D Digital Reconstructions of Lost Cultural Heritage. *Digital Heritage*, Vol. 1, pp. 171-172.

- [122] Stathopoulou, E., K., Georgopoulos, A., Panagiotopoulos, G., Kaliampakos, D., 2015. Crowdsourcing lost cultural heritage. *Proc. of the 25th International CIPA Symposium*, Vols. II-5/W3, pp. 295-300.
- [123] Themistocleous, K., Agapiou, A., Hadjimitsis, D., 2016. 3D documentation and BIM modeling of cultural heritage structures using UAVs: The case of the Foinikaria church. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the 11th 3D Geoinfo*, Athens, Greece, Vols. XLII-2/W2, pp. 45-49.
- [124] Kaimaris D., Georgiadis C., Georgoula O., Patias P., 2018. Unmanned aerial vehicles and the multi temporal mapping results of the Dispilio Lakeside Prehistoric Settlement. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 10754.
- [125] Mader, D., Blaskow, R., Westfeld, P. and Maas, H. G., 2015. UAV-based acquisition of 3d point cloud - A comparison of a low-cost laser scanner and SFM-tools. *International Archives of the Photogrammetry Remote, Proc. of the ISPRS Geospatial Week*, La Grande Motte, France, Vol. XL-3/W3, pp. 335-341.
- [126] Sui, H., Tu, J., Song, Z., Chen, G., Li, Q., 2014. A novel 3D building damage detection method using multiple overlapping UAV images. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Technical Commission VII Symposium*, Istanbul, Turkey, Vol. XL-7, pp. 173-179.
- [127] Verykokou, S., Doulamis, A., Athanasiou, G., Ioannidis, C., Amditis, A., 2016. UAV-based 3D modelling of disaster scenes for urban search and rescue. *Proc. of the Imaging Systems and Techniques*, Chania, Greece, pp. 1-6.
- [128] Xiong, B., Oude Elberink, S., Vosselman, G., 2014. Building modeling from noisy photogrammetric point clouds. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Technical Commission III Symposium*, Zurich, Switzerland, Vols. II-3, pp. 197-204.
- [129] Malihi, S., Valadan Zoej, M.J., Hahn, M., Mokhtarzade, M., Arefi, H., 2016. 3D building reconstruction using dense photogrammetric point cloud. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXIII ISPRS Congress*, Prague, Czech Republic, Vols. XLI-B3, pp. 71-74.
- [130] McClune, A., P., Mills, J. P., Miller, P.E., Holland, D.A., 2016. Automatic 3d building reconstruction from a dense image matching dataset. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXIII ISPRS Congress*, Prague, Czech Republic, Vol. XLI-B3, pp. 641-648.

- [131] Remondino, F., Toschi, I., Gerke, M., Nex, F., Holland, D., McGill, A., Talaya Lopez, J., Magarinos, A., 2016. Oblique aerial imagery for NMA : some best practices, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXIII ISPRS Congress*, Prague, Czech Republic, Vol. XLI-B4, pp. 639-645.
- [132] Μελανίτης-Παρασκευάς, Ν. Ε., 2014. *Εφαρμογές τρισδιάστατης ανακατασκευής με γεωμετρία πολλών όψεων*. Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Ε.Μ.Π. Αθήνα. Διπλωματική εργασία.
- [133] Lucieer, A., M. de Jong, S., Turner, D., 2014. Mapping landslide displacements using Structure from Motion (SfM) and image correlation of multi-temporal UAV. *Progress in Physical Geography*, Vol. 38, I, pp. 97-116.
- [134] Xu, Z., Wu, L., Gerke, M., Wang, R., Yang, H., 2016. Skeletal camera network embedded structure-from-motion for 3D scene reconstruction from UAV images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 121, pp. 113-127.
- [135] Haala, N., 2013. The landscape of dense image matching algorithms. *Photogrammetric Week*, pp. 271-284.
- [136] Martin, C. D., Tannant, D. D., Lan, H., 2007. Comparison of terrestrial-based, high resolution, LIDAR and digital photogrammetry surveys of a rock slope. *Proc. of the 1st Canada-US Rock Mechanics Symposium*, Vancouver, Canada, pp. 37-44.
- [137] Leberl, F., Irschara, A., Pock, T., Meixner, P., Gruber, M., Scholz, S., Wiechert, A., 2010. Point clouds: Lidar versus 3D Vision, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 76, pp. 1123-1134.
- [138] Bayram, B., Nemli, G., Özkan, T., Oflaz, O.E., Kankotan, B., Çetin, I., 2015. Comparison of laser scanning and photogrammetry and their use for digital recording of cultural monument case study: Byzantine Land Walls-Istanbul. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the 25th International CIPA Symposium*, Taipei, Taiwan, Vol. II-5/W3, pp. 17-24.
- [139] Lafarge, F., Mallet, C., 2011 Modeling urban landscapes from point clouds: a generic approach, *INRIA*, 7612.
- [140] Basgall, P. L., 2013. *Lidar point cloud and stereo image point cloud fusion*. Naval Postgraduate School. Master thesis.

- [141] White, J. C., Stepper C., Tompalski P., Coops, N. C., Wulder, M. A., 2015. Comparing ALS and image-Based point cloud metrics and modelled forest inventory attributes in a complex coastal forest environment. *Forests*, Vol. 6, pp. 3704-3732.
- [142] Rahmayudi, A., Rizaldy, A., 2016. Comparison of semi automatic DTM from image matching with DTM from LIDAR. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXIII ISPRS Congress*, Prague, Czech Republic, Vol. XLI-B3, pp. 373-380.
- [143] Ullah, S., Dees, M., Datta, P., Adler, P., Koch, B., 2017. Comparing airborne laser scanning, and image-based point clouds by semi-global matching and enhanced automatic terrain extraction to estimate forest timber volume. *Forests*, Vol. 8, pp. 1-15.
- [144] Widyaningrum, E., Gorte. B.,G., H., 2017. Comprehensive comparison of two image-based point clouds from aerial photos with airborne LIDAR for large-scale mapping. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Geospatial Week*, Wuhan, China, Vol. XLII-2/W7, pp. 557-565.
- [145] Moussa, M., Wenzel,K., Rothermel, M., Abdel-Wahab, M., Fritsch, D., 2013. Complementing TLS point clouds by dense image matching. *International Journal of Heritage in the Digital Era*, Vol. 2, pp. 453-470.
- [146] Gerke, M., Xiao, J., 2014. Fusion of airborne laserscanning point clouds and images for supervised and unsupervised scene classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 87, pp. 78-92.
- [147] Monther, M., J., Yahya, A., Ahmed, F., Rami. A. G., 2016. Combined laser scanner and dense stereo matching techniques for 3D modelling of heritage sites: Dar Es-Saraya Museum. *Mediterranean archaeology & archaeometry*, Vol. 16, pp. 185-192.
- [148] Maddern, W., Newman, P., 2016. Real-time probabilistic fusion of sparse 3D LIDAR and dense stereo. *Proc. of the Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE/RSJ International Conference*, Daejeon, South Korea, pp. 2181-2188.
- [149] Ding, L., Sharma, G., 2017. Fusing structure from motion and LIDAR for dense accurate depth map estimation. *Proc. of the ICASSP*, New Orleans, LA, USA, pp. 1283-1287.
- [150] Yang, Y., Koppanyi, Z., Toth, C., K. Baltimore, Maryland, 2017. Stereo image point cloud and LIDAR point cloud fusion for the 3D street mapping. *Proc. of the Imaging & Geospatial Technology Forum*, pp. 1-11.

- [151] Karantzas, K., Argialas, D. 2009. A region-based level set segmentation for automatic detection of man-made objects from aerial and satellite images. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 667, pp. 1-11.
- [152] Bourdis, N., Marraud, D., Sahbi, H., 2011. Constrained optical flow for aerial image change detection. *Proc. of the IGARSS*, Vancouver, BC, Canada, pp. 4176-4179.
- [153] Duncan, P., Smit, J., 2012. An investigation of automatic change detection for topographic map updating. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXII ISPRS Congress*, Melbourne, Australia, Vol. XXXIX-B7, pp. 311-316.
- [154] Barazzetti, L., Brumana, R., Cuca, B., Previtali, M., 2015. Change detection from very high resolution satellite time series with variable off-nadir angle. *Proc. of the Third International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment RSCy2015*, Paphos, Cyprus, Vol. 9535, pp. 953504-1-953504-10.
- [155] Vakalopoulou, M., Karantzas, K., Komodakis, N., Paragios, N., 2016. Graph-based registration, change detection, and classification in very high resolution multitemporal remote sensing data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 9, pp. 2940-2951.
- [156] Konstantinidis, D., Stathaki, T., Argyriou, V., Grammalidis, N., 2017. Building detection using enhanced HOG–LBP features and region refinement processes. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 10, pp. 888–905.
- [157] Ham, S., Oh, Y., Choi, K., Lee, I., 2018. Semantic segmentation and unregistered building detection from uav images using a deconvolutional network. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS TC II Mid-term Symposium “Towards Photogrammetry 2020”*, Riva del Garda, Italy, Vol. XLII-2, pp. 419-424.
- [158] Duarte, D., Nex, F., Kerle, Vosselman, G., 2018. Satellite image classification of building damages using airborne and satellite image samples in a deep learning approach. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS TC II Mid-term Symposium “Towards Photogrammetry 2020”*, Riva del Garda, Italy, Vol. IV-2, pp. 89-96.
- [159] Xie, J., Li, Y., Cai, G., Wang, F., Li, H., 2018. An improved Mahalanobis distance-based colour segmentation method for rural building recognition. *Journal of Mountain Science*, Vol. 15, pp. 1460-1470.

