

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ

Δ.Π.Μ.Σ. "ΓΕΩΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ"

τιτλος

"Ενσωμάτωση Φασματικών Αισθητήρων σε Μη Επανδρωμένα Εναέρια Οχήματα και Συγκριτική Αξιολόγηση Ταξινόμησης Δεδομένων"

Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία

Ζερβός Παναγιώτης Αθήνα, Ιούνιος 2018



NATIONAL TECHNICAL UNIVERSITY OF ATHENS SCHOOL OF RURAL AND SURVEYING ENGINEERING REMOTE SENSING LABORATORY

MSc in 'GeoInformatics"

TITLE

"Integrating Spectral Sensors in Unmanned Aerial Vehicles and Comparative Assessment of Supervised Classification"

Master Thesis

Zervos Panagiotis Athens, June 2018





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ

Δ.Π.Μ.Σ. "ΓΕΩΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ"

τιτλος

"Ένσωμάτωση Φασματικών Αισθητήρων σε Μη Επανδρωμένα Εναέρια Οχήματα και Συγκριτική Αξιολόγηση Ταξινόμησης Δεδομένων"

Τριμελής εξεταστική επιτροπή:

Κ. Καράντζαλος	Δ. Αργιαλάς	Β. Καραθανάση				
Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.	Καθηγητής Ε.Μ.Π.	Καθηγήτρια Ε.Μ.Π				
Επιβλέπων						

Ζερβός Παναγιώτης Αθήνα, Ιούνιος 2018



Παναγιώτης Ζερβός

Διπλωματούχος Μηχανικός Ορυκτών Πόρων Πολυτεχνείου Κρήτης

Copyright © All rights reserved. Παναγιώτης Ζερβός, 2018

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ' ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν το συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Ευχαριστίες

Στο σημείο αυτό, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα Καθηγητή κ. Κωνσταντίνο Καράντζαλο που μου προσέφερε την ευκαιρία να ασχοληθώ με το συγκεκριμένο θέμα, καθώς υπεισέρχεται εντός του τομέα ενασχόλησης και ενδιαφέροντός μου. Ιδιαίτερες ευχαριστίες του οφείλω τόσο για την εμπιστοσύνη που έδειξε στο όλο εγχείρημα όσο και για τη διάθεση των αισθητήρων Τηλεπισκόπησης για το πειραματικό μέρος της εργασίας καθώς και για την άψογη συνεργασία που έχουμε όλα αυτά τα χρόνια.

Ταυτόχρονα, ευχαριστίες οφείλω στην εταιρεία UCANDRONE ΙΚΕ και ιδιαίτερα στον φίλο και συνεργάτη κ. Δημήτρη Στεφανάκη για την υποστήριξη και τη διάθεση της πλατφόρμας UAS για την εκπόνηση των πτήσεων χαρτογράφησης.

Όλο το εγχείρημα της επεξεργασίας των δεδομένων δεν θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί χωρίς την πολύτιμη βοήθεια των διδακτορικών φοιτητών του εργαστηρίου, κ. Ζαχαρία Κανδυλάκη και κας Χριστίνα Καρακίζη.

Ευχαριστώ επίσης, το εργαστήριο Τηλεπισκόπησης της σχολής ΑΤΜ του ΕΜΠ και ιδιαίτερα τους καθηγητές κ. Δημήτριο Αργιαλά και κα Βασιλεία Καραθανάση για τη συμμετοχή στην τριμελή επιτροπή εξέτασης, καθώς και της διάθεσης πολύτιμων συμβουλών και παρατηρήσεων για τη διεξαγωγή και εμβάθυνση του αντικειμένου της παρούσας εργασίας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την οικογένεια και τους φίλους μου για τη στήριξη και βοήθεια που μου έχουν προσφέρει απλόχερα τα τελευταία χρόνια.

Παναγιώτης Ζερβός Αθήνα, Ιούνιος 2018

Περίληψη

Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία είχε ως αντικείμενο τη συλλογή Τηλεπισκοπικών δεδομένων από πολλαπλούς αισθητήρες, ευαίσθητους σε διάφορα μήκη κύματος του Η/Μ φάσματος, από Μη Επανδρωμένο Εναέριο Όχημα / Σύστημα (*UAV / UAS*). Πιο συγκεκριμένα σχεδιάστηκε και κατασκευάστηκε σύστημα σταθεροποίησης αισθητήρων (*brushless gimbal*) για την ενσωμάτωση υπερφασματικού αισθητήρα τύπου *Push-broom / Line Scanning* για τη λήψη εναέριων δεδομένων. Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε ταυτόχρονη λήψη οπτικών, πολυφασματικών και θερμικών δεδομένων σε πτήση καταγραφής στην περιοχή μελέτης. Βασική επιδίωξη ήταν η συλλογή και προεπεξεργασία όλων των παραπάνω ετερογενών δεδομένων και η αξιολόγηση τους ως προς την αποτελεσματικότητά τους σε προβλήματα που απαιτείται η ταξινόμηση των δεδομένων. Για το σκοπό αυτό πραγματοποιήθηκε η συγκριτική αξιολόγηση ενώ αναλυθήκαν τα επιμέρους χαρακτηριστικά και ιδιότητες των δεδομένων.

Η ενσωμάτωση ετερογενών αισθητήρων σε Μη Επανδρωμένα Εναέρια Συστήματα γνωρίζει ραγδαία ανάπτυξη τα τελευταία χρόνια τόσο λόγω της ανάπτυξης πολυάριθμων συστημάτων UAV αλλά και λόγω της ανάπτυξης νέων, μικρού μεγέθους και ελάχιστων απαιτήσεων κατανάλωσης, φασματικών αισθητήρων Τηλεπισκόπησης. Τα πεδία εφαρμογής των παραπάνω συστημάτων είναι πολυάριθμα. Μέχρι σήμερα η απόκτηση τέτοιων δεδομένων προερχόταν αποκλειστικά από δορυφόρους και επανδρωμένα αεροσκάφη με αποτέλεσμα το κόστος τους στις περισσότερες περιπτώσεις να καθίσταται ιδιαίτερα υψηλό.

Προς αυτή την κατεύθυνση κατασκευάστηκε ολοκληρωμένο σύστημα σταθεροποίησης, μέσω του οποίου τοποθετήθηκε ο υπερφασματικός δέκτης και τα συστήματα προσδιορισμού θέσης (GPS / INS) πάνω στο UAS. Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκαν πολλαπλά πειράματα για τον βέλτιστο σχεδιασμό και προγραμματισμό πτήσεων προς τη συλλογή δεδομένων λαμβάνοντας υπόψιν τα χαρακτηριστικά (χωρική ανάλυση, οπτικό πεδίο, κ.α.) του εκάστοτε αισθητήρα. Έπειτα από τις απαραίτητες προεπεξεργασίας (ραδιομετρικές, γεωμετρικές διορθώσεις, υπολογισμός μοντέλων επιφανείας, ορθοεικόνων, κοκ), τα δεδομένα ταξινομήθηκαν με τεχνικές μηχανικής μάθησης με βάση τα εικονοστοιχεία. Συγκεκριμένα υλοποιήθηκαν πολυάριθμες δοκιμές για κάθε σετ δεδομένων (dataset) αλλά και σε συνδυασμό τους (πχ. πολυφασματικά και θερμικά). Ειδικότερα στα υπερφασματικά δεδομένα επιγειρήθηκαν ταξινομήσεις τόσο στον αρχικό υπερκύβο, όσο και στα δεδομένα που προέκυψαν μετά από μείωση διαστάσεων. Τέλος, έγινε ποιοτική και ποσοτική αξιολόγηση όλων των παραπάνω αποτελεσμάτων. Η συγκριτική ανάλυση ανέδειξε τα υψηλά ποσοστά επιτυχίας στις ταξινομήσεις των υπερφασματικών δεδομένων (παρά τη σχετικά μικρότερη χωρική ανάλυση) αλλά και την αποτελεσματικότητα του συνδυασμού ετερογενών δεδομένων για ποικίλες εφαρμογές χαρτογράφησης.

Abstract

The aim of this particular Postgraduate thesis was the acquisition of remote sensing data from multiple sensors, sensitive to various wavelengths of the Electromagnetic spectrum from Unmanned Aerial Vehicle/System (UAV/UAS). More specifically, a brushless gimbal system was designed and constructed in order to integrate a Push-broom hyperspectral sensor onboard the UAV. Furthermore, concurrent acquisition of optical, multispectral and thermal data was performed during a controlled flight in the study area. The scope was to manage and preprocess all the above collected data and evaluate their performance in image classification tasks.

In particular, nowadays, the rapid development of UAS systems as well as the advancement of remote sensing sensors have broaden the deployment of similar cutting-edge technology for various applications. The combination of the aforementioned systems seems like a relative cost-efficient solution for acquiring very/ultra high resolution multispectral and hyperspectral data, when comparing with certain cases with data from satellite or aerial manned acquisition platforms.

To this end, a new brushless stabilization system was designed, developed and integrated onboard a UAV for the hyperspectral sensor along with the GPS/INS hardware/software. Numerous experiments were conducted in order to optimize flight parameters and planning towards acquiring and fusing multimodal data from sensors with different characteristics (harmonizing e.g., spatial resolution, field of view, etc.). After the execution of the necessary preprocessing tasks (radiometric corrections, geometric corrections, digital surface models, orthoimages, etc) the produced data were classified with pixel-based machine learning techniques. Specifically, numerous experiments were carried out for each dataset as well as combined datasets (e.g., multispectral and thermal). Regarding the hyperspectral data, classification experiments were carried out both in the initial hypercubes as well as after a dimensionality reduction. A qualitative and quantitative evaluation for all aforementioned experiments highlighted the relative high accuracy rates for the hyperspectral data (despite the relative lower spatial resolution) as well as the effectiveness of the multimodal data fusion for a variety of geospatial mapping applications.

Πίνακας Περιεχομένων

Ευχαριστίες	V
Περίληψη	vii
Abstract	ix
Πίνακας Περιεχομένων	xi
1 Αντικείμενο και Σχετικές Εργασίες	1
1.1 Στόχοι και Αντικείμενο μελέτης	1
1.2 Κίνητρο και Συνεισφορά της Εργασίας	2
1.3 Παρόμοιες Εργασίες και Συστήματα Λήψης Φασματικών Δεδομένων	2
1.4 Μη Επανδρωμένα Εναέρια Οχήματα	4
1.4.1 Κατηγορίες Μη Επανδρωμένων Εναέριων Μέσων	5
1.4.2 Νομοθεσία	7
1.4.3 Περιοχές απαγόρευσης πτήσεων ΣμηΕΑ	7
2 Αισθητήρες, Δεδομένα και Προεπεξεργασίες	9
2.1 UAS – Πολυκόπτερο	9
2.2 Φασματικοί Τηλεπισκοπικοί Αισθητήρες	10
2.2.1 Υπερφασματικός αισθητήρας – Headwall VNIR	11
2.2.2 Πολυφασματικός αισθητήρας – Parrot Sequoia NIR	12
2.2.3 Θερμικός αισθητήρας Flir Vue Pro	13
2.3 Βάση Σταθεροποίησης Υπερφασματικού αισθητήρα – Brushless Gimbal	14
2.4 Συλλογή Δεδομένων	
2.4.1 Περιοχής μελέτης	
2.4.2 Σχεδιασμός και Παράμετροι Πτήσης για τον Πολυφασματικό αισθητήρα .	19
2.4.3 Σχεδιασμός και Παράμετροι Πτήσης για τον Θερμικό αισθητήρα	22
2.4.4 Σχεδιασμός και Παράμετροι Πτήσης για τον Υπερφασματικό Αισθητήρα.	24
2.4.4 Σχεδιασμός και Παράμετροι Πτήσης για τον Υπερφασματικό Αισθητήρα.2.5 Προεπεξεργασία δεδομένων	24 25

2.5.2 Δημιουργία ορθοεικόνων (οπτικά και πολυφασματικά)	25
2.5.3 Δημιουργία Υπερφασματικού Μωσαϊκού	30
2.5.4 Συσχέτιση δεδομένων ανακλαστικότητας	32
2.5.5 Γεωμετρική αντιστοίχιση	33
2.6 Οπτικοποίηση Δεδομένων	36
3 Ταξινόμηση Δεδομένων και Αξιολόγηση	41
3.1 Αλγόριθμοι ταξινόμησης	41
3.1.1 Ελάχιστης απόστασης (Minimum Distance)	41
3.1.2 Αλγόριθμος μέγιστης πιθανοφάνειας (Maximum Likelihood)	42
3.1.3 Αλγόριθμος καθορισμού φασματικής γωνίας (Spectral Angle Mapping)	43
3.1.4 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)	44
3.2 Δεδομένα αναφοράς	46
3.3 Φασματικές υπογραφές	51
3.4 Πειραματικά Αποτελέσματα και Αξιολόγηση	58
3.4.1 Ταξινομήσεις δεδομένων: Semi – Automatic Classification	59
Ταξινόμηση Πολυφασματικού Μωσαϊκού με τη μέθοδο Maximum Likelihood	59
Ταξινόμηση Πολυφασματικού – Θερμικού Μωσαϊκού με τη μέθοδο <i>Maximum</i>	
Likelihood	62
Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο Maximum Likelihood	64
Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο Spectral Angle Mapping.	66
Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο Minimum Distance	68
3.4.2 Ταξινομήσεις δεδομένων: <i>Python SVM – PCA</i>	70
Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (1) με SVM – PCA	70
Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (2) με SVM – PCA	73
Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (3) με SVM – PCA	76
3.4.3 Ταξινομήσεις δεδομένων: Python SVM	79
Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (1) με SVM	79
Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (2) με SVM	82
Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (3) με SVM	85

4 Συμπεράσματα και Προοπτικές	
4.1 Γενικά Συμπεράσματα	
4.2 Ειδικά Συμπεράσματα	
4.3 Προτάσεις για μελλοντική εργασία	
Βιβλιογραφία	
Ελληνική βιβλιογραφία	
Διεθνής βιβλιογραφία	
Παράρτημα	
Κατάλογος Σχημάτων	
Κατάλογος Πινάκων	

Ι Αντικείμενο και Σχετικές Εργασίες

Στο πρώτο κεφάλαιο περιγράφονται συνοπτικά οι στόχοι και το αντικείμενο της μεταπτυχιακής εργασίας. Επίσης, γίνεται αναφορά στο κίνητρο και τη συνεισφορά της, όπως επίσης και σε σχετικές εργασίες της βιβλιογραφίας.

1.1 Στόχοι και Αντικείμενο μελέτης

Ο κύριος στόχος της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας ήταν η ενσωμάτωση τηλεπισκοπικών αισθητήρων και η αξιολόγηση πιλοτικής χαρτογράφησης με Μη Επανδρωμένο Όχημα / Σύστημα (UAV / UAS). Για το σκοπό αυτό σχεδιάστηκε, κατασκευάστηκε και προγραμματίστηκε βάση σταθεροποίησης στην οποία ενσωματώθηκε υπερφασματικός αισθητήρας τύπου push-broom (line-scanning). Στο UAV ενσωματώθηκαν επίσης οπτικός, πολυφασματικός και θερμικός αισθητήρας, για την ταυτόχρονη συλλογή των αντίστοιχων δεδομένων. Μέσω της πλατφόρμας των αισθητήρων που αναπτύχθηκε σε συνδυασμό με τους αισθητήρες προσδιορισμού θέσης, έγινε η συλλογή οπτικών, πολυφασματικών, υπερφασματικών και η συγκριτική ανάλυση των δυνατοτήτων τους σε εφαρμογές που απαιτούν την ταξινόμηση εικόνων και ορθοεικόνων.

Πιο αναλυτικά πραγματοποιήθηκαν οι ακόλουθες εργασίες. Αρχικά σχεδιάστηκε και κατασκευάστηκε ο σκελετός της βάσης σταθεροποίησης. Έπειτα προσαρμόστηκαν τα ηλεκτρικά και ηλεκτρονικά μέρη, οι φασματικοί τηλεπισκοπικοί αισθητήρες καθώς και τα συστήματα προσδιορισμού θέσης (GPS / INS). Στη συνέχεια υλοποιήθηκαν πολυάριθμες δοκιμαστικές πτήσεις με σκοπό να διερευνηθούν οι προϋποθέσεις και παράμετροι πτήσης, για τη σωστή λήψη δεδομένων από τους παραπάνω αισθητήρα, iii) υπερφασματικό αισθητήρα iv) θερμικό αισθητήρα, καθώς και συνδυασμό των παραπάνω. Στόχος ήταν η λήψη του μέγιστου αριθμού τηλεπισκοπικών δεδομένων με τις ελάχιστες δυνατές πτήσεις καταγραφής. Αυτό επετεύχθη με την κατασκευή του συγκεκριμένου συστήματος σταθεροποίησης για τον υπερφασματικό αισθητήρα καθώς ήταν τεχνολογίας Pushbroom / Line Scanning και η συνεχής ενεργητική μικρο-διόρθωση προσανατολισμού του κατά τη διάρκεια της συλλογής ήταν απαραίτητη για την ορθή συλλογή δεδομένων.

μεθοδολογίας που σχετίζεται με τον τρόπο και τις τεχνικές που απαιτούνται για την αξιοποίηση όλων των παραπάνω δεδομένων και κυρίως τα στάδια προεπεξεργασίας τηλεπισκοπικών εικόνων, αλλά και με την ποιοτική / ποσοτική ανάλυση και αξιολόγηση των μεθόδων ταξινόμησης των δεδομένων.

1.2 Κίνητρο και Συνεισφορά της Εργασίας

Βασικό κίνητρο για τη διερεύνηση του συγκεκριμένου αντικειμένου, αποτέλεσε η ραγδαία ανάπτυξη του κλάδου των Μη Επανδρωμένων Εναέριων Συστημάτων συναρτήσει της τεχνολογικής ανάπτυξης των αισθητήρων Τηλεπισκόπησης. Σήμερα αναπτύσσονται συνεχώς αισθητήρες σχεδιασμένοι αποκλειστικά για συστήματα UAS με πλούσια φασματική ανάλυση και δυνατότητες για υψηλή/ πολύ-υψηλή χωρική ανάλυση. Λόγω του σχετικά υψηλού κόστους των δεδομένων που προέρχονται από δορυφορικά συστήματα και επανδρωμένα αεροσκάφη, τα συστήματα UAS μπορούν να παίξουν σημαντικό πλέον ρόλο στην χαρτογράφηση περιοχών ιδίως σε χρονικές περιόδους με νεφοκάλυψη. Οι λύσεις αυτές έχουν ήδη εφαρμογές στην ασφάλεια, γεωργία ακριβείας, χαρτογράφηση εδαφών και λατομείων κ.α.

Κίνητρο επίσης αποτέλεσε η διάθεση των παραπάνω αισθητήρων από το εργαστήριο Τηλεπισκόπησης και η ανάγκη ταυτόχρονης λήψης ετερογενών δεδομένων όπως υπερφασματικά, θερμικά, οπτικά, πολυφασματικά κ.α. με σκοπό την ανάπτυξη μεθοδολογίας συνδυασμού τους αλλά και αξιολόγησης τους για ποικίλες εφαρμογές.

Η συνεισφορά της παρούσας εργασίας συνοψίζεται:

- Στο σχεδιασμό, κατασκευή και παραμετροποίηση βάσης σταθεροποίησης υπερφασματικού αισθητήρα.
- Στην ενσωμάτωση πολλαπλών αισθητήρων (οπτικό, θερμικό, πολυφασματικό, υπερφασματικό) και συνδυασμό τους με αισθητήρες προσδιορισμού θέσης (GPS / INS).
- Στη μελέτη και υλοποίηση διαδικασίας προεπεξεργασιών για την παραγωγή πολυφασματικών, υπερφασματικών, θερμικών ορθοεικόνων ανακλαστικότητας.
- Στη μελέτη, υλοποίηση και αξιολόγηση ταξινομήσεων από τις ορθοεικόνες ανακλαστικότητας αλλά και το συνδυασμό ετερογενών δεδομένων (πχ. πολυφασματικά με θερμικά).

1.3 Παρόμοιες Εργασίες και Συστήματα Λήψης Φασματικών Δεδομένων

Αρκετοί ερευνητές αλλά και εταιρείες μελετούν γενικότερα τα Συστήματα Μη Επανδρωμένων Αεροσκαφών αλλά και ειδικότερα τη λήψη τηλεπισκοπικών δεδομένων με διάφορους αισθητήρες του Η/Μ φάσματος.

Τον Φεβρουάριο του 2014 οι Duan et al., αξιολόγησαν την καταλληλόλητα του μοντέλου PROSAIL για την εκτίμηση του Leaf Area Index (LAI) σε τρεις τυπικές γραμμικές καλλιέργειες (αραβόσιτου, πατάτας και ήλιου) με υπερφασματικά δεδομένα που λήφθηκαν από Μη Επανδρωμένα Εναέρια Οχήματα (UAV). Η εκτίμηση αυτή έγινε μέσω ενός πίνακα αναζήτησης (LUT) βασισμένο στην αντιστροφή του μοντέλου PROSAIL, η οποία στη συνέχεια αξιολογήθηκε με επι τόπου μετρήσεις του LAI στο έδαφος. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η μεθοδολογία αυτή ήταν αξιόπιστη για την εκτίμηση του LAI στις συγκεκριμένες τρεις καλλιέργειες με σφάλμα (RMSE) περίπου 0,62 m² m⁻² και σχετικό σφάλμα (RRMSE) περίπου 15.5%.

Γενικότερα η εκτίμηση του LAI σε μεγάλη κλίμακα είναι σημαντική για διάφορες κλιματολογικές και γεωργικές εφαρμογές. Χρησιμοποιώντας την τεχνολογία των Μη Επανδρωμένων Εναέριων Οχημάτων για τη λήψη τηλεπισκοπικών δεδομένων με πλήθος αισθητήρων μπορούν να συγκριθούν και αξιολογηθούν διάφορες εκτιμήσεις του LAI σε καλλιέργειες αμπελιών στη Νεμέα, Ελλάδος. Τα δεδομένα αυτά ήταν συνδυασμός υπερφασματικών εικόνων, RGB ορθομωσαϊκών και μοντέλων επιφανείας. (Kalisperakis et al., 2015).

Το εργαστήριο Boise Center Aerospace του Idaho State University και το Εθνικό εργαστήριο του Idaho ανέπτυξαν σύστημα Μη Επανδρωμένου Εναέριου Οχήματος για τη λήψη υπερφασματικών δεδομένων. Πραγματοποίησαν δοκιμαστικές πτήσεις για να εξετασθεί η επιρροή του υψομέτρου στα γεωμετρικά σφάλματα, στη συνένωση (μωσαϊκό) των εικόνων και στην ταξινόμηση ξηρής βλάστησης. Μέσω των πτήσεων συλλέχθηκαν επιτυχώς χρήσιμα δεδομένα, τα οποία μπορούσαν στη συνέχεια να εισαχθούν σε διαδικασίες ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα της μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης υποστηρίζουν στόχους διαχείρισης βλάστησης που βασίζονται στη χαρτογράφηση θαμνωδών εκτάσεων και σχέδια διανομής. Πολλές φορές οι επιβλεπόμενες ταξινομήσεις εμφανίζουν έντονο θόρυβο ή σφάλματα στο μωσαϊκό που προέρχονται από εσφαλμένες περιοχές είτε λόγω εξισορρόπησης χρώματος είτε λόγω επικαλυπτόμενων εικόνων. (Mitchell et al., 2012).

Η μη καταστροφική μέθοδος παρακολούθησης της ανάπτυξης της καλλιέργειας με πολυφασματικούς ή υπερφασματικούς αισθητήρες είναι μια συνήθης πρακτική στη γεωργία ακριβείας. Τα δορυφορικά συστήματα ή τα αεροσκάφη δεν μπορούν να παρέχουν χωρική και χρονική διακριτικότητα για τέτοιες εφαρμογές λόγω του υψηλού τους κόστους. Η ανάπτυξη των Μη Επανδρωμένων Εναέριων Συστημάτων τα οποία είναι ικανά να εξοπλιστούν με υπερφασματικούς αισθητήρες μπορούν να αποτελούν την κατάλληλη λύση για να καλύψουν το παραπάνω κενό. (*Bareth et al., 2015*). Στη συγκεκριμένη δημοσίευση οι ερευνητές παρουσιάζουν δυο υπερφασματικούς *full – frame* αισθητήρες, οι οποίοι ζυγίζουν κάτω του 1 kg και μπορούν να τοποθετηθούν σε μικρού βάρους UAVs (<3kg). Τα πρώτα αποτελέσματα των παραπάνω υπερφασματικών δεδομένων συγκρίθηκαν με σπεκτροραδιόμετρο χειρός.

Ι Αντικείμενο και Σχετικές Εργασίες

Πολλαπλοί κατανεμημένοι αισθητήρες σε ένα σύστημα δίνουν τη δυνατότητα για περισσότερη συλλογή πληροφορίας και πραγματοποίηση προχωρημένων εφαρμογών όπως αναγνώριση αντικειμένων και παρακολούθησης, αντικείμενα μελέτης που περιορίζονται με τη χρήση ενός μόνο αισθητήρα. Παρόλα αυτά, τέτοια συστήματα παρουσιάζουν περιορισμούς ως προς τη λειτουργία, λόγω δυσκολίας συντονισμού τους. Τα Μη Επανδρωμένα Εναέρια Συστήματα (UAVs) παρέχουν μοναδική ευκαιρία λειτουργίας συστημάτων πολλαπλών αισθητήρων. Παρόλο που και αυτά τα συστήματα συχνά περιορίζονται από παράγοντες όπως η διαθέσιμη ισχύς λόγω της χωρητικότητας των μπαταριών τους, πρόσφατες τεχνολογικές εξελίξεις και αλγοριθμικές αναβαθμίσεις παρέχουν UAVs με περισσότερη διαθέσιμη υπολογιστική ισχύ. Ερευνητές της παρούσας δημοσίευσης ανακαλύπτουν σύνθεση εφαρμογών επεξεργασίας εικόνας και τεχνικές αναγνώρισης αντικειμένων με προοπτικές συνεργασίας σμήνους UAVs (Zientara et al., 2018).

Δεδομένα τριών διαστάσεων έχουν μεγάλη ζήτηση στην παρακολούθηση του περιβάλλοντος και των φυσικών καταστροφών. Για να αναπαρασταθεί ένας 3D χώρος με λεπτομέρεια είναι απαραίτητο να συλλεχθούν ταυτόχρονα και αποτελεσματικά δεδομένα του 3D σχήματος και της υφής. Ωστόσο αυτή η διαδικασία δεν είναι ούτε αξιόπιστη αλλά ούτε γρήγορη και φθηνή μέθοδος ειδικά όταν απαιτείται η υψηλή ανάλυση σε εξωτερικούς χώρους καθώς και κινούμενα περιβάλλοντα. Σε αυτήν την έρευνα προτείνεται η λύση των UAVs. Συνήθως, τα συστήματα αυτά χρησιμοποιούνται σε στρατιωτικές εφαρμογές, παρόλα αυτά εμπλέκονται και σε πολιτικές εφαρμογές όπως χαρτογράφηση και ναλαμβάνουν ακριβείς πληροφορίες για επικίνδυνες συνθήκες, όμως ενέχουν περιορισμούς ως προς το ωφέλιμο βάρος που μπορούν να φέρουν. Σε αυτήν την έρευνα συνδυασμός ενός CCD αισθητήρα με ένα μικρού μεγέθους και οικονομικού laser scanner και με χαμηλού κόστους IMU και GPS παρουσιάζεται για ένα σύστημα 3D χαρτογράφησης. Επιτυγχάνεται αυτοματοποιημένη άμεση γεωαναφορά χρησιμοποιώντας όλους τους αισθητήρες χωρίς σημεία ελέγχου στο έδαφος, με τη σύνθεση των παραπάνω δεδομένων από φίλτρα Kalman (Nagai et al., 2008).

1.4 Μη Επανδρωμένα Εναέρια Οχήματα

Τα τελευταία χρόνια με την ανάπτυξη της τεχνολογίας τα Μη επανδρωμένα Εναέρια Οχήματα (UAV, UAS) εφαρμόζονται ολοένα και περισσότερο σε εφαρμογές που σχετίζονται με την έρευνα και τις εφαρμογές των Μηχανικών. Υπερτερούν έναντι των συμβατικών μεθόδων χαρτογράφησης λόγω της ταχύτητάς στους στην αποτύπωση, την ευκολία τους να επιχειρούν σε οποιοδήποτε ανάγλυφο γρήγορα και αποτελεσματικά καθώς και το χαμηλό κόστος τους (αγορά, συντήρηση, λειτουργία). Πλεονέκτημα που τα καθιστά εξαιρετικά ανταγωνιστικά σε σχέση με τις συμβατικές πλατφόρμες Τηλεπισκόπησης είναι η ευχέρεια της τοποθέτησης

οποιουδήποτε αισθητήρα και η λήψη πολυφασματικών – θερμικών ακόμα και υπερφασματικών δεδομένων σε άμεσο χρόνο και με ελάχιστο κόστος.