- [160] Liu, X., Deng, Z., Yang, Y. 2018. Recent progress in semantic image segmentation. *Artificial Intelligence Review*, pp. 1-18.
- [161] Hosseinzadeh, S., Shakeri, M., Hong, Z., 2017. Fast shadow detection from a single image using a patched convolutional neural network. *Proc. of the CVPR*, Honolulu, Hawaii.
- [162] Maltezos, E., Protopapadakis, E., Doulamis N., Doulamis A., Ioannidis C., 2018. Understanding Historical Cityscapes from Aerial Imagery through Machine Learning. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 11196.
- [163] Maltezos, E., Doulamis, A., Ioannidis, C., 2017. Improving the visualisation of 3D textured models via shadow detection and removal. *Proc. of the International Conference on Virtual Worlds and Games for Serious Applications (VS-Games)*, Athens, Greece.
- [164] Lorenzi, L., Melgani, F., Mercier, G., 2012. A complete processing chain for shadow Detection and reconstruction in VHR images. *IEEE TGARS*, Vol. 50, pp. 3440-3452.
- [165] Song, H., Huang, B., Zhang., K., 2013. Shadow detection and reconstruction in high-resolution satellite images via morphological filtering and example-based learning. *IEEE TGARS*, Vol. 52, pp. 2545-2554.
- [166] Guislain, M., Digne1, J., Chaine1, R., Kudelski, D., Lefebvre-Albaret, P. 2016. Detecting and correcting shadows in urban point clouds and image collections. *Proc. of the 3DV*, pp. 1-9.
- [167] Dini, G., R., Jacobsen, K., Rottensteiner, F., Al Rajhi, M., Heipke, C., 2012. 3D building change detection using high resolution stereo images and a GIS database. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXII ISPRS Congress*, Melbourne, Australia, Vol. XXXIX-B7, pp. 299-304.
- [168] Hu, X., Ye, L., 2013. A fast and simple method of building detection from LIDAR data based on scan line analysis. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the VCM, Regina, Canada*, Vol. II-3/W1, pp. 7-13.
- [169] Nebiker, S., Lack, N., Deuber, M., 2014. Building change detection from historical aerial photographs using dense image matching and object-based image analysis. *Remote Sensing*, Vol. 6, pp. 8310-8336.
- [170] Xu, S., Vosselman, G., Elberink, S., O., 2015. Detection and classification of changes in buildings from airborne laser scanning data. *Remote Sensing*, Vol. 7, pp. 17051-17076.

- [171] Tomljenovic, I., Höfle, B., Tiede, D., Blaschke, T., 2015. Building extraction from airborne laser scanning data: an analysis of the state of the art. *Remote Sensing*, Vol. 7, pp. 3826-3862.
- [172] Du, S., Zhang, Y., Qin, R., Yang, Z., Zou, Z., Tang, Y., Fan, C., 2016. Building change detection using old aerial images and new LIDAR data. *Remote Sensing*, Vol. 8, pp. 1-22.
- [173] Qin, R., Tian, J., Reinartz, P. 2016. 3D change detection – Approaches and applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 122, pp. 41-56.
- [174] Grilli, E., Menna, Remondino, F., 2017. A review of point clouds segmentation and classification algorithms. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the 3D Virtual Reconstruction and Visualization of Complex Architectures*, Nafplio, Greece, Vol. XLII-2/W3, pp. 339-344.
- [175] Zhu, Q., Li, Y., Hu, H., Wu, B. 2017. Robust point cloud classification based on multi-level semantic relationships for urban scenes. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 129, pp. 86-102.
- [176] Vilariño, D., L., Cabaleiro, J., C., Martínez, J., Rivera, F., F., Pena, T., F., 2017. Graph-based approach for airborne light detection and ranging light detection and ranging. *Journal of Applied Remote Sensing*, Vol. 11, pp. 015020-1-015020-13.
- [177] Huang, H., Mayer, H., 2017. Towards automatic large-scale 3D building reconstruction: Primitive decomposition and assembly. *Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*, pp. 205-221.
- [178] Tran, H., G., Ressler, C., Pfeifer, N. 2018. Integrated change detection and classification in urban areas based on airborne laser scanning point clouds. *Sensors*, Vol. 18, pp. 1-21.
- [179] Mallet, C., Soergel, U., Bretar, F., 2008. Analysis of full-waveform LIDAR data for classification of urban areas. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Beijing, China, Vol. XXXVII, pp. 85-92.
- [180] Ashmawy, N., El., Shaker, A., 2014. Raster vs. point cloud LIDAR data classification. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Technical Commission VII Symposium*, Istanbul, Turkey, Vol. XL-7, pp. 79-83.
- [181] Kashani, A., G., Olsen, M., J., Parrish, C., E., Wilson, N. 2015. A review of LIDAR radiometric processing: From Ad Hoc intensity correction to rigorous radiometric calibration. *Sensors*, Vol. 15, pp. 28099-28128.

- [182] Hermosilla, T., Ruiz, L., A., Recio, J., A., Estornell, J., 2011. Evaluation of automatic building detection approaches combining high resolution images and LIDAR data. *Remote Sensing*, Vol. 3, pp. 1188-1210.
- [183] Sun, S., Salvaggio, C. 2012. Complex building roof detection and strict description from LIDAR data and orthorectified aerial imagery. *Proc. of the IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symp. (IGARSS)*, pp. 5466–5469.
- [184] Mishra, R., K., Zhang, Y. 2012. A review of optical imagery and airborne LIDAR data registration. *The Open Remote Sensing Journal*, Vol. 5, pp. 54-63.
- [185] Priem, F., Canters, F., 2016. Synergistic use of LIDAR and APEX hyperspectral data for high-resolution urban land cover mapping. *Remote Sensing*, Vol. 8, pp. 1-22.
- [186] Långkvist, M., Kiselev, A., Alirezaie, M., Loutfi, A., 2016. Classification and segmentation of satellite orthoimagery using convolutional neural networks. *Remote Sensing*, Vol. 8, pp. 1-21.
- [187] Mu, J., Cui, S., Reinartz, P., 2017. Building detection using aerial images and digital surface model. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Hannover Workshop: HRIGI 17 – CMRT 17 – ISA 17 – EuroCOW*, Hannover, Germany, Vol. XLII-1/W1, pp. 159-165.
- [188] Nahhas, F., H., Shafri, H., Z., M., Sameen, M., I., Pradhan, B., Mansor, S., 2018. Deep learning approach for building detection using LIDAR–orthophoto fusion. *Journal of Sensors*, Vol. 2018, pp. 1-12.
- [189] Zhou, K., Gorte, B., Lindenbergh, R., Widyaningrum, E., 2018. 3D building change detection between current VHR images and past LIDAR data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS TC II Mid-term Symposium “Towards Photogrammetry 2020”*, Riva del Garda, Italy, Vol. XLII-2, pp. 1229-1235.
- [190] Pang, S., Hu, X., Cai, Z., Gong, J., Zhang, M., 2018. Building change detection from bi-temporal dense-matching point clouds and aerial images. *Sensors*, Vol. 18, pp. 1-16.
- [191] Hron, V., Halounova, L., 2015. Use of aerial images for regular updates of buildings in the fundamental base of geographic data of the Czech Republic. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the PIA15+HRIGI15 – Joint ISPRS conference*, Munich, Germany, Vol. XL-3/W2, pp. 73-79.

- [192] Dai, Y., Gong, J., Li, Y., Feng, Q., 2017. Building segmentation and outline extraction from UAV image-derived point clouds by a line growing algorithm. *International Journal of Digital Earth*, pp. 1-21.
- [193] Tran, T., H., G., Otepka, J., Wang, D., Pfeifer, N., 2018. Classification of image matching point clouds over an urban area. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 39, pp. 4145-4169.
- [194] Özdemir, E., Remondino, F., 2018. Segmentation of 3D photogrammetric point cloud for 3D building modeling. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the 13th 3D GeoInfo Conference*, Delft, The Netherlands, Vol. XLII-4/W10, pp. 135-142.
- [195] Mayer, H., 1999. Automatic object extraction from aerial imagery-a survey focusing on buildings. *Comput. Vision Image Understand*, Vol. 74, pp. 138-149.
- [196] MathWorks. MATLAB. <https://in.mathworks.com/products/matlab.html>.
- [197] David, A., Vassilvitskii, S., 2007. K-means++: The Advantages of Careful Seeding, *Proc. of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms (SODA)*, pp. 1027-1035.
- [198] Xie, J. Girshick, R., Farhadi, A. 2015. Unsupervised deep embedding for clustering analysis. *Proc. of the ICML*, pp. 1-10.
- [199] Guo, X., Gao, L., Liu, X., Yin, J., 2017. Improved deep embedded clustering with local structure preservation. *Proc. of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-17)*, Melbourne, Australia, pp. 1-7.
- [200] Γεωργούλη, Α., 2015. *Τεχνητή νοημοσύνη*. ΤΕΙ Αθήνας Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής Τ.Ε. Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών.
- [201] Ratle, F., Camps-Valls, G., Weston, J., 2010. Semi-supervised neural networks for efficient hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 48, pp. 2271–2282.
- [202] Yang, L., Yang, S., Jin, P., Zhang, R., 2014. Semi-supervised hyperspectral image classification using spatio-spectral laplacian support vector machine. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 11, pp. 651–655.

- [203] Cao, J., Wang, B., 2017. Embedding learning on spectral-spatial graph for semisupervised hyperspectral image classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 14, pp. 1805–1809.
- [204] CampsValls, G., 2009. Machine learning in remote sensing data processing. *IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing*, Grenoble, France, pp. 1-6.
- [205] Pirotti, F., Sunar, F., Piragnolo, M., 2016. Benchmark of machine learning methods for classification of a Sentinel-2 image. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXIII ISPRS Congress*, Prague, Czech Republic, Vol. XLI-B7, pp. 335-340.
- [206] Lary, D., J., Alavi, A., H., Gandomi, A., H., Walker, A., L., 2016. Machine learning in geosciences and remote sensing. *Geoscience Frontiers*, Vol. 1, pp. 3-10.
- [207] Zhou, Q., Neumann, U. 2008. Fast and extensible building modelling from airborne LIDAR data. *Proc. of the ACM SIGSPATIAL Int. Conf. on Advances in Geographic Information Systems*. pp. 1-7.
- [208] Wang, X., Luo, Y., Jiang, T., Gong, H., Luo, S., Zhang, X. 2011. A new classification method for LIDAR data based on unbalanced support vector machine. *Proc. of the Image and Data Fusion (ISIDF)*, pp. 1-4.
- [209] Zhang, J., Lin, X. Ning, X., 2013. SVM-based classification of segmented airborne LIDAR point clouds in urban areas. *Remote Sensing*, Vol. 5, pp. 3749-3775.
- [210] Marmanis, D., Wegner, J., D., Galliani, S., Schindler, K., Datcu, M., Stilla, U., 2016. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXIII ISPRS Congress*, Vol. III–3, pp. 473-480.
- [211] Papadomanolaki, M., Vakalopoulou, M., Karantzalos, K., 2017. Patch-based deep learning architectures for sparse annotated very high resolution datasets. *Proc. of the Urban Remote Sensing Event (JURSE)*, Dubai, United Arab Emirates, pp. 1-4.
- [212] Bhatia, N., Vandana., 2010. Survey of Nearest Neighbor Techniques. *International Journal of Computer Science and Information Security*, Vol. 8, 2, pp. 302-305.
- [213] Hansen, M., Dubayah, R., Defries, R., 1996. Classification trees: an alternative to traditional land cover classifiers, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 17, 5, pp. 1075-1081.
- [214] Breiman, L., 2001. Random forests. *Machine Learning*, Vol. 45, pp. 5-32.