1.4.1 Κατηγορίες Μη Επανδρωμένων Εναέριων Μέσων

Ανάλογα με τον τύπο του οχήματος αλλά και το είδος του συστήματος προώθησης, τα Μη Επανδρωμένα Εναέρια Οχήματα διακρίνονται στις παρακάτω κατηγορίες:

- Αεροπλάνα: οχήματα σταθερών πτερύγων σε ποικίλες διαστάσεις και τύπου καυσίμου. Η διάσταση του ανοίγματος πτέρυγας μπορεί να είναι από 50 cm έως και μερικά μέτρα. Η κινητήρια δύναμη μπορεί να είναι είτε ηλεκτρικός κινητήρας είτε κινητήρας εσωτερικής καύσης. Τα αεροσκάφη που χρησιμοποιούνται σε εφαρμογές χαρτογράφησης συνήθως είναι ηλεκτρικά, μπορούν να εξοπλιστούν με κάθε είδους αισθητήρα Τηλεπισκόπησης (πάντα σύμφωνα με τα όρια μάζας ανύψωσης του αεροσκάφους) και μπορούν να καλύψουν εκτάσεις από 1 έως και 15 τετραγωνικά χιλιόμετρα σε μία πτήση. Μειονέκτημα τους το υψηλό κόστος, η δυσκολία χειρισμού και η απαίτηση διαδρόμου από/προσγείωσης (Σχήμα 1.1).
- Πολυκόπτερα: οχήματα κινούμενων πτερύγων με πολλαπλούς βραχίονες στήριξης κινητήρων. Τα οχήματα αυτά μπορεί να είναι τεσσάρων, έξι, οκτώ κοκ. στροφείων με δυνατότητα ανύψωσης μεγαλύτερου βάρους συγκριτικά με το μέγεθος τους, σε σχέση με τα αεροπλάνα. Λειτουργούν με ηλεκτρικούς κινητήρες τροφοδοτούμενοι από επαναφορτιζόμενες μπαταρίες. Τα συστήματα αυτά μπορούν επίσης να εξοπλιστούν με διάφορους αισθητήρες τηλεπισκόπησης, ενώ μπορούν να από/προσγειώνονται κάθετα (Vertical Take off and Landing VTOL). Μειονέκτημα τους ο μικρός χρόνος πτήσης, ο οποίος είναι της τάξης των 10-20 λεπτών με αποτέλεσμα τη μείωση της χαρτογραφούμενης έκτασης περίπου 100-300 στρέμματα (Σχήμα 1.2).
- Ελικόπτερα: οχήματα κινούμενων μεταβλητών πτερύγων σχήματος συμβατικών ελικοπτέρων. Τα ελικόπτερα έχουν δυνατότητα ανύψωσης μεγαλύτερου βάρους σε σχέση με τα πολυκόπτερα και μπορούν να έχουν κινητήρα εσωτερικής καύσης ή ηλεκτρικό. Μπορούν επίσης να φέρουν οποιασδήποτε μορφής τηλεπισκοπικό αισθητήρα και η από/προσγείωση τους γίνεται κάθετα ομοίως με τα πολυκόπτερα (*VTOL*). Η διάρκεια πτήσης τους είναι αυξημένη σε σχέση με τα προηγούμενα της τάξης των 30-70 λεπτών, με αποτέλεσμα να μπορούν να χαρτογραφήσουν εκτάσεις άνω των 300 στρεμμάτων έως μερικών τετραγωνικών χιλιομέτρων. Μειονεκτήματα τους η πολυπλοκότητα, ο δύσκολος χειρισμός καθώς και το υψηλό κόστος λειτουργίας και συντήρησης (Σχήμα 1.3).



Σχήμα 1.1 - Εικόνα Αεροσκάφους UAS της εταιρείας UCANDRONE ΙΚΕ.



Σχήμα 1.2 - Εικόνα Πολυκοπτέρου UAS της εταιρείας DJI.



Σχήμα 1.3 - Εικόνα Ελικοπτέρου UAS της εταιρείας Velos Rotors LLC.

1.4.2 Νομοθεσία

Από 1^η Ιανουαρίου 2017, ισχύει νομικό πλαίσιο που είναι δημοσιευμένο στο ΦΕΚ Τεύχος Β' 3152/30.09.2016 για τον Κανονισμό – γενικό πλαίσιο πτήσεων Συστημάτων μη Επανδρωμένων Αεροσκαφών – ΣμηΕΑ (Unmanned Aircraft Systems – UAS). Με τον συγκεκριμένο κανονισμό καθορίζονται οι όροι και οι προϋποθέσεις για την εκτέλεση πτήσεων UAS στον χώρο του ATHINAI FIR / HELLAS UIR.

Πιο συγκεκριμένα, η νομοθεσία διαχωρίζει τις κατηγορίες «Αερομοντέλα» και «Μη Επανδρωμένα Συστήματα» και αναφέρει τις επιχειρησιακές λειτουργίες που μπορούν να έχουν τα τελευταία. Τα ΣημηΕΑ χωρίζονται σε κατηγορίες ανάλογα με τα ακόλουθα κριτήρια:

- Μέγιστη μάζα απογείωσης (Maximum Takeoff Mass MTOM)
- Είδος της χρήσης
- Ύψος άνωθεν της επιφάνειας της γης ή της θάλασσας όπου επιτρέπεται να ίπτανται
- Περιοχές (αποκλειστικές ή μη) όπου ίπτανται
- Τεχνικές δυνατότητες εκάστου ΣμηΕΑ
- Πολυπλοκότητα του περιβάλλοντος πτητικής λειτουργίας του ΣμηΕΑ.

Έτσι, λαμβάνονται υπόψη τα παραπάνω, οι κατηγορίες ΣμηΕΑ είναι οι εξής:

- 1. Η «ανοιχτή κατηγορία (UAS Open Category)
- 2. Η «ειδική» κατηγορία (UAS Specific Category)
- 3. Η «πιστοποιημένη» κατηγορία (UAS Certified Category)

Οι άδειες των χειριστών ΣμηΕΑ, εκδίδονται από την Υπηρεσία Πολιτικής Αεροπορίας μετά την επιτυχή παρακολούθηση εκπαίδευσης (θεωρητικής και πρακτικής) από πιστοποιημένα κέντρα εκπαίδευσης. Οι άδειες αυτές χωρίζονται ανάλογα με τη μέγιστη μάζα απογείωσής των Συστημάτων μη Επανδρωμένων Αεροσκαφών ως εξής:

- 🖊 Καγηγορία Α UAS Pilot Α: Μέχρι 1 kg
- 🖊 Κατηγορία *B* UAS Pilot B: Από 1 kg έως 4 kg
- 🗍 Κατηγορία *C* UAS Pilot C: Από 4 kg έως 25 kg
- 🖊 Κατηγορία D UAS Pilot D: Από 25 kg έως 150 kg
- 🖊 Κατηγορία Ε UAS Pilot Ε: Από 150 kg και πάνω

1.4.3 Περιοχές απαγόρευσης πτήσεων ΣμηΕΑ

Για την πραγματοποίηση πτήσεων ΣμηΕΑ, των παρακάτω περιοχών απαιτείται ειδική άδεια από την ΥΠΑ/Δ4 καθώς και από την κατά λόγο αρμοδιότητας Δημόσια Υπηρεσία.

- Σε απαγορευμένες, περιορισμένες, επικίνδυνες και δεσμευμένες περιοχές όπως αυτές αναφέρονται στις πάσης φύσεως αεροναυτικές εκδόσεις της ΥΠΑ
- Σε ύψος μεγαλύτερο των τετρακοσίων ποδών (400 ft) από την επιφάνεια του εδάφους ή του ύδατος

Ι Αντικείμενο και Σχετικές Εργασίες

- Σε απόσταση μικρότερη των οκτώ χιλιομέτρων πέντε ναυτικών μιλίων (8 km) από ελεγχόμενο αεροδρόμιο, πεδίο προσγειώσεως και ελικοδρόμιο
- Άνωθεν, πλησίον ή εντός της πάσης φύσεως στρατιωτικών περιοχών / Εγκαταστάσεων, και ζωτικών υποδομών
- 5. Εντός στρατιωτικών ή πολιτικών αεροδρομίων και ελικοδρομίων
- 6. Άνωθεν ή πλησίον εγκαταστάσεων κοινής ωφέλειας
- 7. Ανωθεν ή πλησίον αρχαιολογικών χώρων
- 8. Σε περιοχές περιβαλλοντολογικής προστασίας

2 Αισθητήρες, Δεδομένα και Προεπεξεργασίες

Στο σημείο αυτό, αρχικά θα γίνει αναφορά στο Μη επανδρωμένο Εναέριο Όχημα που χρησιμοποιήθηκε καθώς και στο σύστημα σταθεροποίησης αισθητήρων. Το κεφάλαιο συνεχίζεται με τη διαδικασία σχεδιασμού των πτήσεων καταγραφής, τη συλλογή και προεπεξεργασία των δεδομένων και θα ολοκληρωθεί με την οπτικοποίηση των δεδομένων σε λογισμικό GIS.

2.1 UAS - Πολυκόπτερο

Για τις πτήσεις καταγραφής της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας, χρησιμοποιήθηκε το πολυκόπτερο της εταιρείας UcanDrone IKE. Η συγκεκριμένη πλατφόρμα αποτελείται από 8 βραχίονες σε σειρά και είναι τύπου οχτακόπτερου (octa-copter). Έχει κατασκευαστεί από την εταιρεία αποκλειστικά για πτήσεις χαρτογράφησης με δυνατότητα ανύψωσης ωφέλιμου βάρους έως και 4 kg, ενώ η μέγιστη διάρκεια πτήσης της είναι τα 25 min. Η επιλογή της διαμόρφωσης με 8 έλικες πλεονεκτεί σχετικά με την ασφάλεια που προσφέρει κατά την πτήση και πιο συγκεκριμένα η ιδιότητά του να προσγειώνεται με ασφάλεια σε περίπτωση αστοχίας έως και 2 ηλεκτρικών κινητήρων. Διαθέτει αυτόματο πιλότο του αμερικάνικου οίκου ProfiCNC και συγκεκριμένα τον Pixhawk 2 με διπλό σύστημα εντοπισμού θέσης (GPS), εκ των οποίων το ένα είναι τεχνολογίας RTK (Real – time Kinematic).

Το σύστημα το αυτόματου πιλότου είναι ανοιχτού υλικό – λογισμικού με αποτέλεσμα ο χρήστης (*operator*) να έχει πρόσβαση σε όλους τους παραμέτρους του κώδικα λειτουργίας του και να προσθέσει – αφαιρέσει οποιονδήποτε αισθητήρα επιθυμεί, ανάλογα πάντα με τα πρωτόκολλα επικοινωνίας που διαθέτει.

Ο Pixhawk 2 αποτελείται από μια κεντρική πλακέτα – carrier board, μέσω της οποίας γίνεται η σύνδεση με τα υπόλοιπα υπο-συστήματα του σκάφους, και έναν κύβο (cube), ο οποίος περιλαμβάνει τους βασικούς αισθητήρες για την πλοήγηση του αεροσκάφους μονωμένους από εξωτερικές πηγές παρεμβολών και απότομων μεταβολών θερμοκρασίας. Οι αισθητήρες αυτοί λειτουργούν ταυτόχρονα και στην περίπτωση που κάποιος αστοχήσει, αυτόματα απενεργοποιείται και συνεχίζουν οι εναπομείναντες.

Οι αισθητήρες αυτοί είναι:

• Τρείς πυξίδες (Compass)

- Τρία επιταχυνσιόμετρα (Accelerometer)
- Τρία γυροσκόπια (Gyro)
- Τρία Βαρόμετρα (Barometer)



Σχήμα 2.1 - Εικόνα που απεικονίζει τον αυτόματο πιλότο του πολυκόπτερου καταγραφής

Στην θέση του πρωτεύοντος GPS του αυτόματου πιλότου έχει συνδεθεί το ο κινούμενος δέκτης (Rover Module) του συστήματος RTK GPS που αναφέρθηκε παραπάνω. Τα δεδομένα του (ntrip) μεταφέρονται μέσω της τηλεμετρίας στον σταθμό βάσης (Base Module), το οποίο έχει τοποθετηθεί σε σημείο γνωστών συντεταγμένων. Η μέγιστη σχετική ακρίβεια ολόκληρου του συστήματος εντοπισμού θέσης είναι της τάξης του εκατοστού. Αξίζει να αναφερθεί ότι υπάρχει συνδεδεμένος και δευτερεύον δέκτης GPS, χαμηλότερης ακρίβειας, ως δικλείδα ασφαλείας.

Η τηλεμετρία του συστήματος μεταφέρει τα δεδομένα της πτήσης σε πραγματικό χρόνο (*Real* – time) στον σταθμό εδάφους με ρυθμό ανανέωσης 50 Hz. Έτσι, παρακολουθούνται όλοι οι αναγκαίοι παράμετροι του αεροσκάφους κατά την πτήση χαρτογράφησης, όπως η κατάσταση της μπαταρίας, η θέση του στον χάρτη, οι θέσεις λήψεως των εικόνων και άλλοι χρήσιμοι παράμετροι του αεροσκάφους. Ο χειριστής μπορεί να αποφασίσει ανά πάσα στιγμή την παύση ή τη ματαίωσής της αποστολής εάν κριθεί σκόπιμο.

Το λογισμικό παρακολούθησης και σχεδιασμού των πτήσεων είναι το Mission Planner, το οποίο έχει αναπτυχθεί από την ομάδα έρευνας και ανάπτυξης του ArduPilot. Αποτελεί και αυτό ανοιχτού κώδικα (open source) λογισμικό και πραγματοποιούνται ενημερώσεις (updates) σε συχνό χρονικό διάστημα από τους δημιουργούς του. Το συγκεκριμένο λογισμικό χρησιμοποιείται μαζί με άλλα όπως Apm Planner, Tower, QGroundControl σε πλατφόρμες βασισμένες στον κώδικα ArduPilot τα οποία μπορούν να είναι είτε εναέρια μέσα (αεροπλάνα, ελικόπτερα, πολυκόπτερα), είτε εδάφους (Rover, Tracker) είτε ακόμα και θαλάσσια – υποθαλάσσια (Boat, UnderWater Rovs).

2.2 Φασματικοί Τηλεπισκοπικοί Αισθητήρες

Για τη διεξαγωγή των πτήσεων καταγραφής και τη συλλογή χωρικής πληροφορίας χρησιμοποιήθηκαν διάφοροι αισθητήρες Τηλεπισκόπησης. Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε σε αισθητήρες με υψηλή φασματική ανάλυση οι οποίοι αποτελούν πρόκληση λόγω των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών τους και των ποικίλων εφαρμογών αξιοποίησής τους. Στις επόμενες ενότητες γίνεται αναφορά στους αισθητήρες και τα επιμέρους τους χαρακτηριστικά.

2.2.1 Υπερφασματικός αισθητήρας – Headwall VNIR

Η αμερικάνικη εταιρεία HeadWall Photonics, κατασκευάζει υπερφασματικούς αισθητήρες διαφόρων περιοχών του Η/Μ φάσματος, για Μη επανδρωμένα Συστήματα και δορυφόρους. Η εταιρεία στοχεύει στην κατασκευή οπτικών υψηλής ακρίβειας και καλύπτει εφαρμογές τηλεπισκόπησης, προχωρημένης υπολογιστικής όρασης, ιατρικής-βιοτεχνολογίας καθώς και αμυντικές.

Ο συγκεκριμένος αισθητήρας είναι σχεδιασμένος για εφαρμογές Γεωργίας Ακριβείας. Είναι ευαίσθητος σε φάσμα με εύρος από το ορατό έως και κοντινό υπέρυθρο (400-1000nm), είναι τεχνολογίας PushBroom / Line Scanning και διαθέτει 328 φασματικά κανάλια. Για τη λειτουργία του είναι απαραίτητος ηλεκτρονικός υπολογιστής με τον οποίο συνδέεται μέσω πλακέτας PCI και τα δεδομένα που λαμβάνονται αποθηκεύονται σε σκληρό δίσκο τεχνολογίας SSD.

Πάνω στον αισθητήρα έχει τοποθετηθεί αδρανειακό σύστημα (*IMU*) και εξωτερικός δέκτης εντοπισμού θέσης (*GPS*), τα οποία συνδέονται με τον κύριο υπολογιστή. Το λογισμικό *HeadWall SpectralView* της κατασκευάστριας εταιρείας, συσχετίζει τα δεδομένα από όλα τα υπο-συστήματα με τα δεδομένα λήψης του αισθητήρα και επιλύονται στη συνέχεια με σκοπό την εξαγωγή των ορθομωσαϊκών. Ακολούθως παρουσιάζονται η εικόνα του αισθητήρα (Σχήμα 2.2) καθώς και τα τεχνικά του χαρακτηριστικά (Πίνακας 2.1).



Σχήμα 2.2 - Εικόνα του Υπερφασματικού αισθητήρα HEADWALL VNIR.

Parameter	Result	Units				
Spectrometer Platform	Micro_Hyperspec_VNIR A1 – Series	NA				
Selected Camera	CCD, 1004x1004, 50 fps	NA				
Dispersion / Pixel	1.85	nm/Pixel				
Entrance Slit Width	25	μm				
FWHM of Slit Image	4.0	nm				
Focal Length of chosen fore- optic	17.0	mm				
Distance To Scene	300.0	meters				
Linear FOV Along Slit Length	131.80	meters				
Per Pixel IFOV	0.13	meter				
Along Track Linear IFOV (across slit width)	441.2	mm				
Scene @ Infinity	Infinity	NA				
Angular FOV Along Slit Length	24.65	deg				
Angular Per Pixel IFOV	0.44	mrad				
Angular Along Track Linear IFOV (across slit width)	1.47	mrad				

Πίνακας 2.1 - Τεχνικά χαρακτηριστικά του Υπερφασματικού αισθητήρα HEADWALL VNIR.

2.2.2 Πολυφασματικός αισθητήρας – Parrot Sequoia NIR

Ο συγκεκριμένος αισθητήρας έχει κατασκευαστεί από τον εταιρεία Parrot Drone SAS και η χρήση σου προορίζεται για εφαρμογές γεωργίας ακριβείας. Λόγω του μικρού της μεγέθους και βάρους μπορεί να τοποθετηθεί σε αρκετών ειδών μη επανδρωμένα συστήματα όπως αεροπλάνα, ελικόπτερα, πολυκόπτερα διαφόρων κατασκευαστών.

Διαθέτει 4 ξεχωριστά φασματικά κανάλια, Green (550 BP 40), Red (660 BP 40), Red Edge (735 BP 10) και Near Infrared (790 BP 40) τεχνολογίας Global Shutter, καθώς και έναν ανεξάρτητο αισθητήρα RGB τεχνολογίας Rolling Shutter. Η κάμερα συνδέεται μέσω καλωδίου με τον αισθητήρα φωτομέτρου, ο οποίος εκτός από τους 4 αισθητήρες για τη βαθμονόμηση των τεσσάρων καναλιών περιλαμβάνει επιπρόσθετα δέκτη GPS, αδρανειακό σύστημα IMU καθώς και υποδοχή κάρτας μνήμης.



Σχήμα 2.3 - Εικόνα του Πολυφασματικού αισθητήρα Parrot Sequoia NIR. (Πηγή: <u>www.parrot.com</u> Drones SAS. Assessed: 10/5/2018).

16 MP RGB Camera	1.2 MP Global Shutter Single-Band Cameras	Dimensions & Characteristics					
Definition: 4608x3456 pixels	Definition: 1280x960 pixels	59mm X 41mm X 28mm					
HFOV: 69.9°	HFOV: 61.9°	72gr					
VFOV: 50.1°	VFOV: 48.5°	Up to 1 fps					
DFOV: 73.5°	DFOV: 73.7°	64 GB Built-in Storage					

Πίνακας 2.2 - Τεχνικά χαρακτηριστικά του Πολυφασματικού αισθητήρα Parrot Sequoia NIR. (Πηγή: <u>www.parrot.com</u> Parrot Drones SAS. Assessed: 10/5/2018).

2.2.3 Θερμικός αισθητήρας Flir Vue Pro

Ο θερμικός αισθητήρας Flir Vue Pro έχει κατασκευαστεί από την αμερικάνικη εταιρεία FLIR Systems Inc. Ο αισθητήρας αναπτύχθηκε αποκλειστικά για χρήση σε μη επανδρωμένα συστήματα, το οποίο φανερώνεται από τα φυσικά του χαρακτηριστικά. Επίσης έχει τη δυνατότητα επικοινωνίας με πρωτόκολλα "MAVLINK" αλλά και έλεγχος μέσω παλμού (PWM), τα οποία διαθέτουν τα περισσότερα συστήματα UAS. Ο αισθητήρας, διαθέτει συγκεκριμένο λογισμικό (χρήση μέσω κινητού ή tablet) με το οποίο μπορεί ο χρήστης να ελέγξει ή τροποποιήσει όλους τους παραμέτρους του αισθητήρα. Επίσης, υπάρχει η δυνατότητα για αυτόματη λήψη εικόνων ανά συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, οι οποίες αποθηκεύονται στη συνέχεια σε κάρτα μνήμης που υπάρχει στο εσωτερικό του. Αξίζει να σημειωθεί ότι υπάρχει η επιλογή απόδοσης συντεταγμένων από τον αυτόματο πιλότο του αεροσκάφους.



Σχήμα 2.4 - Εικόνα του Θερμικού αισθητήρα Flir Vue Pro. (Πηγή: <u>www.flir.com</u> Flir Systems Inc. Assessed: 10/5/2018).

Πίνακας 2.3 - Πίνακας των τεχνικών χαρακτηριστικών του Θερμικού αισθητήρα Flir Vue Pro. (Πηγή: <u>www.flir.com</u> Flir Systems Inc. Assessed: 10/5/2018).

Precision Mounting Holes	Two M2x0.4 on each of two sides & bottom One 1/4-20 threaded hole on top
Size	2.26" x 1.75" (including lens)
Spectral Band	7.5 - 13.5 μm
Thermal Imager	Uncooled VOx Microbolometer
Zoom	Yes – Adjustable in App and via PWM
Analog Video Output	Yes
Non-Operating Temperature Range	-55°C to +95°C
Operating Temperature Range	-20°C to +50°C
Operational Altitude	+40,000 feet
Color palettes	Yes – Adjustable in App and via PWM
Full Frame Rate	7.5 Hz (NTSC); 8.3 Hz (PAL)
Image Optimization for sUAS	Yes
Invertable Image	Yes – Adjustable in App
Lens Options	9 mm; 69° × 56°
Scene Presets & Image Processing	Yes – Adjustable in App
Sensor Resolution	640 × 512
Lens Options [FOV for NTSC Analog Output]	9 mm: 62° × 49°
HDMI Output	1280x720 @ 50hz, 60hz

2.3 Βάση Σταθεροποίησης Υπερφασματικού αισθητήρα – Brushless Gimbal

Λόγω της πολύπλοκης λειτουργίας των υπερφασματικών αισθητήρων είναι αναγκαία η κατασκευή ειδικής βάσης στήριξης πάνω στις εναέριες πλατφόρμες τηλεπισκόπησης. Η βάση αυτή αφενός θα στηρίζει με ασφάλεια τον αισθητήρα πάνω στο αεροσκάφος, αφετέρου είναι απαραίτητος ο μηχανισμός σταθεροποίησης του αισθητήρα καθ' όλη τη διάρκεια της πτήσεως. Πιο συγκεκριμένα, όλες οι εναέριες πλατφόρμες κατά τη διάρκεια της πτήσης μπορούν να έχουν αποκλίσεις της τροχιάς τους ως προς τους τρεις βαθμούς ελευθερίας τους, οι οποίοι είναι:

• Roll

- Pitch
- Yaw



Σχήμα 2.5 - Οι τρείς βαθμοί ελευθερίας ενός Εναέριου Συστήματος.

Οι διάφορες δοκιμές που έγιναν στο εργαστήριο με υπερφασματικούς αισθητήρες τύπου *PushBroom / Line Scanning*, έδειξαν ότι η παραμικρή απόκλιση σε οποιονδήποτε από τους τρεις παραπάνω άξονες αλλοιώνει σημαντικά την γραμμή σάρωσης των δεδομένων, με αποτέλεσμα να μην μπορούν να διορθωθούν και να συσχετισθούν στη συνέχεια. Η τεχνολογία *PushBroom* έναντι του συνηθισμένου *Global Shutter*, που έχουν οι περισσότερες φωτογραφικές μηχανές λαμβάνει την εικόνα σαρώνοντας την περιοχή μελέτης κατά μήκος το οποίο είναι κάθετο στον άξονα πτήσης. Έτσι λοιπόν κατά τη διάρκεια της σάρωσης αυτής, οποιαδήποτε γωνία του αισθητήρα (*Pitch, Roll, Yaw*) αλλοιώνει γεωμετρικά την γραμμή της σάρωσης.



Σχήμα 2.6 - Διαδικασία σάρωσης Υπερφασματικού αισθητήρα. (Πηγή: Headwall photonics, Inc USA. Assessed: 15/5/2018).

Η βάση στήριξης που προϋπήρχε στο εργαστήριο Τηλεπισκόπησης της Σχολής ΑΤΜ του ΕΜΠ, ήταν παλαιότερης τεχνολογίας (κίνηση με σερβομηχανισμούς) υστερούσε κατά πολύ

στην ακρίβεια και ταχύτητα διόρθωσης του προσανατολισμού του Υπερφασματικού αισθητήρα καθώς επίσης ζύγιζε περισσότερο με αποτέλεσμα να υπάρχει μειωμένη διάρκεια πτήσης του UAV.

Έτσι λοιπόν, σχεδιάστηκε και κατασκευάστηκε η νέα βάση στήριξης του Υπερφασματικού αισθητήρα, τεχνολογίας Brushless Gimbal. Η βάση αυτή αποτελείται από τον σκελετό ανθρακονήματος (frame) για μείωση του βάρους και αύξηση της αντοχής του, τους δυο τριφασικούς ηλεκτρικούς κινητήρες (ένας για κάθε βαθμό ελευθερίας Pitch, Roll) και τη μονάδα ελέγχου η οποία συμπεριλαμβάνει δυο ανεξάρτητα αδρανειακά συστήματα (Inertial Measurement Unit – IMU).

Αφού συναρμολογήθηκε ο σκελετός (Σχήμα 2.7), προσαρμόστηκαν οι ηλεκτρικοί κινητήρες και στη συνέχεια η μονάδα ελέγχου (Σχήματα 2.8, 2.9). Σειρά είχε η τοποθέτηση του Υπερφασματικού αισθητήρα πάνω στη βάση. Για να γίνει αυτό, σχεδιάστηκαν και κατασκευάστηκαν ειδικοί προσαρμογείς (*adaptors*), ώστε να συμπίπτει το κέντρο μάζας του αισθητήρα στο κέντρο των αξόνων κίνησης της βάσης (σημείο τομής αξόνων ηλεκτρικών κινητήρων). Η συγκεκριμένη διεργασία είναι η σημαντικότερη όλων, καθώς αν δεν υπάρχει απόλυτη ταύτιση των παραπάνω σημείων δεν μπορεί να λειτουργήσει αποτελεσματικά η ρύθμιση και παραμετροποίηση του συστήματος από τη μονάδα ελέγχου.



Σχήμα 2.7 - Σκελετός αναθρακονήματος της νέας βάσης σταθεροποίησης του Υπερφασματικού αισθητήρα.



Σχήμα 2.8 - Ηλεκτρικός τριφασικός κινητήρας βάσης σταθεροποίησης Υπερφασματικού αισθητήρα.



Σχήμα 2.9 - Μονάδα ελέγχου βάσης σταθεροποίησης Υπερφασματικού αισθητήρα.

Τέλος, έγινε η βαθμονόμηση των γυροσκοπίων και των επιταχυνσιομέτρων της μονάδας ελέγχου μέσω του λογισμικού της και η ρύθμιση και παραμετροποίηση των αλγορίθμων *PIDs* για τη βέλτιστη δυνατή ακρίβεια – ταχύτητα διόρθωσης του συστήματος για τον συγκεκριμένο Υπερφασματικό αισθητήρα.

Έτσι λοιπόν οποιαδήποτε γωνία σε οποιονδήποτε βαθμό ελευθερίας κι αν λάβει το αεροσκάφος κατά τη διάρκεια της καταγραφής, ο υπερφασματικός αισθητήρας θα έχει πάντα κατακόρυφο προσανατολισμό (Σχήμα 2.10).

Μετά τις στατικές δοκιμές της βάσης και του αισθητήρα, ξεκίνησαν οι πτητικές δοκιμές ώστε να επιβεβαιωθεί ότι λαμβάνονται δεδομένα τα οποία μπορούν να επιλυθούν στη συνέχεια και να χρησιμοποιηθούν με αξιοπιστία στην εξαγωγή συμπερασμάτων της συγκεκριμένης πειραματικής διαδικασίας.



Σχήμα 2.10 - Τελική εικόνα πλατφόρμας UAS με τοποθετημένο τον Υπερφμασματικό αισθητήρα πάνω στη βάση σταθεροποίησης.

2.4 Συλλογή Δεδομένων

Στην ενότητα αυτή, γίνεται αναφορά στη διαδικασία σχεδιασμού των πτήσεων καταγραφής για τη συλλογή της χωρικής πληροφορίας της περιοχής μελέτης. Η περιοχή αυτή, είναι μια από τις μαρίνες του Δήμου Γλυφάδας στον νομό Αττικής. Η περιοχή αυτή επιλέχθηκε αφενός διότι αποτελεί ασφαλές μέρος για τη διεξαγωγή πτήσεων με UAS, αφετέρου παρουσιάζει πολλαπλά διαφορετικά υλικά / κατηγορίες κάλυψης όπως βλάστηση, έδαφος, θάλασσα, σκάφη, άσφαλτο κ.α. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας θα γίνει προσπάθεια ανάλυσης και αξιολόγησης της συμπεριφοράς των διαφορετικών αυτών υλικών από τη χαρτογράφηση με διαφορετικούς αισθητήρες, καθώς και στις ποικίλες μεθόδους ταξινόμησης που ακολουθούν. Το λογισμικό που χρησιμοποιήθηκε για το στάδιο αυτό ήταν το Mission Planner, το οποίο βασίζεται στον κώδικα του ardupilot και είναι συμβατό με την πλατφόρμα καταγραφής.

2.4.1 Περιοχής μελέτης

Αρχικό στάδιο της διαδικασίας σχεδιασμού, αποτελεί η οριοθέτηση της περιοχής μελέτης μέσω του λογισμικού που αναφέρθηκε παραπάνω. Έτσι λοιπόν, στην καρτέλα *flight plan* επιλέγεται ο σχεδιασμός πολυγώνου πάνω σε υπόβαθρο *google earth* (Σχήμα 2.11).