- [215] Yu, X., Hyyppä, J., Vastaranta, M., Holopainen, M., Viitala, R., 2011. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing Predicting individual tree attributes from airborne laser point clouds based on the random forests technique. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 66, pp. 28-37.
- [216] Farid, D., M., Zhang, L., Rahman, C., M., Hossain, M., A., Strachan, R., 2014. Hybrid decision tree and naïve Bayes classifiers for multi-class classification tasks. *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, 4, pp. 1937-1946.
- [217] Venables, W., N., Ripley, B., D., 2002. Modern Applied Statistics with S. *Issues of Accuracy and Scale*, Vol. 868.
- [218] Solares, C., Sanz, A., M., 2005. Bayesian Network Classifiers. An Application to Remote Sensing Image Classification. *Proc. of the Int. Conf. on Neural Networks*, Lisbon, Portugal, pp. 62-67.
- [219] Su, X., He, C., Deng, X., Yang, W., Sun, H., 2010. An Adaboost-based iterated MRF model with linear target prior for synthetic aperture radar image classification. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS TC VII Symposium*, Vienna, Austria, Vol. XXXVIII-7B, pp. 547-551.
- [220] Niemeyer, J., Wegner, J., D., Mallet, C., Rottensteiner, F., Soergel, U., 2011. Conditional random fields for urban scene classification with full waveform LIDAR data. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 6952, pp. 233-244.
- [221] Verdie, Y., Lafarge, F., Alliez, P., 2015. LOD Generation for urban scene. *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 34, pp. 30:1-30:14.
- [222] Tzotsos, A., Argialas D., 2008. Support Vector Machine Classification for Object-Based Image Analysis. Object-Based Image Analysis. *Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*, pp. 663-677.
- [223] Mountrakis, G., Im, J., Ogole, C., 2011. Support vector machines in remote sensing: a review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 66, pp. 247–259.
- [224] Atkinson, P., M., Tatnall, R., L., 1997. Introduction neural networks in remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 18, 4, pp. 699-709.
- [225] Βλαχάβας, Ι., Κεφαλάς, Π., Βασιλειάδης, Ν., Ρεφανίδης Ι., Κόκκορας, Φ., Σακελλαρίου, Η., 2006. *Τεχνητή Νοημοσύνη-Διαφάνειες για τη Διδασκαλία του Βιβλίου*. Σχολή Θετικών Επιστημών Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο. Εκδόσεις Πανεπιστημίου Μακεδονίας.

- [226] Mas, J., F., Flores, J., J., 2007. The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 29, 3, pp. 617-663.
- [227] Protopapadakis, E., Schauer, M., Pierri, E., Doulamis, A., Stavroulakis, G., E., Böhrnsen, J., Langer, S., 2016. A genetically optimized neural classifier applied to numerical pile integrity tests considering concrete piles. *Computers and Structures*, Vol. 162, pp. 68-79.
- [228] Pal, M., 2007. Ensemble Learning with Decision Tree for Remote. *International Scholarly and Scientific Research & Innovation*, Vol. 1, 12, pp. 3852-3854.
- [229] Han, M., Liu, B., 2013. A Remote Sensing Image Classification Method Based on Extreme Learning Machine Ensemble. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 7951, pp. 447-454.
- [230] 230. Rokach, L., Schclar, A., Itach, E., 2014. Ensemble methods for multi-label classification. *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, 16, pp. 7507-7523.
- [231] Han, M., Liu, B., 2015. Ensemble of extreme learning machine for remote sensing image classification. *Neurocomputing*, Vol. 149, A, pp. 65-70.
- [232] Lv, F., Han, M., Qiu, T., 2017. Remote sensing image classification based on ensemble extreme learning machine with stacked autoencoder. *IEEE Access*, Vol. 5, pp. 9021 - 9031.
- [233] Mojaddadi, H., Pradhan, B., Nampak, H., Ahmad, N., Ghazali, A., H., B., 2017. Ensemble machine-learning-based geospatial approach for flood risk assessment using multi-sensor remote-sensing data and GIS. Vol. 8, 2, pp. 1-23.
- [234] Yin, H., Cao, Y., Sun, H., 2011. Combining pyramid representation and AdaBoost for urban scene classification using high-resolution synthetic aperture radar images. *IET Radar, Sonar and Navigation, Geomatics, Natural Hazards and Risk*, Vol. 5, 1, pp. 58-64.
- [235] Nitze, I., Schulthess, Asche, H., 2012. Comparison of machine learning algorithms random forest, artificial neural network and support vector machine to maximum likelihood for supervised crop type classification. *Proc. of the GEOBIA*, Rio de Janeiro, Brazil, pp. 35-40.
- [236] Qian, Y., Zhou, W., Jingli, Y., Li, W., Han, L., 2015. Comparing Machine Learning Classifiers for Object-Based Land Cover Classification Using Very High Resolution Imagery. *Remote Sensing*, Vol. 7, pp. 153-168.
- [237] Li, X., Chen, W., Cheng, X., Wang, L., 2016. A Comparison of Machine Learning Algorithms for Mapping of Complex Surface-Mined and Agricultural Landscapes Using ZiYuan-3 Stereo Satellite Imagery, *Remote Sensing*, Vol. 8, 6, pp. 1-27.

- [238] Maxwell, A., E., Warner, T., A., Fang, F., 2018. Implementation of machine-learning classification g classification. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 39, pp. 2784-2817.
- [239] Yu, D., Deng, L., 2011. Deep learning and its applications to signal and information processing. *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 28, pp. 145-154.
- [240] Nair, V., Hinton, G., 2010. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines. *Proc. of the International Conference on Machine Learning*, Haifa, Israel, pp. 1-8.
- [241] LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015. *Deep learning*. Nature Publishing Group.
- [242] Grigorescu, A., E., Petkov, N., Kruijinga, P., 2002. Comparison of texture features based on Gabor filters. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 11, pp. 1160-1167.
- [243] Πρόβος, Α., 2015. *Υλοποίηση βιβλιοθήκης στο MATLAB για την ταχεία έρευνα και προτυποποίηση νέων μεθόδων εκπαίδευσης Βαθέων Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων με χρήση του CAFFE*. Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Α.Π.Θ., Διπλωματική εργασία.
- [244] Zeiler, M., D., Fergus, R., 2014. Visualizing and understanding convolutional networks, *Lecture Notes in Computer Science*. 2014, Vol. 8689, pp. 818-833.
- [245] Yang, J., Zhao, Y., Q., Chan, J., C., W., 2018. Hyperspectral and multispectral image fusion via deep two-branches convolutional neural network. *Remote Sensing*, Vol. 10, pp. 1-23.
- [246] Βαρδουλάκη, Θ., 2016. *Υπολογισμός πυκνότητας δόμησης και αστικού πρασίνου ανά οικοδομικό τετράγωνο από τηλεπισκοπικά δεδομένα και τεχνικές βαθιάς μηχανικής μάθησης*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π., Διπλωματική εργασία.
- [247] Volpi, M., Tuia, D., 2016. Dense Semantic Labeling of Subdecimeter Resolution Images With Convolutional Neural Networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 55, pp. 1-13.
- [248] Protopapadakis, E., 2016. *Decision Making via Semi-Supervised Machine Learning Techniques*. School of Production Engineering & Management, Ph.D thesis.
- [249] Makantasis, K., 2016. *Detection and Semantic Analysis of Objects and Events through Visual Cues*. Technical University of Crete, Ph.D thesis.
- [250] Shu, Y., 2014. *Deep Convolutional Neural Networks for Object Extraction from High Spatial Resolution Remotely Sensed Imagery*. University of Waterloo. Ph.D thesis.

- [251] Das, M., Ghosh., 2017. A Deep-Learning-Based Forecasting Ensemble to Predict Missing Data for Remote Sensing Analysis. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 10, 12, pp. 5228 - 5236.
- [252] Ball, J., E., Anderson, D., T., Chan, C., S., 2017. Comprehensive survey of deep learning in remote sensing: theories, tools, and challenges for the community. *Journal of Applied Remote Sensing*, Vol. 11, 4, pp. 042609-1-042609-54.
- [253] Ioannidou, A., Chatzilari, E., Nikolopoulos, S., Kompatsiaris, 2017. Deep Learning Advances in Computer Vision with 3D Data: A Survey. *ACM Computing Surveys*, Vol. 50, 2, pp. 1-38.
- [254] Zhu, X., X., Tuia, D., Mou, L., Xia, G., S., Zhang, L., Xu, F., Fraundorfer, 2018. Deep learning in remote sensing: a review. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*.
- [255] Tang, Y., 2015. Deep learning using linear Support Vector Machines. arXiv:1306.0239.
- [256] Κοντόπουλος, X., 2015. *Τεχνικές βαθιάς μηχανικής μάθησης και Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα για την ταξινόμηση υπερφασματικών δεδομένων. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Αθήνα, Διπλωματική εργασία.*
- [257] Schmidhuber, J., 2015. Deep Learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, Vol. 61, pp. 85-117.
- [258] Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., 2016. Deep learning. MIT Press.
- [259] Liu, P., Choo, K., K., R., Wang, L., Huang, F., 2016. SVM or deep learning? A comparative study on remote sensing image classification. *Methodologies and Application*, Vol. 23, pp. 7053–7065.
- [260] Persello, C., Stein, A., 2017. Deep Fully Convolutional Networks for the Detection of Informal Settlements in VHR Images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 14, 12, pp. 2325-2329.
- [261] Doulamis, N., Voulodimos, A., 2016. FAST-MDL: fast adaptive supervised training of multi-layered deep learning models for consistent object tracking and classification. *Proc. of the IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques*, Chania, Greece, pp. 318–323.
- [262] He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition. *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Las Vegas, NV, USA, pp. 1-9.