Σχήμα 2.11 - Πολύγωνο οριοθέτησης της περιοχής μελέτης.

Στη συνέχεια μέσω του εργαλείου Auto WP και στη συνέχεια επιλέγοντας το Survey (GRID) εμφανίζεται το παράθυρο της σχετικής επιλογής. Στο παράθυρο αυτό, ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να επιλέξει το είδος και τα χαρακτηριστικά του αισθητήρα που θα χρησιμοποιηθεί στην καταγραφή, το ύψος και τις ταχύτητες πτήσης καθώς και τις επιθυμητές επικαλύψεις κατά τις γραμμές πτήσης τόσο σε κατά μήκος (overlap) όσο και κατά πλάτος (sidelap). Έτσι λοιπόν δημιουργούνται τρεις πτήσεις καταγραφής μια για κάθε τηλεπισκοπικό αισθητήρα. Με την εφαρμογή όλων των παραπάνω στοιχείων το λογισμικό εμφανίζει τον τελικό σχεδιασμό των πτήσεων καταγραφής με τα χαρακτηριστικά της πτήσης να αναγράφονται κάτω σε ειδική λεζάντα όπως για παράδειγμα έκταση χαρτογραφούμενης περιοχής, μέγεθος εδαφοψηφίδας (Ground Resolution), αριθμό εικόνων που θα ληφθούν, χρόνος πτήσης κ.α.

Το τελικό στάδιο της διαδικασίας σχεδιασμού περιλαμβάνει λεπτομερή έλεγχο της λίστας των προκαθορισμένων σημείων (waypoints) που προέκυψε από τον παραπάνω σχεδιασμό στον χάρτη, ώστε να διασφαλιστούν τα σωστά ύψη και συντεταγμένες πτήσης, καθώς και ο προσδιορισμός των πεδίων αυτόματης απογείωσης και προσγείωσης. Μετά τον έλεγχο, προωθείται το σχέδιο στον αυτόματο πιλότου του UAS μέσω της ασύρματης μετάδοσης τηλεμετρίας.

2.4.2 Σχεδιασμός και Παράμετροι Πτήσης για τον Πολυφασματικό αισθητήρα

Ακολουθώντας την παραπάνω διαδικασία έγινε ο σχεδιασμός των πτήσεων χαρτογράφησης για τη συλλογή των πολυφασματικών δεδομένων με χρήση του αισθητήρα Parrot Sequoia. Ο συγκεκριμένος αισθητήρας όπως προαναφέραμε διαθέτει 4 ανεξάρτητα φασματικά κανάλια global shutter Green, Red, Redge, NIR τεχνολογίας «κλείστρου» global shutter καθώς και ένα RGB κανάλι με rolling shutter. Έτσι λοιπόν ο σχεδιασμός έγινε λαμβάνοντας υπόψιν τα 4

μονοχρωματικά κανάλια του αισθητήρα, τα οποία είναι αυτά που παίζουν καθοριστικό ρόλο στη συγκεκριμένη καταγραφή.

Το ύψος πτήσης για τη χαρτογράφηση αυτή, τέθηκε στα 80 m AGL (Above Ground Level), με ταχύτητα πτήσης στα 5 m/s (Σχήμα 2.12). Αξίζει να σημειωθεί ότι η συγκεκριμένη ταχύτητα έχει προκύψει έπειτα από πολλές ώρες δοκιμών στο πεδίο και αποτελεί τη βέλτιστη για τον συνδυασμό της συγκεκριμένης πλατφόρμας – αισθητήρα. Οι επικαλύψεις των εικόνων ορίστηκαν 70% overlap (θεωρητική) και 70% sidelap, οι οποίες αποτελούν ενδεδειγμένα ποσοστά επικάλυψης για τον αισθητήρα και το φωτογραμμετρικό λογισμικό που θα επιλύσει τα δεδομένα στη συνέχεια.



Σχήμα 2.12 - Εισαγωγή δεδομένων για την Πολυφασματική καταγραφή.

Μάλιστα, η *overlap* πραγματική επικάλυψη θα είναι σαφώς μεγαλύτερη καθώς το λογισμικό υπολογίζει λήψη εικόνας ανά 4,34 sec ενώ ο χρονοδιακόπτης λήψης των εικόνων ορίστηκε στα 3 *sec* στον πολυφασματικό αισθητήρα για περισσότερη ασφάλεια των δεδομένων. Επομένως αναμένεται και μεγαλύτερος αριθμός εικόνων από τις 81 που αναφέρει το λογισμικό.

Τέλος ορίστηκαν τα σημεία από / προσγείωσης του UAV στο πεδίο καθώς και το σημείο έναρξης της χαρτογράφησης. Το τελικό σχέδιο πτήσεως καθώς και η λίστα με τα προκαθορισμένα σημεία φαίνονται στα σχήματα που ακολουθούν (Σχήματα 2.13, 2.14).



Σχήμα 2.13 - Σχέδιο πτήσης για τη συλλογή Πολυφασματικών δεδομένων.

Waypoints																
WP Radus Loter Radus Defauit Ak Relative - ■ Venfy Height Add Below At Wam ■ Spline																
	Command				Γ					Delete	Up	Down	Grad %	Angle	Dist	AZ
1	TAKEOFF	~	20	0	0	0	0	0	50	X	$\mathbf{\Phi}$	Ð	0	0	0	0
2	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8689203	23.7337032	80	×	Ō	ð	75.2	37.0	133.1	157
3	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	21.7085437774658		0	0	0		0	X	Ō	ð		0	0	0
4	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8696274	23.7317890	80	Х	Ō	Ð	0.0	0.0	185.5	295
5	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim			0	0	0	0	0	X	Û	Ð	0	0	0	0
6	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8699657	23.7316520	80	Х	Ô	ð	0.0	0.0	39.5	342
7	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	21.7085437774658	0	0	0	0	0	0	Х	Ō	Ð	0	0	0	0
8	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8691376	23.7338934	80	X	Û	Ð	0.0	0.0	217.2	115
9	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	0	0	0	0	0	0	0	X	Û	¢	0	0	0	0
10	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8693767	23.7340248	80	X	Û	¢	0.0	0.0	29.0	23
11	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	21.7085437774658	0	0	0	0	0	0	X	Û	¢	0	0	0	0
12	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8703039	23.7315150	80	Х	Û	¢	0.0	0.0	243.2	295
13	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	0		0	0	0	0	0	X	Û	¢	0	0	0	0
14	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8705994	23.7314938	80	X	Û	¢	0.0	0.0	32.9	357
15	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	21.7085437774658	0	0	0	0	0	0	X	Û	¢	0	0	0	0
16	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	0	0	0	0	0	0	0	X	Û	¢	0	0	0	0
17	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8696157	23.7341563	80	X	Û	¢	0.0	0.0	258.0	115
18	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8698548	23.7342878	80	X	Û	Ð	0.0	0.0	29.0	23
19	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	21.7085437774658	0	0	0	0	0	0	X	Û	Ð	0	0	0	0
20	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8708911	23.7314826	80	X	Û	¢	0.0	0.0	271.9	295
21	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	0	0	0	0	0	0	0	X	Û	Ð	0	0	0	0
22	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8711570	23.7315413	80	X	Û	•	0.0	0.0	30.0	10
23	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	21.7085437774658	0	0	0	0	0	0	X	Û	¢	0	0	0	0
24	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8700938	23.7344192	80	X	Û	Ð	0.0	0.0	278.9	115
25	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim			0	0	0		0	Х	Û	•		0	0	0
26	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8709203	23.7329608	80	Х	Û	Ō	0.0	0.0	157.6	306
27	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	21.7085437774658		0	0	0	0	0	X	Û	❹	0	0	0	0
28	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8713996	23.7316633	80	X	Û	•	0.0	0.0	125.7	295
29	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	0		0	0	0	0	0	X	0	❹	0	0	0	0
30	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8716133	23.7318632	80	X	Û	Ð	0.0	0.0	29.5	36
31	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	21.7085437774658		0	0	0	0	0	X	Ð	❹	0	0	0	0
32	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8713523	23.7325697	80	X	Û	₽	0.0	0.0	68.5	115
33	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	0		0	0	0	0	0	X	Û	Ō	0	0	0	0
34	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	0	0	0	0	0	0	0	X	Û	❹	0	0	0	0
D 35	RETURN_TO_LAUNCH	~			0	0	0		0	X	Û	<u>0</u>		0	0	0

Σχήμα 2.14 - Λίστα προκαθορισμένων σημείων για την πτήση Πολυφασματικών δεδομένων.

2.4.3 Σχεδιασμός και Παράμετροι Πτήσης για τον Θερμικό αισθητήρα

Όμοια διαδικασία ακολουθήθηκε για την πτήση καταγραφής της συλλογή των θερμικών δεδομένων με τον αισθητήρα Flir Vur Pro UAS. Ύψος πτήσης παρέμεινε στα 80 m AGL και η ταχύτητα ομοίως στα 5 m/s (Σχήμα 2.15). Επίσης διατηρήθηκαν οι ίδιες επικαλύψεις στα 70% overlap και 70% sidelap πάλι, με τη διαφορά ότι στο overlap θα επιτευχθεί αρκετά υψηλότερη επικάλυψη λόγω της σημαντικά ταχύτερης καταγραφής frame ανά 2 sec έναντι 4,64 sec που υπολογίζει το λογισμικό για την ασφάλεια των περισσότερων δεδομένων.



Σχήμα 2.15 - Εισαγωγή δεδομένων για τη Θερμική καταγραφή.

Ακολούθως, παρουσιάζονται το τελικό σχέδιο πτήσεως (Σχήμα 2.16), το οποίο ομοιάζει σε μεγάλο βαθμό με το προηγούμενο (Σχήμα 2.13), καθώς και η λίστα με τα προκαθορισμένα σημεία της πτήσεως αφού πρώτα ορίστηκαν τα σημεία από / προσγείωσης για τον έλεγχο πριν την πτήση (Σχήμα 2.17).


Σχήμα 2.16 - Σχέδιο πτήσης για τη συλλογή Θερμικών δεδομένων

Wayp	Waypoints															
WP Rad 30	lius Loiter Radius Default At 100	R	elative 👻 🗌 Ve	enify He	eight	A	dd Below	Alt Wam	Spline							
	Command				1				Alt	Delete	Up	Down	Grad %	Angle	Dist	AZ
▶ 1	TAKEOFF	\sim	20	0	0	0	0	0	50	X	Û	¢	0	0	0	0
2	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8688671	23.7335242	80	X	Û	Ð	74.8	36.8	133.5	166
3	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	23.2106666564941	0	0	0	0	0	0	X	Û	Ð	0	0	0	0
4	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8696746	23.7317699	80	X	Û	¢	0.0	0.0	178.3	300
5	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	0	0	0	0	0	0	0	X	Û	Ð	0	0	0	0
6	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8700460	23.7316195	80	X	Û	¢	0.0	0.0	43.4	342
7	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	23.2106666564941	0	0	0	0	0	0	X	Û	Ð	0	0	0	0
8	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8690331	23.7338199	80	X	Û	Ð	0.0	0.0	223.6	120
9	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	0	0	0	0	0	0	0	X	Û	¢	0	0	0	0
10	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8692731	23.7339551	80	X	Ô	Ð	0.0	0.0	29.2	24
11	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	23.2106666564941	0	0	0	0	0	0	X	Û	¢	0	0	0	0
12	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8704026	23.7315013	80	Х	Ō	Ò	0.0	0.0	249.3	300
13	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	0	0	0	0	0	0	0	Х	Û	¢	0	0	0	0
14	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8707102	23.7314895	80	X	Û	Ð	0.0	0.0	34.2	358
15	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	23.2106666564941	0	0	0	0	0	0	Х	Û	Ð	0	0	0	0
16	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8695130	23.7340903	80	X	Û	Ð	0.0	0.0	264.3	120
17	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	0	0	0	0	0	0	0	Х	Ô	Ò	0	0	0	0
18	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8697530	23.7342255	80	X	Ŷ	Ð	0.0	0.0	29.2	24
19	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	23.2106666564941	0	0	0	0	0	0	Х	Ō	Ò	0	0	0	0
20	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8710178	23.7314777	80	X	Û	¢	0.0	0.0	279.2	300
21	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	0	0	0	0	0	0	0	X	Û	Ð	0	0	0	0
22	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8712656	23.7315959	80	Х	Û	Ð	0.0	0.0	29.4	21
23	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	23.2106666564941	0	0	0	0	0	0	X	Û	Ð	0	0	0	0
24	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8699929	23.7343607	80	X	Ô	Ð	0.0	0.0	280.9	120
25	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	0	0	0	0	0	0	0	X	Û	¢	0	0	0	0
26	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8709616	23.7329128	80	Х	Û	¢	0.0	0.0	166.6	310
27	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	23.2106666564941	0	0	0	0	0	0	X	Û	Ð	0			0
28	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8715110	23.7317192	80	Х	Û	¢	0.0	0.0	121.3	300
29	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	0	0	0	0	0	0	0	X	Û	¢	0	0	0	0
30	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8716775	23.7320140	80	Х	Û	¢	0.0	0.0	31.8	54
31	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	23.2106666564941	0		0	0	0	0	X	0	Φ	0			0
32	WAYPOINT	\sim	0	0	0	0	37.8714394	23.7325312	80	X	Û	¢	0.0	0.0	52.6	120
33	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	\sim	0	0		0	0	0	0	X	Ô	¢	0			0
34	DO_SET_CAM_TRIGG_DIST	~	0	0	0	0	0	0	0	X	Û	¢	0	0	0	0
35	RETURN_TO_LAUNCH	\sim	0	0		0	0	0	0	X	Ô	¢	0			0
										_		-				

Σχήμα 2.17 - Λίστα προκαθορισμένων σημείων για την πτήση Θερμικών δεδομένων.

2.4.4 Σχεδιασμός και Παράμετροι Πτήσης για τον Υπερφασματικό Αισθητήρα

Για τη συλλογή υπερφασματικών δεδομένων με τον αισθητήρα HeadWall Micro-Hyperspec VNIR A1, η μεθοδολογία σχεδιασμού πτήσεως διαφοροποιείται σημαντικά. Το λογισμικό που χρησιμοποιείται δεν έχει σχεδιαστεί για τη λήψη τέτοιων δεδομένων με αισθητήρα τεχνολογίας Pushbroom / Line scanning. Με συνέπεια το ειδικό εργαλείο Survey (GRID) που χρησιμοποιήθηκε προηγουμένως να είναι αναποτελεσματικό. Έτσι ο σχεδιασμός της πτήσης πραγματοποιήθηκε με μη αυτοματοποιημένο τρόπο εισάγοντας προκαθορισμένα σημεία στον χάρτη με τις υπο-περιοχές ενδιαφέροντος.

Έπειτα από πολυάριθμες πτητικές δοκιμές του συγκεκριμένου συνδυασμού πλατφόρμας – αισθητήρα με μεγάλο όγκο ανεπιτυχών δεδομένων, παρατηρήθηκε ότι ο βέλτιστος τρόπος πτήσης είναι μεγάλου μήκους σκέλη πτήσης με όσο το δυνατόν λιγότερες στροφές. Επομένως, δημιουργήθηκαν 3 σκέλη πτήσης όπως φαίνονται στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 2.18).

Το βέλτιστο ύψος πτήσης καταγραφής για το συγκεκριμένο αισθητήρα, έπειτα από μελέτη και ανάλυση της βιβλιογραφίας του κατασκευαστή αλλά και εκτενών πειραματικών δοκιμών στο πεδίο σημειώθηκε στα 80 *m* AGL με ταχύτητα πτήσης στα 4 *m/s*. Επίσης, επιλέχθηκε τριγωνικό σχήμα πτήσης, διότι παρατηρήθηκαν σφάλματα στην επίλυση των δεδομένων στη συνέχεια από το λογισμικό της κατασκευάστριας εταιρείας, όταν υπήρχαν επικαλυπτόμενες περιοχές μέσα στην περιοχή καταγραφής. Με τον τρόπο αυτό, περιορίστηκε η επικάλυψη των περιοχών στη συγκεκριμένη πτήση.

Τέλος, ορίστηκαν τα σημεία απο / προσγείωσης του UAV στο πεδίο και έτσι το τελικό σχέδιο πτήσης (Σχήμα 2.18) καθώς και η λίστα με τα προκαθορισμένα σημεία (Σχήμα 2.19) φαίνονται παρακάτω.



Σχήμα 2.18 - Σχέδιο πτήσης για τη συλλογή Υπερφασματικών δεδομένων.

N	Naypoints																
W	/P Rad 30	us Loiter Radius 45	Default / 100	lt Rela	live	•	Ver	rify Height	Add Below	Alt Warn 0	Splin	e					
		Command		Delay				Lat	Long	Alt	Delete	Up	Down	Grad %	Angle	Dist	AZ
	1	TAKEOFF	~	0	0	0	0	37.8697825	23.7328881	60	X	•	¢	126.8	51.7	127.4	256
	2	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8699731	23.7336016	80	X	Û	•	517.9	79.1	81.5	278
	3	WAYPOINT	~	• 0	0	0	0	37.8709237	23.7321317	80	X	Û	¢	0.0	0.0	166.8	309
	4	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8700747	23.7322310	80	X	Û	¢	0.0	0.0	94.8	175
⊳	5	WAYPOINT	~	0	0	0	0	37.8698947	23.7336928	80	X	Û	•	0.0	0.0	129.9	99
	6	RETURN_TO_LAU	NCH ~	0	0	0	0	37.8701001	23.7328747	0	X	1	0	29.6	16.5	70.5	290

Σχήμα 2.19 - Λίστα προκαθορισμένων σημείων για την πτήση Υπερφασματικών δεδομένων.

2.5 Προεπεξεργασία δεδομένων

Αφού συλλέχθηκαν τα δεδομένα από τις πτήσεις χαρτογράφησης, επόμενη διαδικασία είναι η προεπεξεργασία τους, με σκοπό την παραγωγή τελικών εικόνων (μωσαϊκών) της περιοχής μελέτης σε όλα τα διαθέσιμα φάσματα καταγραφής.

2.5.1 Συσχέτιση τηλεπισκοπικών δεδομένων με τις θέσεις λήψεις

Αρχικό στάδιο της προεπεξεργασίας των δεδομένων είναι η συσχέτιση των τηλεπισκοπικών εικόνων με τις θέσεις λήψεις και τον εξωτερικό τους προσανατολισμό. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω του λογισμικού της εναέριας πλατφόρμας μέσω του ειδικού εργαλείου georef images. Στο εργαλείο αυτό, εισάγεται το αρχείο του log του αυτόματου πιλότου το οποίο καταγράφει τις θέσεις λήψης των εικόνων με βάση το σύστημα GPS που διαθέτει. Επίσης δίνεται ο φάκελος με τις εικόνες που λήφθηκαν και στη συνέχεια το λογισμικό γεωαναφέρει τις διαθέσιμες εικόνες. Η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται μόνο για τα δεδομένα του θερμικού αισθητήρα, καθώς η πολυφασματική sequoia διαθέτει ανεξάρτητο δέκτη GPS, με αποτέλεσμα κάθε εικόνα που συλλέγεται και αποθηκεύεται στη μνήμη να έχει άμεση γεωαναφορά.

2.5.2 Δημιουργία ορθοεικόνων (οπτικά και πολυφασματικά)

Η δημιουργία των ορθομωσαϊκών στα dataset των RGB, πολυφασματικών και θερμικών δεδομένων πραγματοποιήθηκε από το εμπορικό λογισμικό Agisoft Photoscan. Το λογισμικό αυτό χρησιμοποιεί τη μέθοδο Structure From Motion – SFM για την παραγωγή 3D μοντέλου της περιοχής καθώς και πλήθος άλλων παραγόμενων προϊόντων μεταξύ άλλων και Ορθομωσαϊκό.

Αρχικά εισάγονται οι εικόνες και οι θέσεις λήψεις (στοιχεία εξωτερικού προσανατολισμού) τους στο λογισμικό. Τα στοιχεία των θέσεων λήψης προκύπτουν είτε αυτοματοποιημένα λόγω άμεσης γεωαναφοράς στις πολυφασματικές εικόνες, είτε με μη αυτοματοποιημένο τρόπο για τα θερμικά δεδομένα όπως αναλύθηκε στην προηγούμενη παράγραφο. Αξίζει να σημειωθεί ότι πριν την πτήση καταγραφής, πραγματοποιήθηκε βαθμονόμηση των τεσσάρων καναλιών του

2 Αισθητήρες, Δεδομένα και Προεπεζεργασίες

πολυφασματικού αισθητήρα, χρησιμοποιώντας την ειδική πλάκα βαθμονόμησης που δίνεται από την κατασκευάστρια εταιρεία.

Το πρώτο βήμα επεξεργασίας του Agisoft είναι η ευθυγράμμιση των εικόνων (photo alignment). Αυτό επιτυγχάνεται με την τεχνική του SFM που επιτρέπεται η ανακατασκευή της τρισδιάστατης γεωμετρίας της σκηνής από την κίνηση της κάμερας. Αρχικά εντοπίζονται χαρακτηριστικά σημεία (detecting points) στις εικόνες και στη συνέχεια ο εντοπισμός τους στο σύνολο των εικόνων (matching points). Στη συνέχεια εκτιμώνται οι τρισδιάστατες θέσεις των σημείων και δημιουργείται ένα αραιό νέφος σημείων (sparse point cloud), οι θέσεις των φωτοληψιών καθώς και οι παράμετροι εσωτερικής βαθμονόμησης της φωτογραφικής μηχανής. Μετά το πέρας της συγκεκριμένης διαδικασίας μπορεί να γίνει έλεγχος στην ποιότητα των εικόνων που χρησιμοποιήθηκαν από τον εργαλείο "estimate image quality". Το λογισμικό βαθμολογεί τις εικόνες από το 1.0 έως το 10.0 με κριτήριο την διαύγεια τους, τον θόρυβο κ.α. Έτσι λοιπόν ο χρήστης μπορεί να απομονώσει ή/και να διαγράψει οποιαδήποτε εικόνα έχει μη ικανοποιητική βαθμολογία.

Μετά την ευθυγράμμιση των εικόνων ακολουθεί η δημιουργία πυκνού νέφους σημείων (Dense Point Cloud). Αυτό γίνεται με την επιλογή "Build Dense Cloud" από το μενού "Workflow". Πριν την έναρξη της πυκνής ανοικοδόμησης πραγματοποιείται ο «καθαρισμός» του μοντέλου από τον θόρυβο που ενδεχομένως να υπάρχει σβήνοντας χειροκίνητα σημεία εκτός του τρισδιάστατου μοντέλου.



Σχήμα 2.20 - Πυκνό νέφος σημείων περιοχής μελέτης (δεδομένα RGB). Παρατηρείται υψηλός θόρυβος στο μοντέλο λόγω κυρίως του Rolling Shutter του RGB αισθητήρα.



Σχήμα 2.21 - Πυκνό νέφος σημείων περιοχής μελέτης (πολυφασματικά δεδομένα). Παρατηρείται αισθητά βελτιωμένο μοντέλο λόγω των τεσσάρων ανεξάρτητων πολυφασματικών καναλιών τεχνολογίας Global Shutter.

Επίσης, πριν την έναρξη του επόμενου βήματος, εισάγονται τα επιπρόσθετα GCPs με σκοπό τη βελτίωση της ακρίβειας του μοντέλου λόγω της μειωμένης ακρίβειας των θέσεων από το σύστημα GPS της πλατφόρμας. Επίσης πραγματοποιείται και ο έλεγχος της γεωαναφοράς, αξιολογώντας το συνολικό σφάλμα στο μοντέλο του RGB και στο πολυφασματικό.

Συνεχίζοντας, από το μενού "Workflow" επιλέγεται το εργαλείο "Build Mesh" το οποίο τριγωνίζει την επιφάνεια του αντικειμένου ή της περιοχής μελέτης (mesh) με βάση το πυκνό νέφος σημείων που δημιουργήθηκε προηγουμένως. Εδώ υπάρχει η δυνατότητα διαγραφής κάποιων ανεπιθύμητων τμημάτων επιφανείας ή κλείσιμο κενών που ενδεχομένως να προκύψουν από τον μη ικανοποιητικό τριγωνισμό ορισμένων σημείων επιφανειών.



Σχήμα 2.22 - 3D επιφάνεια (mesh) της περιοχής μελέτης (δεδομένα RGB). Παρατηρείται αντίστοιχα θόρυβος και artifacts λόγω κυρίως του Rolling Shutter.



Σχήμα 2.23 - 3D επιφάνεια (mesh) της περιοχής μελέτης (πολυφασματικά δεδομένα). Παρατηρείται αισθητή βελτίωση του μοντέλου και της επιφάνειας.

Επόμενο στάδιο της επεξεργασίας είναι η δημιουργία υφής και χρώματος (texture) στο μοντέλο. Αυτό επιτυγχάνεται από το μενού "Workflow" και την επιλογή "Build Texture". Έτσι προκύπτει ένα ρεαλιστικό τρισδιάστατο μοντέλο, το οποίο απεικονίζει με μεγάλη ακρίβεια την πραγματική αποτύπωση του αντικειμένου ή της περιοχής μελέτης, με δυνατότητα εξαγωγής ορθοεικόνας υψηλής ανάλυσης.



Σχήμα 2.24 - Ορθοεικόνα (δεδομένα RGB) της περιοχής μελέτης.



Σχήμα 2.25 - Ορθοεικόνα (δεδομένα πολυφασματικά) της περιοχής μελέτης.

Μετά το πέρας όλων των παραπάνω διεργασιών, ο χρήστης μπορεί να ξεκινήσει τη διαδικασία εξαγωγής όλων των παραγόμενων προϊόντων. Το λογισμικό δίνει πλήθος δυνατοτήτων εξαγωγής αρχείων όπως:

- Γεωαναφερμένες ορθοεικόνες με σκοπό την εισαγωγή τους σε λογισμικά GIS
- Νέφους σημείων (point cloud)
- Τριγωνικού πλέγματος επιφανείας (mesh)
- Υφής (texture)
- Φωτοσταθερά, σημεία ελέγχου, θέσεις λήψης εικόνων

2 Αισθητήρες, Δεδομένα και Προεπεξεργασίες

• Μοντέλα επιφανείας (DSM, DTM, DEM)

Το λογισμικό παρουσιάζει υψηλά ποσοστά διαλειτουργικότητας με άλλα λογισμικά *CAD*, *GIS* κ.α. καθώς έχει τη δυνατότητα εξαγωγής πολλαπλών τύπων αρχείων που αναγνωρίζονται και εισάγονται από την πλειονότητα των αντίστοιχων λογισμικών. Τέτοια αρχεία είναι:

- Μοντέλο σε αρχείο CAD
- Γεωαναφερμένες ορθοεικόνες με σκοπό την εισαγωγή τους σε λογισμικά GIS
- 3D Μοντέλα και Ορθοεικόνες σε περιβάλλον Google Earth
- 3D Μοντέλα σε περιβάλλον PDF, όπου μπορεί ο οποιοσδήποτε χρήστης να το ανοίξει και να μετρήσει πάνω σε αυτό οποιαδήποτε διάσταση του αντικειμένου ή της περιοχής

2.5.3 Δημιουργία Υπερφασματικού Μωσαϊκού

Τα δεδομένα που λήφθηκαν από τον υπερφασματικό αισθητήρα Headwall VNIR, υπέστησαν προεπεξεργασία στο αντίστοιχο λογισμικό της κατασκευάστριας εταιρείας. Μέσω του λογισμικού αυτού ο χρήστης εισάγει τα δεδομένα που συλλέχθηκαν σε μορφή raw, καθώς και τα αρχεία που καταγράφηκαν από το αδρανειακό σύστημα και το GPS. Στη συνέχεια δίνεται η δυνατότητα οπτικοποίησης των δεδομένων για γρήγορη προεπισκόπηση των αποτελεσμάτων της καταγραφής. Η οπτικοποίηση πραγματοποιείται στην raw μορφή των δεδομένων και σε όποια φασματικά κανάλια επιλέξει ο χρήστης (Σχήμα 2.26). Στη συνέχεια ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να δημιουργήσει ορθομωσαϊκό από την αντίστοιχη επιλογή στο λογισμικό. Εκεί εισάγονται τα τηλεπισκοπικά δεδομένα, τα αρχεία αδρανειακού και GPS καθώς και DEM της περιοχής, το οποίο είναι απαραίτητο για την γεωμετρική διόρθωση των δεδομένων και την παραγωγή ορθομωσαϊκού. Ζητούνται επίσης, τα στοιχεία του σχετικού προσανατολισμού του αισθητήρα και του αδρανειακού συστήματος καθώς και το επιθυμητό μέγεθος εδαφοψηφίδας που θα έχει το μωσαϊκό (Σχήμα 2.27). Η εξαγωγή του μπορεί να πραγματοποιηθεί με το σύνολο ή μέρους των καναλιών που επιθυμεί ο χρήστης (Σχήμα 2.28).

🗊 Open Cube ? 🗙	
Header file: D:\work\data\pushbroom\2018_06_12_19_34_11\raw.hdr Data file: D:\work\data\pushbroom\2018_06_12_19_34_11\raw Wavelengths References AOI / Binning	
Selected: 3 397.974 nm 399.819 nm 399.819 nm From: 397.96 ♀ 401.664 nm To: 1001.30 ♀ 403.509 nm	
Free memory: 11223 MB, required: 69 MB	

Σχήμα 2.26 - Οπτικοποίηση υπερφσματικών δεδομένων στο λογισμικό της κατασκευάστριας εταιρείας.