- [263] Θεοδωρόπουλος, X., 2018. *Χρήση τεχνικών βαθιάς μάθησης για την αναγνώριση συναισθημάτων μέσα από εκφράσεις του προσώπου*. Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Ε.Μ.Π., Διπλωματική εργασία.
- [264] Guo, Z., Chen, Q., Wu, G., Xu, Y., Shibasaki, R., Shao, X., 2017. Village building identification based on ensemble convolutional neural networks. *Sensors*, Vol. 17, 2487, pp. 1-22.
- [265] Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G., E., 2012. Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Proc. of the Neural Information Processing Systems*, Stateline, NV, USA, pp. 1097–1105.
- [266] Simonyan, K., Zisserman, A., 2014. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv:1409.1556.
- [267] Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., Rabinovich, A., 2015. Going deeper with convolutions. *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern*, Boston, MA, USA.
- [268] Iandola, F., N., Han, S., Moskewicz, M., W., Ashraf, K., Dally, W., J., Keutzer, K., 2016. Squeezenet: Alexnet-level accuracy with 50x fewer parameters and <0.5 mb model size. arXiv:1602.07360.
- [269] Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L., J., Li, K., Li, F., F., 2009. ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database. *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami, FL, USA.
- [270] He, K., Zhang, S., R., Sun, J., 2015. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2015, Vol. 37, 9, pp. 1904-1916.
- [271] Girshick, R., 2015. Fast R-CNN. *Proc. of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 1440-1448.
- [272] Ren, S., He, K., Girshick, R., Sun, J., 2015. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *Advances in neural information processing systems*, pp. 91-99.
- [273] Badrinarayanan, V., Kendall, A., Cipolla, R., 2016. SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation. arXiv:1511.00561.

- [274] Dai, J., Li, Y., He, K., Sun, J., 2016. R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks. *Proc. of the 30th Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS)*, Barcelona, Spain.
- [275] Song, J., Gao, L., Zou, F., Yan, Y., Sebe, N., 2016. Deep and fast: Deep learning hashing with semi-supervised graph construction. *Image and Vision Computing*, Vol. 55, pp. 101–108.
- [276] Kong, T., Yao, A., Chen, Y., Sun, F., 2016. HyperNet: Towards accurate region proposal generation and joint object detection. *Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition*, Seattle, WA, USA, pp. 845-853.
- [277] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A., 2016. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, pp. 1-10.
- [278] Yang, Y., Feng, C., Shen, Y., Tian, D., 2017. FoldingNet: Interpretable Unsupervised Learning on 3D Point Clouds. arXiv:1712.07262.
- [279] Li, R., Liu, W., Yang, L., Sun, S., 2017. DeepUNet: A Deep Fully Convolutional Network for Pixel-level Sea-Land Segmentation. 2017. arXiv:1709.00201v1.
- [280] Ding, C., Tao, D., 2017. Trunk-Branch Ensemble Convolutional Neural Networks for Video-based Face Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 99, pp. 1-14.
- [281] Qiao, S., Shen, W., Qiu, W., Liu, C., Yuille, A., 2017. ScaleNet: Guiding Object Proposal Generation in Supermarkets and Beyond. arXiv:1704.06752.
- [282] Wu, G., Shao, X., Guo, Z., Chen, Q., Yuan, W., Shi, X., Xu, Y., Shibasaki, R., 2018, *Remote sensing*, Vol. 10, pp. 1-18.
- [283] Jia, Y., Shelhamer, E., Donahue, J., Karayev, S., Long, J., Girshick, R., Guadarrama, S., Darrell, T., 2014. Caffe: convolutional architecture for fast feature embedding. *Proc. of the ACM International conference on Multimedia*, Orlando, Florida, USA, pp. 675-678.
- [284] SpaceNet. <http://explore.digitalglobe.com/spacenet>. DigitalGlobe. (Προσπελάστηκε στις 20/11/2017).
- [285] ErdasImagine. <http://www.hexagongeospatial.com/products/power-portfolio/erdas-imagine>. HEXAGON GEOSPATIAL. (Προσπελάστηκε στις 20/11/2017).

- [286] Handa, A., Bloesch, M., Patraucean, V., Stent, S., McCormac, J., Davison, A., 2016. GVNN: neural network library for geometric computer vision. Eds. A., Bloesch, M., Patraucean, V., Stent, S., McCormac, J., Davison, A. Handa. *Springer International, ECCV*. pp. 67-82.
- [287] Chollet, F., 2015. Keras. <https://github.com/fchollet/keras>.
- [288] Vedaldi, A., Lenc, K., 2015. MatConvNet: convolutional neural networks for MATLAB. *Proc. of the ACM International conference on Multimedia*, New York, NY, USA, pp. 689–692.
- [289] Chen, T., Li, M., Li, Y., Lin, M., Wang, N., Wang, M., Xiao, T., Xu, B., Zhang, C., Zhang, Z., 2015. MXNet: a flexible and efficient machine learning library for heterogeneous distributed systems. arXiv:1512.01274.
- [290] Abadi, M., Barham, P., Chen, J., Chen, J., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Irving, G., Isard, M., Isard, M., Kudlur, M., Levenberg, J., Monga, R., Moore, S., Murray, G., Steiner, B., Tucker, P., Vasudevan, V., Warden, P., Wicke, M., Yu, Zheng, X., 2016. TensorFlow: a system for large-scale machine learning. *Proc. of the 12th USENIX Symp. on Operating Systems Design and Implementation (OSDI)*, Savannah, Georgia.
- [291] Rami, Al-Rfou. et al., 2016. Theano: a Python framework for fast computation of mathematical expressions. arXiv:1605.02688.
- [292] Github., 2017. Deep learning with torch: the 60-minute Blitz. [https://github.com/soumith/cvpr2015/blob/master/Deep Learning with Torch.ipynb](https://github.com/soumith/cvpr2015/blob/master/Deep%20Learning%20with%20Torch.ipynb).
- [293] Scikit-learn: Precision-Recall. [http://scikit-learn.org/stable/auto\\_examples/model\\_selection/plot\\_precision\\_recall.html](http://scikit-learn.org/stable/auto_examples/model_selection/plot_precision_recall.html). (Προσπελάστηκε στις 7/12/2017).
- [294] Roynard, X., Deschaud, J. E., Goulette, F., 2016. Fast and robust segmentation and classification for change detection in urban point clouds. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXIII ISPRS Congress, Prague, Czech Republic*, Vol. XLI-B3, pp. 693-699.
- [295] Alidoost, F., Arefi, H., 2016. Knowledge based 3D building model recognition using convolutional neural networks from LIDAR and aerial imageries. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Prague, Czech Republic, Vol. XLI-B3, pp. 833-840.

- [296] Zhiqiang, W., Jun, L., 2017. A Review of Object Detection Based on Convolutional Neural Networ. *Proc. of the Chinese Control Conference (CCC)*, Dalian, China, pp. 11104-11109.
- [297] Myasnikov, E., 2016. Evaluation of Stochastic Gradient Descent Methods for Nonlinear Mapping of Hyperspectral Data. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 9730, pp. 276-283.
- [298] Gamboa, A., G., Gress, N., H., Mendoza, M., G., Orozco, R., I., Vargas, J., M. 2005. A comparison of different initialization strategies to reduce the training time of Support Vector Machines. *Proc. of the International Conference on Artificial Neural Networks*, pp. 613-618.
- [299] Erhan, D., Manzagol, P., A., Bengio, Y., Bengio, S., Vincent, P., 2009. The difficulty of training deep architectures and the effect of unsupervised pre-training. *Proc. of the International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS)*, Florida, USA. pp. 153-160.
- [300] Glorot, X., Bengio, Y., 2010. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks. *Proc. of the International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS)*, Sardinia, Italy, pp. 249-256.
- [301] Saxe, A., M., McClelland, J., M., Ganguli, S., 2014. Exact solutions to the nonlinear dynamics of learning in deep linear neural networks. arXiv:1312.6120.
- [302] Dai, J., Lu, Y., Wu, Y., N., 2015. Generative modeling of convolutional neural networks. arXiv:1412.6296.
- [303] He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2015. Delving deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification. arXiv:1502.01852.
- [304] Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., 2015. Imagenet large scale visual recognition challenge. *Proc. of the International Journal of Computer Vision*, Vol. 115, pp. 211-252.
- [305] Maitra, D., S., Bhattacharya, U., Parui, S., K., 2015. CNN based common approach to handwritten character recognition of multiple scripts. *Proc. of the International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp. 1021-1025.
- [306] Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., Malik, J., 2015. Region based convolutional networks for accurate object detection and semantic segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 38, pp. 142-158.

- [307] Fan, H., Zipf, A., Fu, Q., Neis, P., 2014. Quality assessment for building footprints data on OpenStreetMap. *International Journal of Geographical Information*, Vol. 28, pp. 700-719.
- [308] Pelletier, C., Valero, S., Inglada, J., Champion, N., Sicre, C., M., Dedieu, G., 2017. Effect of Training Class Label Noise on Classification Performances for Land Cover Mapping with Satellite Image Time Series. *Remote Sensing*, Vol. 9, 173, pp. 1-24.
- [309] Gu, Y., Wang, Q, Wang, H., You, D., Zhang, Y., 2017. Multiple kernel learning via low-rank nonnegative matrix factorization for classification of hyperspectral imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, Vol. 8, pp. 2739-2751.
- [310] Doulamis, A., Soile, S., Doulamis, N., Chrisouli, C., Grammalidis, N., Dimitropoulos, K., Manesis, C., Potsiou, C., Ioannidis, C., 2015. Selective 4D modelling framework for spatial-temporal land information management system. *SPIE Proc., Paphos, Cyprus*, Vol. 9535, pp. 953506-1-953506-10.
- [311] Αργυρίδης, Α., 2017. *Διερεύνηση Οντολογιών, Μηχανικής Μάθησης, Μορφομετρίας, και Αντικειμενοστρεφούς Ανάλυσης, Εικόνας για την Αναγνώριση Γεωμορφών, Κτιρίων, και Μεταβολών Κτιρίων. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Αθήνα. Διδακτορική διατριβή.*
- [312] Αργιαλάς, Δ., Τζώτσος, Α., 2007. *Αντικειμενοστραφής ανάλυση εικόνας στην τηλεπισκόπηση. Θεωρία και εφαρμογές.* Ε.Μ.Π., ΤΕΕ: Τηλεπισκόπηση Εξελίξεις και Εφαρμογές.
- [313] Tzotsos, A., Karantzalos, K., Argialas, D. 2011. Object-based image analysis through nonlinear scale-space filtering. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 66, pp. 1-16.
- [314] Karantzalos, K., Koutsourakis, P., Kalisperakis, I., Grammatikopoulos, L., 2015. Model-based building detection from low-cost optical sensors onboard unmanned aerial vehicles. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. International Conference on Unmanned Aerial Vehicles in Geomatics*, Vol. XL-1/W4, pp. 293-297.
- [315] Ashmawy, N., El, Shaker, A., Yan, W., Y., 2011. Pixel vs object-based image classification techniques for LIDAR intensity data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Calgary Workshop*, Vol. XXXVIII-5/W12, pp. 43-48.