Ortho Rectification	×
Settings Preview Create	
Frame Index File: D:\work\data\pushbroom\2018_06_12_19_34_11 GPS/IMU File: D:\work\data\pushbroom\2018_06_12_19_34_11 DEM: C:/headwall/dem/E020N40_HDR Resolution (m): 0.066	L\frameIndex.bt
Lens EFL (mm): 8.000 © Pixel pitch (µm): 7.400 © Spatial Binning: 1 ©	Sensor position Alpha (deg): 0.000 ♀ Beta (deg) 0.000 ♀ Gamma (deg) 0.000 ♀
GPS/IMU Offsets Roll (deg): 0.000 ♀ ✓ Right positive Pitch (deg): 0.000 ♀ ✓ Front up positive Yaw (deg): 90.000 ♀ North-East positive Time offset (ms): 0.000 ♀ Correct timestamps Altitude offset(m): 0.00 ♀ Zero DEM ✓ Correct Lat/Long	GPS/JMU Running Averages Roll: 15 Pitch: 15 Yaw: 15 Latitude: 15 Raw load: 5 Alttude: 15 Use post process file
0%	Start O.R.
L	< Previous Next > Cancel

Σχήμα 2.27 - Διαδικασία δημιουργίας ορθομωσαϊκού και επιλογή βασικών παραμέτρων.

Ortho Rectification			×
Settings Preview	Create		
Header File: D:\work\	data\pushbroom\2018_06_12_19_34_11\raw_or.hdr		
Data File: D:\work\	data\pushbroom\2018_06_12_19_34_11\raw_or		
	0%	Create Cube	Open
Target Wavelengths			
Selected: 328 ¢ From: 397,96 ¢ To: 1001.30 ¢ Select Clear	✓ 397.974 nm ✓ 399.819 nm ✓ 401.664 nm ✓ 401.5354 nm ✓ 407.919 nm ✓ 407.199 nm ✓ 409.044 nm ✓ 112.734 nm ✓ 114.579 nm ✓ 114.579 nm ✓ 116.424 nm ✓ 116.424 nm ✓ 423.804 nm ✓ 423.804 nm ✓ 425.649 nm ✓ 427.494 nm		
		< Previous Next >	Cancel

Σχήμα 2.28 - Επιλογή των επιθυμητών φασματικών καναλιών για την εξαγωγή του ορθομωσαϊκού.

2.5.4 Συσχέτιση δεδομένων ανακλαστικότητας

Επόμενο βήμα της προεπεξεργασίας των δεδομένων είναι η διαδικασία υπολογισμού τιμών ανακλαστικότητας (reflectance). Πιο συγκεκριμένα, οι τιμές που εμφανίζονται στα pixel των ορθοεικόνων αποτελούν τις ανακλώμενες τιμές ακτινοβολίας του αντίστοιχου στόχου. Για οποιαδήποτε επόμενη διαδικασία οι τιμές αυτές πρέπει να αναχθούν σε τιμές ανακλαστικότητας λαμβάνοντας υπόψιν τις τιμές της προσπίπτουσας ακτινοβολίας τη στιγμή της συλλογής των δεδομένων. Με τον τρόπο αυτό, τα τελικά αποτελέσματα είναι ανεξάρτητα των περιβαλλοντικών συνθηκών της συγκεκριμένης ημέρας καταγραφής. Ο τρόπος υπολογισμού των τιμών ανακλαστικότητας δίνεται παρακάτω:

$$\rho_T = \frac{L_T}{L_r} * k$$

όπου,

ρτ: το φάσμα ανακλαστικότητας του στόχου

 L_{T} : η ακτινοβολία που ανακλάται από τον υπό εξέταση στόχο, L

Lr: η ακτινοβολία που ανακλάται από ένα δείγμα αναφοράς (reference sample)

k: διορθωτικός συντελεστής που ισούται με τον λόγο της ηλιακής ακτινοβολίας προς την επανεκπομπή από την επιφάνεια του δείγματος αναφοράς. Υπό ιδανικές συνθήκες ισούται με την μονάδα.

Με βάση την παραπάνω σχέση, υπολογίσθηκαν όλες οι τιμές ανακλαστικότητας για την υπο – εξέταση περιοχή μελέτης, σε όλα τα διαθέσιμα φάσματα καταγραφής. Ως δείγμα αναφοράς χρησιμοποιήθηκε ειδική βαθμονομημένη πλάκα ανάκλασης, η οποία τοποθετήθηκε στο έδαφος τη στιγμή των πτήσεων καταγραφής. Έτσι λοιπόν οι τιμές αυτές προέκυψαν από τον λόγο των τιμών ανακλώμενης ακτινοβολίας (*radiance*), οι οποίες αποτυπώθηκαν στις τιμές των

εικονοστοιχείων (*pixels*) των ορθοεικόνων, προς τις τιμές της ανακλώμενης ακτινοβολίας της επίφανειας ανάκλασης (*irradiance*).



Σχήμα 2.29 - Reflectance, Irradiance και Radiance.

2.5.5 Γεωμετρική αντιστοίχιση

Τελευταίο στάδιο της προεπεξεργασίας αποτελεί η γεωμετρική αντιστοίχιση των παραγόμενων εικόνων μεταξύ τους. Κατά τη διαδικασία αυτήν, γίνεται αντιστοίχιση όλων των διαθέσιμων εικόνων με υπόβαθρο αναφοράς την ορθοεικόνα των πολυφασματικών δεδομένων το οποίο είχε γεωαναφορά (WGS 84). Επιπροσθέτως για την πολυφασματική ορθοεικόνα πραγματοποιήθηκε έλεγχος σε σημεία ελέγχου (GCPs) αξιολογώντας το μέσο σφάλμα στα 4cm.

Η αντιστοίχιση των υπερφασματικών μωσαϊκών πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον ArcGis. Η διαδικασία έγινε για κάθε ένα από τα τρία μωσαϊκά που προέκυψαν από τα τρία σκέλη πτήσης. Το μοντέλο μετασχηματίσθηκε με Affine πρώτου βαθμού πολυωνυμική εξίσωση με συνολικά 8 σημεία και τελικό RMS Error 3,6 pixels (Σχήματα 2.30, 2.31).



Σχήμα 2.30 - Διαδικασία αντιστοίχισης πρώτου Υπερφασματικού μωσαϊκού. Αριστερά οι θέσεις των GCPs. Δεξιά το μωσαϊκό μετά την αντιστοίχιση.

ß	₩ 4 ⁺ +×	*	Total	RMS Error:	Forward: 3.6040 1e-006				
	Link	X Source	Y Source	Х Мар	Ү Мар	Residual_x	Residual_y	Residual	
	1	486.604385	-3765.930994	23.732506	37.870680	-1.54725e-006	0	1.54725e-006	
\square	2	584.527544	-3403.106370	23.732840	37.870397	-2.26911e-006	-2.48938e-006	3.36836e-006	
\square	3	626.215386	-3033.592941	23.733223	37.870139	6.93772e-006	-8.29586e-007	6.98715e-006	
\square	4	970.920419	-3093.065193	23.732953	37.870023	-2.39118e-006	-5.6413e-007	2.45682e-006	
\square	5	816.449698	-3493.578049	23.732610	37.870358	-2.15376e-006	3.14395e-006	3.81091e-006	
\square	6	695.136003	-3972.464707	23.732170	37.870720	3.79729e-006	-8.82565e-007	3.8985e-006	
\square	7	263.546067	-3652.408451	23.732757	37.870706	-4.40182e-007	0	4.40182e-007	
\square	8	366.582668	-3130.977439	23.733258	37.870321	-1.93354e-006	1.28903e-006	2.32383e-006	
V /	Auto Adjust Transformation: 1st Order Polynomial (Affine)								

Σχήμα 2.31 - Πίνακας σφαλμάτων γεωαναφοράς για το πρώτο Υπερφασματικό μωσαϊκό.

Ομοίως για το δεύτερο μωσαϊκό χρησιμοποιήθηκε ο ίδιος μετασχηματισμός εικόνας Affine, πρώτη πολυωνυμικής εξίσωση με συνολικά 6 σημεία και τελικό RMS Error 6,3 pixels. Ακολούθως φαίνονται οι εικόνες κατά τη διαδικασία της γεωαναφοράς καθώς και ο πίνακας με τα σφάλματα των επιμέρους σημείων (Σχήματα 2.32, 2.33).



Σχήμα 2.32 - Διαδικασία αντιστοίχισης Υπερφασματικού δεύτερου μωσαϊκού. Αριστερά οι θέσεις των GCPs. Δεξιά το μωσαϊκό μετά την αντιστοίχιση.

ß	🖆 🔚 🖧 + x + z + t Total RMS Error:				Forward:6.3911	Forward:6.39118e-006					
	Link	X Source	Y Source	Х Мар	Ү Мар	Residual_x	Residual_y	Residual			
	1	750.615922	-4407.330928	23.732338	37.870749	-6.69277e-006	7.65124e-007	6.73637e-006			
\checkmark	2	531.291294	-4411.156357	23.732172	37.870720	0	1.44589e-006	1.44589e-006			
\checkmark	3	359.454349	-4769.011423	23.732152	37.870294	-7.58777e-007	-5.80356e-007	9.55277e-007			
\checkmark	4	716.444615	-4985.265383	23.732503	37.870091	-2.341e-006	9.89838e-007	2.54167e-006			
\checkmark	5	805.997812	-4892.088413	23.732543	37.870207	-3.02411e-006	1.06489e-006	3.20613e-006			
\checkmark	6	732.990915	-4647.170743	23.732421	37.870471	1.28988e-005	-3.68538e-006	1.3415e-005			
Auto Adjust Transformation: 1st (t Order Polynomial (Affine) 🗸						

Σχήμα 2.33 - Πίνακας σφαλμάτων γεωαναφοράς για το δεύτερο Υπερφασματικό μωσαϊκό.

Όμοια διαδικασία και για το τρίτο υπερφασματικό μωσαϊκό. Η περιοχή κάλυψης από τη συγκεκριμένη εικόνα ήταν ελαφρώς μικρότερη από τις προηγούμενες, με αποτέλεσμα να

δυσκολεύεται ιδιαίτερα η διαδικασία εύρεσης κοινών σημείων για την αντιστοίχιση. Παρόλα αυτά έγινε ο μετασχηματισμός με *Affine* πρώτη πολυωνυμική εξίσωση με 6 σημεία και συνολικό *RMS Error* 4.2 *pixels* (Σχήμα 2.34, 2.35).



Σχήμα 2.34 - Διαδικασία αντιστοίχισης Υπερφασματικού τρίτου μωσαϊκού. Αριστερά οι θέσεις των GCPs. Δεξιά το μωσαϊκό μετά την αντιστοίχιση.

1	B → + + + + + + + Total RMS Error:			RMS Error:	br: Forward:4.21847e-006						
	Link	X Source	Y Source	Х Мар	Ү Мар	Residual_x	Residual_y	Residual			
	1	632.265534	-5598.161777	23.732953	37.870023	-7.51138e-007	5.14455e-006	5.19909e-006			
	2	424.229381	-5947.388488	23.733417	37.869903	3.73829e-006	0	3.73829e-006			
	3	343.208452	-5839.796452	23.733267	37.869853	2.2838e-006	3.30267e-006	4.01539e-006			
	4	41.800745	-5939.653224	23.733381	37.869667	-3.68986e-006	-1.34785e-006	3.92833e-006			
	5	413.148688	-5522.387851	23.732842	37.869878	1.06738e-006	-3.80309e-006	3.95004e-006			
	6	823.697667	-5793.149611	23.733222	37.870139	-2.64847e-006	-3.40518e-006	4.31389e-006			
∠ A	Auto Adjust Transformation: 1st Order Polynomial (Affine)										

Σχήμα 2.35 - Πίνακας σφαλμάτων γεωαναφοράς για το τρίτο Υπερφασματικό μωσαϊκό.

Τέλος, η διαδικασία της γεωαναφοράς ολοκληρώνεται με την αντιστοίχιση του μωσαϊκού θερμικού φάσματος. Όμοιος μετασχηματισμός με τις προηγούμενες αντιστοιχίσεις με 5 σημεία και συνολικό *RMS Error* 5 *pixels* (Σχήματα 2.36, 2.37).



Σχήμα 2.36 - Διαδικασία αντιστοίχισης του Θερμικού μωσαϊκού. Αριστερά οι θέσεις των GCPs. Δεξιά το μωσαϊκό μετά την αντιστοίχιση.

P	₩ # #	⁺ ₊ ŧ	Total	RMS Error:	Forward:5.02008e-006					
	Link	X Source	Y Source	Х Мар	Ү Мар	Residual_x	Residual_y	Residual		
	1	-1.485405	-8.609395	23.732395	37.870711	0	3.10043e-006	3.10043e-006		
\checkmark	2	5.445427	-3.178349	23.732374	37.869946	-2.10551e-006	7.5863e-007	2.23801e-006		
\checkmark	3	2.967080	2.358585	23.732974	37.869907	2.06767e-006	9.53808e-007	2.27706e-006		
\checkmark	4	-2.587441	1.495989	23.733259	37.870376	-3.04891e-006	3.72063e-006	4.8103e-006		
\checkmark	5	-0.852079	-2.494681	23.732839	37.870396	3.20006e-006	-8.53349e-006	9.11378e-006		
/	Auto Adjust Transformation: 1st					st Order Polynomial (Affine) V				

Σχήμα 2.37 - Πίνακας σφαλμάτων γεωαναφοράς για το Θερμικό μωσαϊκό.

2.6 Οπτικοποίηση Δεδομένων

Τα Συστήματα Γεωγραφικών Πληροφοριών (Geographic Information Systems – GIS), αποτελούν συστήματα διαχείρισης και συσχέτισης χωρικών και περιγραφικών δεδομένων. Μέσα από τα συστήματα αυτά, ο χρήστης μπορεί να εισάγει, επεξεργαστεί, αναλύσει, τροποποιήσει και οπτικοποιήσει χωρικά δεδομένα και στη συνέχεια να τα αποδώσει σε αναλογικά (κατασκευή χαρτών, διαγραμμάτων κλπ) ή ψηφιακά δεδομένα (τύποι αρχείων ή βάσεις χωρικών δεδομένων, διαδραστικοί χάρτες κλπ). Υπάρχουν πολυάριθμα λογισμικά GIS, τα πιο γνωστά από αυτά είναι το εμπορικό λογισμικό ArcGis της εταιρείας Esri και το ελεύθερο Quantum GIS.

Ολοκληρώνοντας την προεπεξεργασία των δεδομένων γίνεται η εισαγωγή όλων των δεδομένων σε περιβάλλον GIS, για τον ποιοτικό και ποσοτικό έλεγχο των αποτελεσμάτων καθώς και τελικές επεξεργασίες πριν ξεκινήσουν οι διαδικασίες των ταξινομήσεων.

Αρχικά πραγματοποιούνται περικοπές (clips) στα Υπερφασματικά μωσαϊκά λόγω στρέβλωσης κατά τη διαδικασία σάρωσης στη λήψη των δεδομένων. Αυτό έγινε με το εργαλείο Raster →Clipper σε περιβάλλον QGIS. Στη συνέχεια ελέγχεται ποιοτικά η ακρίβεια της γεωαναφοράς (απόλυτης και σχετικής) προβάλλοντας το σύνολο των δεδομένων σε χάρτη στο εν λόγω λογισμικό.