- [316] Gavrilova, M., Apu, R., 2010. A divide-and-conquer approach to contour extraction and invariant feature analysis. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 31, pp. 5813-5835.
- [317] Blanes, I., Sagristà, J., S., Marcellin, M., W., Rapesta, J., B., 2012. Divide-and-conquer strategies for hyperspectral image processing, *IEEE Signal Processing magazine*, Vol. 29, pp. 71-81.
- [318] Kang, X., Lin, X. 2014. Graph-based divide and conquer method for parallelizing spatial operations on vector data. *Remote Sensing*, Vol. 6, pp. 10107-10130.
- [319] Kaur, L., Sharma, V., K., 2014. Object detection from the satellite Images using divide and conquer model. *International Journal of Science and Research*, Vol. 3, pp. 1385-1387.
- [320] Zhuang, P., Fu, X., Huang, Y., Ding, X. 2017. Image enhancement using divide-and-conquer strategy. *J. Vis. Commun. Image R.*, Vol. 45, pp. 137-146.
- [321] Hu, P., Dong, Z., Yuan, P., Liang, F., Yang, B., Reconstruction of 3D models from point clouds with hybrid representation. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Proc. of the ISPRS TC II Mid-term Symposium "Towards Photogrammetry 2020"*, Riva del Garda, Italy, Vol. XLII-2, pp. 449-454.
- [322] Vosselman G., Gorte B., Sithole G., Rabbani T., 2004. Recognizing structure in laser scanner point clouds. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, pp. 1-6.
- [323] Schnabel, R., Wahl, R., Klein, R., 2007. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection. *Computer Graphics forum*, Vol. 26, pp. 214-226.
- [324] Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., Grussenmeyer, P., 2007. Hough-transform and extended RANSAC algorithms for automatic detection of 3d building roof planes from Lidar data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007*, Vol. XXXVI-3/W52, pp. 407-412.
- [325] Sampath, A., Shan, J., 2010. Segmentation and reconstruction of polyhedral building roofs from aerial LIDAR point clouds. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 48, pp. 1554-1567.
- [326] Wang, H., Chin, T., J., Suter, D., 2012. Simultaneously fitting and segmenting multiple-structure data with outliers. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 34, pp. 1177-1192.

- [327] Lin, H., Gao, J., Zhou, Y., Lu, G., Ye, M., Zhang, C., Liu, L., 2013. Semantic decomposition and reconstruction of residential scenes from LIDAR data. *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 32, pp. 66:1-66:10.
- [328] Lafarge, F., Alliez, P., 2013. Surface reconstruction through point set structuring. *Eurographics*, Vol. 32, pp. 225-234.
- [329] Pham, T., T., Chin, T., J., Yu, J., Suter, D., 2014. The random cluster model for robust geometric fitting. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 36, pp. 1658-1671.
- [330] Yan, J., Shan, J., Jiang, W. 2014. A global optimization approach to roof segmentation from airborne lidar point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 94, pp. 183-193.
- [331] Monzpart, A., Mellado, N., Brostow, G., J., Mitra, N., J. 2015. RAPter: Rebuilding Man-made Scenes with Regular Arrangements of Planes, *ACM Transactions on Graphics, Association for Computing Machinery*, Vol. 34, pp. 183-193.
- [332] Vosselman, G., Coenen, C., Rottensteiner, G. 2017. Contextual segment-based classification of airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 128, pp. 354-371.
- [333] Wichmann, A., 2018. *Grammar-guided reconstruction of semantic 3D building models from airborne LIDAR data using half-space modeling*. Technischen Universität Berlin (TU Berlin). Berlin, Germany. Ph.D thesis.
- [334] Oude Elberink, S., Vosselman, G., 2009. Building reconstruction by target based graph matching on incomplete laser data: Analysis and limitations. *Sensors*, Vol. 9, pp. 6101-6118.
- [335] Rychard, M., Borkowski, A. 2016. 3D building reconstruction from ALS data using unambiguous decomposition into elementary structures. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 118, pp. 1-12.
- [336] Gkeli, M., Ioannidis, C., Potsiou, C., 2017. Review of the 3D modelling algorithms and crowdsourcing techniques. An assessment of their potential for 3D cadastre. *FIG Working Week*, Helsinki, Finland, pp. 1-24.
- [337] Satari, M., Samadzadegan, F., Azizi, A., Maas, H. G., 2012. A multi-resolution hybrid approach for building model reconstruction from LIDAR data. *The Photogrammetric Record*, Vol. 27, pp. 330-359.

- [338] Perera, G.S.N., Maas, H.-G. 2014. Cycle graph analysis for 3D roof structure modelling: Concepts and performance. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 93, pp. 213-226.
- [339] Zheng, Y., Weng, Q., Zheng, Y., 2017. A hybrid approach for three-dimensional building reconstruction in Indianapolis from LIDAR data. *Remote Sensing*, Vol. 9, pp. 1-24.
- [340] Wichmann, A., Agoub, A., Kada, M., 2018. ROOFN3D: Deep learning training data for 3D building reconstruction. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS TC II Mid-term Symposium "Towards Photogrammetry 2020"*, Riva del Garda, Italy, Vol. XLII-2, pp. 1191-1198.
- [341] San, D., K., Turker, M., 2010. Building extraction from high resolution satellite images using Hough transform. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science*, Kyoto, Japan, Vol. XXXVIII, pp. 1063-1068.
- [342] Rahmdel, P., S., Comley, R., Shi, D., McElduff, S. 2015, A review of Hough transform and line segment detection approaches. *Proc. of the VISAPP*. pp. 411-418.
- [343] Li, Q, Wanf, Y., Liu, Q, Wang, W. 2018. Hough transform guided deep feature extraction for dense building detection in remote sensing images. *Proc. of the ICASSP*. pp. 1872-1876.
- [344] Yan, J., Jiang, W., Shan, J., 2012. Quality analysis on RANSAC-based roof facets extraction from airborne LIDAR data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXII ISPRS Congress*, Vol. XXXIX-B3, pp. 367-372.
- [345] Xu, B., Jiang, W., Shan, J., Zhang, J., Li, L., 2016. Investigation on the weighted RANSAC approaches for building roof plane segmentation from LIDAR point clouds. *Remote Sensing*, Vol. 8, pp. 1-23.
- [346] Huang, H., Sester, M., 2011. A hybrid approach to extraction and refinement of building footprints from airborne data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Guilin Workshop*, Guilin, China, Vol. XXXVIII-4/W25, pp. 153-158.
- [347] Borrmann, D., Elseberg, J., Lingemann, K., Nüchter, A., 2011. The 3D Hough Transform for plane detection in point clouds: A review and a new accumulator design. *3D Research*, Vol. 2, pp. 1-13.

- [348] Oehler, B., Stueckler, J., Welle, J., Schulz, D., Behnke, S., 2011. Efficient Multi-Resolution Plane Segmentation of 3D Point Clouds. *Proc. of the 4th International Conference on Intelligent Robotics and Applications*, Aachen, Germany, pp. 145-156.
- [349] Vosselman, G., 2013. Point cloud segmentation for urban scene classification. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS2013-SSG*, Antalya, Turkey, Vol. XL-7/W2, pp. 257-262.
- [350] Dumitru, R., C., Borrmann, D., Nüchter, A., 2013. Interior reconstruction using the 3D Hough transform. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the 3DARCH - 3D Virtual Reconstruction and Visualization of Complex Architectures*, Trento, Italy, Vol. XL-5/W1, pp. 65-72.
- [351] Kothhäuser, T., Mertsching, B., 2012. Triangulation-based plane extraction for 3D point clouds. *International Conference on Intelligent Robotics and Applications (ICIRA)*, Montreal, Canada, pp. 217-228.
- [352] Hasmadi, M., Pakhriazad, HZ, Shahrin, MF., 2009. Evaluating supervised and unsupervised techniques for land cover mapping using remote sensing data. *Malaysian Journal of Society and Space*, Vol. 5, pp. 1-10.
- [353] Afify, H., A. 2011. Evaluation of change detection techniques for monitoring land-cover changes: A case study in new Burg El-Arab area. *Alexandria Engineering Journal*, Vol. 50, pp. 187-195.
- [354] Gao, H., Tang, Y., Jing, L., Li, H., Ding, H., 2017. A novel unsupervised segmentation quality evaluation method for remote sensing images. *Sensors*, Vol. 17, pp. 1-22.
- [355] Awrangjeb, M., Fraser, C., S., 2014. An automatic and threshold-free performance evaluation system for building extraction techniques from airborne LIDAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 7, pp. 1939-1404.
- [356] Wentz, E., A., Zhao, Q. 2015. Assessing validation methods for building identification and extraction. *Proc. of the Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE)*, Lausanne, Switzerland, pp. 1-4.
- [357] Potuckova, M., Hofman, P., 2016. Comparison of quality measures for building outline extraction. *The Photogrammetric Record*, Vol. 31, pp. 193–209.

- [358] Rupnik, E., Nex, F., Toschi, I., Remondino, F., 2018. Contextual classification using photometry and elevation data for damage detection after an earthquake event, *European Journal of Remote Sensing*, Vol. 51, pp. 543-557.
- [359] Rottensteiner, F., 2013. ISPRS Test Project on Urban Classification and 3D Building Reconstruction: Evaluation of Object Detection Results.
- [360] Moussa, A., El-Sheimy, N., 2012. A new object based method for automated extraction of urban objects from airborne sensors data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXII ISPRS Congress, Melbourne, Australia*, Vol. XXXIX-B3, pp. 309-314.
- [361] Ostrowski, W., Pilarska, M., Charyton, J., Bakula, K., 2018. Analysis of 3d building models accuracy based on the airborne laser scanning point clouds. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS TC II Mid-term Symposium "Towards Photogrammetry 2020"*, Riva del Garda, Italy, Vol. XLII-2, pp. 797-804.
- [362] Myint, S., W., Gober, P., Brazel, A., Grossman-Clarker, S., Weng, Q. 2011. Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 115, pp. 1145-1161.
- [363] Prudente, V., H., R., DaSilva, B., B., Johann, A., J., A., Mercante, E., Oldoni, L., V., 2017. Comparative assessment between per-pixel and object-oriented for mapping land cover and use. *Journal of the Brazilian Association of Agricultural Engineering*, Vol. 37, pp. 1015-1027.
- [364] Αδάμ, Κ., 2011. *Γεωμετρία του στερεοζεύγους από βαθμονομημένες και μη βαθμονομημένες μηχανές*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Διπλωματική εργασία.
- [365] Pauly, M., 2003. *Point Primitives for Interactive Modeling and Processing of 3D Geometry*. Federal Institute of Technology (ETH). Konstanz, Germany, Ph.D thesis.
- [366] Fragkos, P., Ioannidis, C., 2014. Cost effective accurate orthoimaging of inaccessible areas. *Proc. of the 2nd International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment RSCy2014*, Paphos, Cyprus, Vol. 9229, pp. 92290E-1-92290E-10.
- [367] Maltezos, E., Kyrkou, A., Ioannidis, C., 2016. LIDAR vs Dense Image Matching point clouds in complex urban scenes, *Proc. of the Fourth International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment RSCy2016*, Paphos, Cyprus, Vol. 9688, pp. 96881P-1-96881P-10.

- [368] Κύρκου, Α., 2015. *Διερεύνηση ημι-καθολικής μεθόδου πυκνής συνταύτισης σημείων για την εξαγωγή ψηφιακού μοντέλου αναγλύφου και ορθοεικόνας*. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Αθήνα, Διπλωματική εργασία.
- [369] OpenCV. <https://opencv.org/>. (Προσπελάστηκε στις 7/11/2017).
- [370] StereoSGBM. <https://docs.opencv.org/java/2.4.9/org/opencv/calib3d/StereoSGBM.html>. (Προσπελάστηκε στις 7/11/2017).
- [371] Ioannidis, C., Soile, S., Stamos, A., Vassilaki, D., Maltezos, E., Verykokou, S., Exploitation of satellite optical and SAR data for public work studies. *Proc. of the Third International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment RSCy2015*, Paphos, Cyprus, Vol. 9535, pp. 95350I-1-95350I-10.
- [372] CloudCompare. <http://www.danielgm.net/cc/>. (Προσπελάστηκε στις 8/11/2017).
- [373] Vassilaki, D., Ioannidis, C., Stamos, A., 2009. Multitemporal data registration through global matching of networks of free-form curves. *Proc. of the FIG Working Week*, Eilat, Israel, pp. 1-18.
- [374] Vassilaki, D., Ioannidis, C., Stamos, A., 2012. Automatic ICP-based global matching of free-form linear features. *The Photogrammetric Record*, Vol. 27, pp. 311-329.
- [375] Otepka, J., Ghuffar, S., Waldhauser, C., Hochreiter, R., Pfeifer, N. 2013. Georeferenced point clouds: A survey of features and point cloud management. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 2, pp. 1038-1065.
- [376] Maltezos, E., Doulamis, A., Doulamis, N., Ioannidis, C., 2018. Building extraction from LIDAR Data applying deep convolutional neural networks. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters (GRSL)*, Vol. 16, pp. 155-159.
- [377] Maltezos, E., Doulamis, N., Doulamis, A., Ioannidis, C., 2017. Deep convolutional neural networks for building extraction from orthoimages and dense image matching point clouds. *Journal of Applied Remote Sensing*, Vol. 11, 4, pp. 042620-1-042620-22.
- [378] Rouse Jr., J. W., Haas, P., Schell, J., Deering, D., 1974. Monitoring vegetation systems in the great plains with erts,. *NASA Special Publication*.
- [379] Katagis, T., Gitas, I., Z., Mitri, G., H. 2014. An object-based approach for fire history reconstruction by using three generations of Landsat sensors. *Remote Sensing*, Vol. 6, pp. 5480-5496.

- [380] Καταγής, Θ., 2017. *Χαρτογράφηση και παρακολούθηση καμένων εκτάσεων με τη χρήση χρονοσειρών δορυφορικών εικόνων*. Σχολή Γεωπονίας, Δασολογίας και Φυσικού Περιβάλλοντος, Α.Π.Θ. Θεσσαλονίκη.
- [381] Cramer, M., 2010. The DGPF-test on digital airborne camera evaluation-overview and test design. *Photogrammetrie – Fernerkundung – Geoinformation*, pp. 73-82.
- [382] TrimbleInfo. <http://www.trimble.com/imaging/inpho>. Trimble Geospatial. (Προσπελάστηκε στις 17/5/2018).
- [383] Gonzalez, R., C., Woods, R., E., Eddins, S., L., 2003. *Digital Image Processing Using MATLAB*. Prentice Hall, New Jersey.
- [384] Awrangjeb, M., Zhang, C., Fraser, C., S., 2012. Building detection in complex scenes through effective separation of buildings from trees. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 78, pp. 729-745.
- [385] Nobrega, R., Quintanilha, J., A., O'Hara, C., G., 2011. A noise-removal approach for LIDAR intensity images using anisotropic diffusion filtering to preserve object shape characteristics. *Proc. of the ASPRS Annual Conference*, Tampa, Florida, pp. 1-11.
- [386] Grigillo, D., Kanjir, U., 2012. Urban object extraction from digital surface model and digital aerial images. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXII ISPRS Congress*, Melbourne, Australia, Vol. I-3, pp. 215-220.
- [387] Gao, Q. H., Wan, T. R., Tang, W., Chen, L., Zhang, K. B., 2017. An improved augmented reality registration method based on visual SLAM. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 10345, pp. 11-19.
- [388] Fleishman, S., Drori, I., Cohen-Or, D., 2003. Bilateral mesh denoising. *Proc. of the SIGGRAPH*, New York, USA, pp. 950-953.
- [389] Hoppe, H., DeRose, T., Duchamp, T., McDonald, J., Stuetzle, W., 1992. Surface reconstruction from unorganized points. *Computer Graphics*, Vol. 2, pp. 71-78.
- [390] Boulch, A., Marlet, P., 2012. Fast and robust normal estimation for point clouds with sharp features. *Proc. of the Eurographics Symposium on Geometry Processing*, Tallinn, Estonia, Vol. 31, pp. 1-10.

- [391] Lafarge, F., Mallet, C., 2012. Creating large-scale city models from 3D-point clouds: A robust approach with hybrid representation. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 99, pp. 69-85.
- [392] Wang, S., Wang, C., 2015. Research on dimension reduction method for hyperspectral remote sensing image based on global mixture coordination factor analysis. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the International Workshop on Image and Data Fusion*, Kona, Hawaii, USA, Vol. XL-7/W4, pp. 159-167.
- [393] Sykas, D., Karathanassi, V., Kolokoussis, P., 2013. Development of a new automatic relative radiometric normalization methodology for multispectral and hyperspectral images. *Journal of Remote Sensing Technology*, Vol. 1, pp. 75-83.
- [394] GDAL. <http://www.gdal.org>. Geospatial data abstraction library. (Προσπελάστηκε στις 1/8/2018).
- [395] Bulatov, D., Häufel, G., Meidow, J., Pohl, M., Solbrig, P. Wernerus, P. 2014. Context based automatic reconstruction and texturing of 3D urban terrain for quick response tasks. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 93, pp. 157-170.
- [396] Rottensteiner, F., Trinder, J., Clode, S., Kubik, K., 2007. Building detection by fusion of airborne laser scanner data and multi-spectral images: performance evaluation and sensitivity analysis. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 62, pp 135-149.
- [397] Mongus, D., Lukač, N., Obrul, D., Zalik, B., 2013. Detection of planar points for building extraction from Lidar data based on differential morphological and attribute profiles. *Proc. of the ISPRS Workshop on 3D Virtual City Modeling*, Regina, Canada, Vol. II-3/W1, pp. 21-26.
- [398] Mongus, D., Lukač, N., Zalik, B. 2014. Ground and building extraction from LIDAR data based on morphological profiles and locally fitted surfaces. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 93, pp. 145-156.
- [399] Liu, C., Shi, B., Yang, X., Li, N., 2012. Legion segmentation for building extraction from Lidar based DSM data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXII ISPRS Congress*, Melbourne, Australia, Vol. XXXIX-B3, pp. 291-296.

- [400] Wei, Y., Yao, W., Wu, J., Schmitt, M., Stilla, U., 2012. Adaboost-based feature relevance assessment in fusing LIDAR and image data for classification of trees and vehicles in urban scenes. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXII ISPRS Congress*, Melbourne, Australia, Vol. I-7, pp. 323-328.
- [401] Zhan, Q., Liang, Y., Wei, C., Xiao, Y., 2012. Ground object recognition using combined high resolution airborne images and DSM. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXII ISPRS Congress*, Melbourne, Australia, Vol. XXXIX-B3, pp. 573-577.
- [402] Niemeyer, J., Rottensteiner, F., Soergel, U., 2013. Classification of urban LIDAR data using conditional random field and random forests. *Proc. of the Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE)*, São Paulo, Brazil, pp. 139-142.
- [403] Maltezos, E., Ioannidis, C., 2016. Classifying buildings from point clouds and images. *GIM International*, Vol. 7, 30, pp. 18-21.
- [404] LAStools. <https://rapidlasso.com/lastools/>. Rapidlasso. (Προσπελάστηκε στις 20/11/2017).
- [405] Duguet, F., Durand, F., Drettakis, G., 2004. Robust Higher-Order Filtering of Points. INRIA. Technical Report 5165.
- [406] Daniels, J. I., Ha, L. K., Ochotta, T., Silva, C. T., 2007. Robust smooth feature extraction from point clouds. *Proc. of the International Conference on Shape Modeling and Applications*, Lyon, France, pp. 123-136.
- [407] Gao, Z., Neumann, U., 2014. Feature enhancing aerial LIDAR point cloud refinement. *Proc. of the Three-Dimensional Image Processing, Measurement (3DIPM), and Applications*, Vol. 901303, pp. 1-15.
- [408] Smith, S. M., Brady, J. M., 1997. Susan - a new approach to low level image processing. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 23, 1, pp. 45-78.
- [409] Tomasi, C., Manduchi, R., 1998. Bilateral Filtering for gray and color images. *Proc. of the International Conference on Computer Vision*, Bombay, India, pp. 839-846.
- [410] Jones, T. R., Durand, F., Desbrun, M., 2003. Non-iterative, feature-preserving mesh smoothing. *Proc. of the SIGGRAPH*, New York, USA, pp. 943-949.
- [411] He, K., Sun, J., Tang, X., 2013. Guided Image Filtering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 1397 - 1409.

- [412] Kang, X., Li, S., Benediktsson, J., A., 2014. Spectral–spatial hyperspectral image classification with edge-preserving filtering. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 52, pp. 2666-2677.
- [413] Moorfield, B., Haeusler, R., Klette, R., 2015. Bilateral filtering of 3D point clouds for refined 3D roadside reconstructions, *Lecture Notes in Computer Science*. 2015, Vol. 9257, pp. 394-402.
- [414] Xue, J., Su, B., 2017. Significant Remote Sensing Vegetation Indices: A review of developments and applications. *Journal of Sensors*, pp. 1-17.
- [415] Hussein, S. O., Kovács, F., Tobak, Z., 2017. Spatiotemporal assessment of vegetation indices and land cover for Erbil city and its surrounding using Modis imageries. *Journal of Environmental Geography*, Vol. 10, 1-2, pp. 31-39.
- [416] Bannari, A., Morin, D., Bonn, F., 1995. A Review of vegetation indices, *Remote Sensing Review*, Vol. 13, pp. 95-120.
- [417] Kilian, J., Haala, N., Englich, M., 1996. Capture and Evaluation of Airborne Laser Scanner Data. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. XXXI, B3, pp. 383-388.
- [418] Maltezos, E., Ioannidis, C., Doulamis, A., Doulamis, N. 2018. Building change detection using semantic segmentation on analogue aerial photos. *Proc. of the FIG Congress 2018*, Istanbul, Turkey, pp. 1-20.
- [419] Μαλτέζος, Ε., Ιωαννίδης, Χ. 2015. Ανίχνευση κτισμάτων από αεροφωτογραφίες για πολεοδομικές εφαρμογές. *Πρακτικά 4ου Πανελληνίου Συνεδρίου Χωροταξίας και Περιφερειακής Ανάπτυξης*, σσ. 1-11.
- [420] ArcGIS. <https://www.arcgis.com/features/index.html>. ESRI. (Προσπελάστηκε στις 29/11/2017).
- [421] Duda, R., O., Hart, P., E., 1971. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures, Technical Note 36, *Artificial Intelligence Center, SRI International*.
- [422] Censi, A., Carpin, S., 2009. HSM3D: Feature-Less Global 6DOF Scan-Matching in the Hough/Radon Domain. *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Kobe, Japan.
- [423] Αγατζά, Μπαλοδήμου, Α. Μ., 2009. *Θεωρία σφαλμάτων & συννορθώσεις Ι. Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Ε.Μ.Π. Αθήνα, Εκπαιδευτικές σημειώσεις.*

- [424] Maltezos, E., Ioannidis, C. 2018. Plane detection of polyhedral cultural heritage monuments: The case of tower of winds in Athens. *Journal of Archaeological Science: Reports*, Vol. 19, pp. 562-574.
- [425] Markiewicz, J., S., Podlasiak, O., Zawieska, D., 2015. A new approach to the generation of orthoimages of cultural heritage objects—integrating TLS and image data. *Remote Sensing*, Vol. 7, pp. 16963-16985.
- [426] Oesau, S., Lafarge, F., Alliez, P., 2016. Object classification via planar abstraction. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXIII ISPRS Congress*, Prague, Czech Republic, Vol. III-3, pp. 225-231.
- [427] Barsanti, S.,G., Guidid, G., Luca, D.L., 2017. Segmentation of 3D models for cultural heritage structural analysis – some critical issues. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the 26th International CIPA Symposium*, Ottawa, Canada, Vol. IV-2/W2, pp. 115-122.
- [428] Ringle, K., Vögtle, T., Peschel, T., 2006. Utilisation of historical plans of the castle of Heidelberg for change detection and new construction activities. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Commission V Symposium 'Image Engineering and Vision Metrology'*, Vol. XXXVI-5, pp. 1-6.
- [429] Mastrapas, A., 1992. *Monumental Topography of Ancient Athens*. Athens: Kardamitsa publications.
- [430] Tryfona, M.,S., Georgopoulos, A.,. 2016. 3D image based geometric documentation of the Tower of Winds. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXIII ISPRS Congress*, Prague, Czech Republic, Vol. XLI-B5, pp. 969-975.
- [431] Sohn, G., Jwa., Y., Jung, J., Kim, H., H., B., 2012. An implicit regularization for 3D building rooftop modeling using airborne LiDAR Data. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXII ISPRS Congress*, Melbourne, Australia, Vol. I-3, pp. 305-310.
- [432] Awrangjeb, M., Fraser, C., S., 2013. Rule-based segmentation of LIDAR point cloud for automatic extraction of building roof planes. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the CMRT13 - City Models, Roads and Traffic*, Antalya, Turkey, Vol. II-3/W3, pp. 1-6.

- [433] Wang, H., Zhang, W., Chen, Y., Chen, M., Yan, K. 2015. Semantic decomposition and reconstruction of compound buildings with symmetric roofs from LIDAR data and aerial imagery. *Remote Sensing*, Vol. 7, pp. 13945-13974.
- [434] He., Y., Zhang, C., Fraser, C., S., 2013. A line-based spectral clustering method for efficient planar structure extraction from LIDAR data. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Workshop Laser Scanning*, Antalya, Turkey, Vol. II-5/W2, pp. 103-108.
- [435] Demir, N., Baltsavias, E., 2012. Automated modeling of 3D building roofs using image and Lidar data. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXII ISPRS Congress*, Melbourne, Australia, Vol. I-4, pp. 34-40.
- [436] Maltezos, E., Ioannidis, C., 2016. Automatic extraction of building roof planes from airborne LIDAR data applying an extended 3d Randomized Hough Transform. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXIII ISPRS Congress*, Prague, Czech Republic, Vol. III-3, pp. 209-216.
- [437] Roca, D., Armesto, J., Lagüela, S. Díaz-Vilariño, L., 2014. LIDAR-equipped UAV for Building Information Modelling. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the ISPRS Technical Commission V Symposium*, Vol. XL-5, pp. 523-527.
- [438] Pédrinis F., Morel, M., Gesquière, G. 2015. Change detection of cities. *Proc. of the LNGC, 3D Geoinformation Science*, pp. 123-139.
- [439] Koeva, M., Oude Elberink, S., 2016. Challenges for updating 3D cadastral objects using LIDAR and image based point clouds. *Proc. of the 5th International FIG 3D Cadastre Workshop*, Athens, Greece, pp. 169-182.
- [440] Pédrinis F., Gesquière G., 2017. Reconstructing 3D building models with the 2D cadastre for semantic enhancement. *Advances in 3D Geoinformation*, pp. 119-135.
- [441] Basiouka, S., Potsiou, C., Bakogiannis, E., 2015. OpenStreetMap for cadastral purposes: an application using VGI for official processes in urban areas. *Survey Review*, Vol. 47, pp. 333-341.
- [442] Mourafetis, G., Ioannidis, C., Doulamis, A., Potsiou, C. 2015. Dynamic 3D representation of information using low cost cloud ready technologies. *Proc. of the FIG congress*, pp. 1-20.

- [443] Ioannidis, C., Verykokou, S., Soile, S., Potsiou, C., 2015. 5D Multi-Purpose Land Information System. *Proc. of the Eurographics Association, Eurographics Workshop on Urban Data Modelling and Visualisation*, pp. 19-24.
- [444] Χαραλαμποπούλου, Β., Μπληζιώτης Δ., Ιωαννίδης, Χ., Πότσιου, Χ., Βερυκόκου, Σ., Μαλτέζος, Ε. 2016. 5D Πληροφοριακό σύστημα για έξυπνες και βιώσιμες πόλεις, *Συνέδριο HellasGIS*.
- [445] Voulodimos, A., Doulamis, N., Doulamis, A., Protopapadakis, E., 2018. Deep Learning for Computer Vision: A Brief Review. *Computational Intelligence and Neuroscience*, Vol. 2018, pp. 1-13.
- [446] Makantasis, K., Doulamis, A., Doulamis, N., Ioannides, M., 2016. In the wild image retrieval and clustering for 3D cultural heritage landmarks reconstruction. *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 75, 7, pp. 3593-3629.
- [447] Doulamis, A., Doulamis, N., Ntalianis, K., Koliass, S., 2000. Efficient Unsupervised Content-Based Segmentation in Stereoscopic Video Sequences. *International Journal of Artificial Intelligence Tools*, Vol. 9, 2, pp. 277-303.
- [448] Doulamis, N., Kokkinos, P., Varvarigos, E., 2012. Resource selection for tasks with time requirements using spectral clustering. *IEEE Transactions on Computers*, Vol. 63, 2, pp. 461-474.
- [449] Doulamis, N., Kokkinos, P., Varvarigos, E., 2008. Spectral clustering scheduling techniques for tasks with strict QoS requirements. *Proc. of the European Conference on Parallel Processing*.
- [450] Delias, P., Doulamis, A., Doulamis, N., Matsatsinis, N., 2010. Optimizing Resource Conflicts in Workflow Management Systems. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 23, 3, pp. 417-432.
- [451] Papadomanolaki M., Vakalopoulou M., Karantzalos K., 2019., A Novel Object-Based Deep Learning Framework for Semantic Segmentation of Very High-Resolution Remote Sensing Data: Comparison with Convolutional and Fully Convolutional Networks. *Remote Sensing*, Vol.,11, 6, pp. 1-23.
- [452] Apostolopoulos, K., Geli, M., Petrelli, P., Potsiou, C., Ioannidis, C. A new model for cadastral surveying using crowdsourcing. *Survey Review*, Vol. 50, 359, pp. 122-133.
- [453] CityGML. <https://www.citygml.org/>. CityGML. (Προσπελάστηκε στις 29/7/2018).

- [454] Biljecki, F., Ledoux, H., Stoter, J. 2016. An improved LOD specification for 3D building models. *Computers, Environment and Urban Systems*, Vol. 59, pp. 25-37.
- [455] Biljecki, F., 2017. *Level of detail in 3D city models*. TU Delft. Ph.D thesis.
- [456] TUDelft. 3D geoinformation. <https://3d.bk.tudelft.nl/news/2016/05/16/CEUS-improved-CityGML-LODs.html>. (Προσπελάστηκε στις 29/7/2018).
- [457] Canny, J., 1986. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 8, pp. 679-698.
- [458] SteveduPlessis, 2012. Identifying building change using high resolution point clouds - An object-based approach. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. of the XXII ISPRS Congress*, Melbourne, Australia, Vol. XXXIX-B7, pp. 305-309.
- [459] Bakalos, N., Voulodimos, A., Doulamis, N., Doulamis, A., Ostfeld, A., Salomons, E., Caubet, J., Jimenez, V., Li, P., 2019. Protecting Water Infrastructure From Cyber and Physical Threats: Using Multimodal Data Fusion and Adaptive Deep Learning to Monitor Critical Systems. *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 36, 2, pp. 36-48.

# ΣΥΝΤΟΜΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ ΣΗΜΕΙΩΜΑ

## 1. Εκπαίδευση

2013	Δίπλωμα Αγρονόμου και Τοπογράφου Μηχανικού, <i>Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών (ΣΑΤΜ), Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο (ΕΜΠ)</i>
2007	Πτυχίο Πολιτικού Μηχανικού Έργων Υποδομής, <i>Σχολή Τεχνολογικών Εφαρμογών - Τμήμα Πολιτικών Μηχανικών Τ.Ε., Α.Τ.Ε.Ι. Πατρών (νυν Τ.Ε.Ι. Δυτικής Ελλάδας)</i>
2014	Σεμινάριο επιμόρφωσης ενεργειακών επιθεωρητών Κτιρίων, <i>Εργαστήριο Ατμοκινητήρων και Λεβήτων ΕΜΠ</i>

## 2. Επαγγελματική εμπειρία

2019- σήμερα	Ερευνητής – Μηχανικός σε εφαρμογές υπολογιστικής όρασης, <i>ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΙΝΣΤΙΤΟΥΤΟ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ (ΕΠΙΣΕΥ) - ΕΜΠ</i>
2014-2019	Μηχανικός σε έργα Φωτογραμμετρίας και Τηλεπισκόπησης, <i>GEOSYSTEMS HELLAS S.A.</i>
2010	Μηχανικός επί τόπου του έργου, <i>CONSTRUCTION XATZHELLAZAPOY</i>
2007-2008	Μηχανικός επί τόπου του έργου, <i>ICC ATE</i>

## 3. Ερευνητική εμπειρία

2018-2019	Ερευνητής στο έργο «Ανάπτυξη πρακτικών και δημιουργία τυποποιημένης υπηρεσίας παρακολούθησης των οικονομικών δασών - ARTEMIS», <i>GEOSYSTEMS HELLAS S.A.</i>
2014-2015	Ερευνητής στο έργο «State-of-the-art mapping technologies for Public Work Studies and Environmental Impact Assessment Studies», <i>ΣΑΤΜ-ΕΜΠ</i>
2014-2015	Ερευνητής στο έργο «5dMuPLIS – 5 Διαστάσεων πολυ-παραμετρικό-πολλαπλών χρήσεων σύστημα διαχείρισης πληροφορίας γης», <i>ΣΑΤΜ-ΕΜΠ</i>
2014-2015	Ερευνητής στο έργο «INDES - MUSA – Innovative multi-sensor network for Deformation and Seismic Monitoring of Urban Subsidence-prone Areas», <i>GEOSYSTEMS HELLAS S.A.</i>

## 4. Διδακτική εμπειρία

2014-2019	Επικουρικό διδακτικό έργο στα μαθήματα: <u>Φωτογραμμετρία I</u> (Προπτυχιακό μάθημα), <u>Αξίες και ανάπτυξη-αξιοποίηση ακινήτων</u> (Προπτυχιακό μάθημα) και <u>Αξίες ακινήτων και διαχείρισης γης</u> (ΜΠΣ Γεωπληροφορική). <i>ΣΑΤΜ-ΕΜΠ</i>
-----------	--

2018	Άτυπη συνεπίβλεψη της διπλωματικής εργασίας με τίτλο: «Φωτογραμμετρικές τεχνικές για την αυτόματη εξαγωγή υδρογραφικού δικτύου», <i>Εργ. Φωτογραμμετρίας, (Επιβλέπων καθηγητής: Ιωαννίδης, Χ.), ΣΑΤΜ-ΕΜΠ</i>
2018	Άτυπη συνεπίβλεψη της διπλωματικής εργασίας με τίτλο: «Αυτόματος εντοπισμός κτηρίων με φωτογραμμετρικές μεθόδους σε πυκνή αστική περιοχή», <i>Εργ. Φωτογραμμετρίας, (Επιβλέπων καθηγητής: Ιωαννίδης, Χ.), ΣΑΤΜ-ΕΜΠ</i>
2015	Άτυπη συνεπίβλεψη της διπλωματικής εργασίας με τίτλο: «Διερεύνηση ημικαθολικής μεθόδου πυκνής συνταύτισης σημείων για την εξαγωγή ψηφιακού μοντέλου αναγλύφου και ορθοεικόνας», <i>Εργ. Φωτογραμμετρίας, (Επιβλέπων καθηγητής: Ιωαννίδης, Χ.), ΣΑΤΜ-ΕΜΠ</i>

### 5. Δημοσιεύσεις – Εργασίες στα πλαίσια της διδακτορικής διατριβής

Επιστημονικά περιοδικά (κρίση στο πλήρες κείμενο)

2018	<b>Maltezos, E.</b> , Doulamis, A., Doulamis, N., Ioannidis, C., 2018. Building Extraction from Lidar Data Applying Deep Convolutional Neural Networks. <i>IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters</i> , "Special Stream on Remote Sensing: Learning and Computing" vol. 16 (1). (ετεροαναφορές: 1)
	<b>Maltezos, E.</b> , Ioannidis, C., 2018. Plane detection of polyhedral cultural heritage monuments: the case of tower of winds in Athens. <i>Journal of Archaeological Science: Reports</i> . Vol. 19, pp. 562-574.
2017	<b>Maltezos, E.</b> , Doulamis, N., Doulamis, A., Ioannidis, C., 2017. Deep convolutional neural networks for building extraction from orthoimages and dense image matching point clouds. <i>Journal of Applied Remote Sensing - "Special section on feature and deep learning in remote sensing applications"</i> , Vol. 11(4), pp. 042620-1- 042620-22. (ετεροαναφορές: 15)

Πρακτικά συνεδρίων (κρίση στο πλήρες κείμενο)

2018	<b>Maltezos, E.</b> , Protopapadakis, E., Doulamis N., Doulamis A., Ioannidis C., 2018. Understanding Historical Cityscapes from Aerial Imagery through Machine Learning, Euromed, <i>Lecture Notes in Computer Science (LNCS)</i> , Vol 11196. (ετεροαναφορές: 1)
	<b>Maltezos, E.</b> , Doulamis, A., Doulamis, N., Ioannidis, C., 2018. Building Change Detection using Semantic Segmentation on Analogue Aerial Photos. <i>FIG – Congress</i> , pp. 1-17.
2017	<b>Maltezos, E.</b> , Doulamis A., Ioannidis C., 2017. Improving the visualisation of 3D textured models via shadow detection and removal, VS-Games 2017, 9th International Conference on Virtual Worlds and Games for Serious Applications, Athens Greece, <i>IEEE Xplore</i> , pp. 1-4. (ετεροαναφορές: 1)
2016	<b>Maltezos, E.</b> , Ioannidis, C., 2016. Automatic extraction of building roof planes from airborne lidar data applying an extended 3d randomized Hough transform. <i>ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences</i> , Vol. III-3., pp. 209-216. (ετεροαναφορές: 10)
	<b>Maltezos, E.</b> , Kyrkou, A., Ioannidis, C., 2016. Lidar vs dense image matching point clouds in complex urban scenes. 4th International Conference on Remote

	Sensing and Geoinformation of Environment Paphos, <i>SPIE proceedings Volume 9688</i> , pp. 96881P-1- 96881P-10. (επεροαναφορές: 4)
2015	<b>Maltezos, E.</b> , Ioannidis, C., 2015. Automatic detection of building points from LIDAR and Dense Image Matching point clouds. <i>ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences</i> , Vol. II-3/W5, pp. 33-40. (επεροαναφορές: 15)
	Ioannidis, C., Soile S., Stamos, A., Vassilaki D., <b>Maltezos, E.</b> , Verykokou S., 2015. Exploitation of Satellite Optical and SAR Data for Public Work Studies. Proc. of Third International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of Environment, <i>SPIE Proceedings, Volume 9535</i> , pp. 95350IO-1-95350IO-10.
2014	<b>Maltezos, E.</b> , Ioannidis, C., 2014. Orthoimage of Asclepieion at the Ancient Messene from UAV images applying Dense Image Matching. Euromed, <i>Lecture Notes in Computer Science (LNCS), Volume 8740</i> , pp. 70-79.

*Πρακτικά συνεδρίων (κρίση στην περίληψη)*

2016	<b>Maltezos, E.</b> Manasis, L., Potsiou, C., 2016. Towards the incorporation of the energy spot of buildings in the property market The case of Greece, 2016. Proc. of FIG/World Bank International Conference Sustainable Real Estate Markets- Policy Framework and Necessary Reforms.
2015	<b>Maltezos, E.</b> , Ioannidis, C., 2015. Αυτόματη ανίχνευση κτισμάτων από αεροφωτογραφίες για πολεοδομικές εφαρμογές. Proc. of 4th National Conference on Planning and Regional Development, pp.1-11. (In Greek)

*Παρουσίαση σε συνέδρια/ημερίδες (κρίση στην περίληψη)*

2017	<b>Μαλτέζος, Ε.</b> , 2017. Αυτόματη ανίχνευση και κατάτμηση κτισμάτων από νέφη σημείων. Ημερίδα νέων ερευνητών, <i>Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο</i> , Αθήνα, Ελλάδα (In Greek)
2016	Charalampopoulou, B., Bliziotis, D., Ioannidis, C., Potsiou, C., Verykokou, S., <b>Maltezos, E.</b> 5D Information System for Smart and Sustainable Cities (inGreek). <i>Hellas GIS 2016</i> .

*Εμπορικά/Τεχνικά περιοδικά*

2016	<b>Maltezos, E.</b> , Ioannidis, C., 2016. Classifying buildings from point clouds and images <i>GIM International</i> Vol. 30(7), pp. 18-21.
------	---

**6. Κριτής σε επιστημονικά περιοδικά**

2016 - σήμερα	IEEE JSTARS, IEEE GRSL, ISPRS International Journal of Geo-Information, Remote Sensing, και International Journal of Digital Earth.
---------------	---

**7. Διακρίσεις**

2014-2017	<i>Θωμαιΰδειο Βραβείο</i> , Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
-----------	---