Τέλος, πραγματοποιείται σύνθεση του Πολυφασματικού και του Θερμικού μωσαϊκού, με σκοπό να διερευνηθεί η συνεισφορά της θερμικής πληροφορίας σε διαδικασίες ταξινόμησης. Η διαδικασία αυτή έγινε μέσω του εργαλείου Raster→Merge από το ελεύθερο λογισμικό QGIS, αφού πρώτα γίνει Resample του θερμικού μωσαϊκού στην ανάλυση του Πολυφασματικού ώστε να υπάρχει αντιστοιχία στις τιμές των pixels.

Στα σχήματα που ακολουθούν παρουσιάζονται όλα τα παραγόμενα αποτελέσματα από τη διαδικασία της προεπεξεργασίας, αφού πρώτα ενσωματώθηκαν σε χάρτη για την ορθότερη οπτικοποίηση της χωρικής πληροφορίας.



Σχήμα 2.38 - Ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης, προερχόμενη από τις 126 RGB εικόνες, με χωρική ανάλυση τα 5cm.



Σχήμα 2.39 - Ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης, προερχόμενη από τις 126 πολυφασματικές εικόνες της Sequoia, με χωρική ανάλυση τα 8 cm. Ο χάρτης αποτελεί έγχρωμο σύνθετο των καναλιών G-R-NIR.



Σχήμα 2.40 - Ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης από τις 195 θερμικές εικόνες του Flir Vue Pro, με χωρική ανάλυση τα 5 cm.



Σχήμα 2.41 - Ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης από τη συγχώνευση των πολυφασματικών και θερμικών δεδομένων στα 5cm. Ο χάρτης αποτελεί έγχρωμο σύνθετο των καναλιών G-R-Thermal.



Σχήμα 2.42 - Έγχρωμο σύνθετο των καναλιών RGB:145-75-45 της Υπερφασματικής εικόνας του πρώτου σκέλους πτήσης.



Σχήμα 2.43 - Έγχρωμο σύνθετο των καναλιών RGB:145-75-45 της Υπερφασματικής εικόνας του δεύτερου σκέλους πτήσης.



Σχήμα 2.44 - Έγχρωμο σύνθετο των καναλιών RGB:145-75-45 της Υπερφασματικής εικόνας του τρίτου σκέλους πτήσης.

3 Ταξινόμηση Δεδομένων και Αξιολόγηση

Ταξινόμηση ψηφιακής εικόνας είναι η διαδικασία αντιστοίχισης ή τοποθέτησης των τιμών φωτεινότητας των εικονοστοιχείων σε ομάδες που παρουσιάζουν την ίδια μορφή, τις ίδιες περίπου ιδιότητες. Ο απλούστερος τρόπος για την ταξινόμηση εικόνας είναι να εξεταστεί κάθε εικονοστοιχείο ξεχωριστά και να τοποθετηθεί σε μια ομάδα ανάλογα με τις τιμές της φωτεινότητας που μετρήθηκαν σε διαφορετικές φασματικές ζώνες (κανάλια). Τέτοιου είδους ταξινομητές (classifiers) που βασίζονται σε φασματικές μετρήσεις ονομάζονται φασματικοί ταξινομητές (spectral). Μια εναλλακτική λύση θα ήταν να θεωρηθούν σύνολα ή συγκεντρώσεις εικονοστοιχείων ανάλογα με τη θέση που κατέχουν στον χώρο ή τον χρόνο, ή βάσει άλλης πληροφορίας της εικόνας. Εδώ πλέον γίνεται λόγος για χωρικούς ταξινομητές ή ταξινομητές (classifiers). (Mερτίκας, 2009).

Υπάρχουν πολυάριθμοι αλγόριθμοι που έχουν δημιουργηθεί για τις ταξινομήσεις ψηφιακών εικόνων. Με βάση τη βιβλιογραφία, δυο είναι οι κύριες κατηγορίες που κατατάσσονται οι παραπάνω αλγόριθμοι ανάλογα με τον τρόπο λειτουργίας τους. Η πρώτη είναι η επιβλεπόμενη ή καθοδηγούμενη ταξινόμηση (supervised classification) όπου ο χρήστης «εκπαιδεύει» τον αλγόριθμο δίνοντάς του ορισμένες περιοχές εκπαίδευσης (training fields), με αποτέλεσμα αυτός στη συνέχεια να κατατάσσει τα εικονοστοιχεία της εικόνας σε συγκεκριμένες θεματικές κατηγορίες ή τάξεις. Με τον τρόπο αυτό λαμβάνονται υπόψιν οι φασματικές υπογραφές και χαρακτηριστικά της κάθε κατηγορίας ή τάξης. Αλγόριθμοι αυτού του είδους ταξινόμησης αποτελούν οι ελάχιστης απόστασης, του κανόνα του παραλληλεπιπέδου, μέθοδος μέγιστης πιθανοφάνειας κ.α. Η δεύτερη ονομάζεται αυτόματη ταξινόμηση (unsupervised classification), όπου ο χρήστης δεν γνωρίζει τίποτα για την ύπαρξη ή το είδος της πληροφορίας των τάξεων.

3.1 Αλγόριθμοι ταξινόμησης

Στο σημείο αυτό θα γίνει αναφορά στους αλγόριθμους που θα χρησιμοποιηθούν στο επόμενο κεφάλαιο για τις ταξινομήσεις εικόνων.

3.1.1 Ελάχιστης απόστασης (Minimum Distance)

Ο αλγόριθμος της ελάχιστης απόστασης υπολογίζει την Ευκλείδια απόσταση *d(x, y)* ανάμεσα στις φασματικές υπογραφές των εικονοστοιχείων (*pixels*) της εικόνας και τις φασματικές

υπογραφές των πεδίων εκπαίδευσης που έχουν δοθεί από τον χρήστη. Η εξίσωση είναι η παρακάτω:

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2}$$

όπου:

x = διάνυσμα της φασματικής υπογραφής εικονοστοιχείου της εικόνας

y = διάνυσμα της φασματικής υπογραφής της περιοχής εκπαίδευσης

n =αριθμός καναλιών της εικόνας

Επομένως υπολογίζεται ή απόσταση για κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας, κατατάσσοντας το στην κατηγορία που είναι πιο κοντά οι φασματικές υπογραφές σύμφωνα με την παρακάτω εξίσωση (Richards and Jia, 2006):

$$x \in C_k \leftrightarrow d(x, y_k) < d(x, y_j) \forall \neq j$$

όπου:

 C_k = η κάλυψη γης κατηγορίας k

 $y_k = \eta$ φασματική υπογραφή της κατηγορίας k

 $y_j = η$ φασματική υπογραφή της κατηγορίας j

Επίσης, είναι εφικτό να ορισθεί κατώφλι T_i, με σκοπό την εξαίρεση εικονοστοιχείων κάτω από την τιμή αυτή κατά τη διάρκεια της ταξινόμησης:

$$x \in C_k \leftrightarrow d(x, y_k) < d(x, y_j) \forall \neq j$$

$$\kappa \alpha i$$

$$d(x, y_k) < T_i$$

3.1.2 Αλγόριθμος μέγιστης πιθανοφάνειας (Maximum Likelihood)

Ο αλγόριθμος μέγιστης πιθανοφάνειας υπολογίζει την κατανομή πιθανότητας για τις κατηγορίες, με βάση το θεώρημα του *Bayes*, εκτιμώντας εάν ένα εικονοστοιχείο ανήκει στην κατηγορία κάλυψης γης. Συγκεκριμένα, ορίζεται η κατανομή πιθανότητας για τις κατηγορίες με τη μορφή ενός πολυμεταβλητού κανονικού μοντέλου (*Richards & Jia, 2006*). Για να χρησιμοποιηθεί αυτός ο αλγόριθμος, απαιτείται επαρκής αριθμός εικονοστοιχείων ως περιοχή εκπαίδευσης για κάθε κατηγορία για να προσδιοριστεί ο πίνακας συνδιασποράς (*covariance matrix*). Η παρακάτω εξίσωση επιλύεται για κάθε εικονοστοιχείο (*Richards & Jia, 2006*):

$$g_k = \ln p(C_k) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_k| - \frac{1}{2} (x - y_k)^t \Sigma_k^{-1} (x - y_k)$$

όπου:

 $C_k = η$ κάλυψη γης κατηγορίας k

 $\mathbf{x}=$ το διάνυσμα φασματικής υπογραφής του εικονοστοιχείου της εικόνας

 $p(C_k) = η πιθανότητα ότι η σωστή κατηγορία είναι η C_k$

σελ. 42

 $|\Sigma_k|=\eta$ ορίζουσα του πίνακα συνδιασποράς των δεδομένων στην κατηγορία C_k

 $\Sigma_{k}{}^{-1} = o$ αντίστροφος του πίνακα συνδιασποράς

 $y_k =$ το διάνυσμα της φασματικής υπογραφής της κατηγορίας k Επομένως:



Σχήμα 3.1 - Παράδειγμα ταξινόμησης με τον αλγόριθμο Μέγιστης πιθανοφάνειας

Και στην περίπτωση αυτή, μπορεί να ορισθεί κατώφλι T_i , με σκοπό την εξαίρεση εικονοστοιχείων κάτω από την τιμή αυτή κατά τη διάρκεια της ταξινόμησης:

$$x \in C_k \leftrightarrow g_k(x) > g_j(x) \forall k \neq j$$
και

 $g_k(x) > T_i$

ο συγκεκριμένος αλγόριθμος είναι από τους πιο συνηθισμένους στην επιβλεπόμενη ταξινόμηση, παρόλο που η διαδικασία ταξινόμησης διαρκεί περισσότερο από τον αλγόριθμο ελάχιστης απόστασης.

3.1.3 Αλγόριθμος καθορισμού φασματικής γωνίας (Spectral Angle Mapping)

Ο αλγόριθμος καθορισμού φασματικής γωνίας υπολογίζει τη φασματική γωνία ανάμεσα στις φασματικές υπογραφές των εικονοστοιχείων της εικόνας και των περιοχών εκπαίδευσης. Η φασματική γωνία θ προσδιορίζεται ως (Kruse et al., 1993):

$$\theta(x,y) = \cos^{-1}\left(\frac{\sum_{i=1}^{n} x_{iy_i}}{\left(\sum_{i=1}^{n} x_i^2\right)^{\frac{1}{2}} * \left(\sum_{i=1}^{n} y_i^2\right)^{\frac{1}{2}}}\right)$$

όπου:

 $\mathbf{x}=$ το διάνυσμα της φασματικής υπογραφής εικονοστοιχείου της εικόνας

y = το διάνυσμα της φασματικής υπογραφής της περιοχής εκπαίδευσης

 $\mathbf{n}=\mathbf{o}$ αριθμός των καναλιών της εικόνας

Επομένως, ένα εικονοστοιχείο ανήκει στην κατηγορία με τη μικρότερη γωνία δηλαδή:

3 Ταξινόμηση Δεδομένων και Αξιολόγηση

$$x \in C_k \leftrightarrow \theta(x, y_k) < \theta(x, y_j) \forall k \neq j$$

όπου:

 $C_k = η$ κάλυψη γης κατηγορίας k

 y_k = η φασματική υπογραφή της κατηγορίας k

 $y_j = η$ φασματική υπογραφή της κατηγορίας j



Σχήμα 3.2 - Παράδειγμα ταξινόμησης με τον αλγόριθμο Spectral Angle Mapping.

για να εξαιρεθούν εικονοστοιχεία κατά τη διάρκεια της ταξινόμησης κάτω από μια συγκεκριμένη τιμή ορίζεται και εδώ, κατώφλι T_i,:

$$x \in C_k \leftrightarrow \theta(x, y_k) < \theta(x, y_j) \forall k \neq j$$

kai

 $\theta(x, y_k) < T_i$

3.1.4 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης προέρχονται από τον κλάδο της Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning) και αποτελούν μοντέλα επιβλεπόμενης μάθησης. Χρησιμοποιούνται ευρέως σε εφαρμογές ανάλυσης δεδομένων, ταξινόμησης κ.α. Αφού δοθούν δεδομένα εκπαίδευσης, οι αλγόριθμοι αυτοί τα διαχωρίζουν σε δυο κλάσεις. Αυτό επιτυγχάνεται υπολογίζοντας και επιλέγοντας το βέλτιστο «όριο απόφασης» (decision boundary) μεταξύ των δεδομένων, το οποίο και καθορίζει σε ποια κλάση ανήκει το επιμέρους δείγμα. Το όριο αυτό, ορίζεται από τη γραμμή που διχοτομεί το μεγαλύτερο πιθανό κενό μεταξύ των δεδομένων των δυο κατηγοριών. Η απόσταση μεταξύ του ορίου απόφασης και του επιπέδου δεδομένων της μιας κατηγορίας ονομάζεται «περιθώριο» (margin) και τα διανύσματα υποστήριξης» (support vectors). Έτσι λοιπόν, προβάλλοντας τα νέα δεδομένα που εισέρχονται σε μια από τις δυο κατηγορίες.



Σχήμα 3.3 - Οι διάφορες πιθανές γραμμές που μπορούν να χωρίσουν τα δεδομένα σε 2 κατηγορίες (Αριστερά). Η υλοποίηση του ορίου απόφασης ως η διχοτόμος του μέγιστου δυνατού κενού μεταξύ των δεδομένων (Πηγή: <u>www.docs.opencv.org</u> Assessed: 10/5/2018)

Συστήματα πολλών κλάσεων

Αρχικά οι Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης αναπτύχθηκαν για την κατηγοριοποίηση δεδομένων σε δυο κλάσεις. Όμως, η πλειονότητα των εφαρμογών ταξινόμησης, απαιτούν διαχωρισμό δειγμάτων σε περισσότερες από δυο κατηγορίες. Για τον λόγο αυτό, δημιουργήθηκαν παραλλαγές και επεκτάσεις της μεθόδου για την επίλυση προβλημάτων κατηγοριοποίησης περισσότερων κλάσεων. Οι πιο γνωστές μέθοδοι είναι οι παρακάτω:

- Μέθοδος «ένας εναντίον όλων» (one-against-all)
- Μέθοδος «ένας εναντίον ενός» (one-against-one)
- Μέθοδος των καθοδηγούμενων μη κυκλικών γραφημάτων (Directed acylic graphs SVM – DAGSVM)
- Οι κώδικες διόρθωσης σφάλματος εξόδου
- Η μέθοδος Crammer and Singer που ανάγει το πρόβλημα σε βελτιστοποίηση

Μη γραμμικοί ταζινομητές

Εκτός από τις περιπτώσεις γραμμικών ταξινομήσεων, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης μπορούν να χρησιμοποιηθούν και σε εφαρμογές με δεδομένα τα οποία δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. Για να γίνει αυτό, έχουν αναπτυχθεί διάφοροι μέθοδοι και συναρτήσεις μερικοί από τους οποίους αναφέρονται παρακάτω:

- Το τέχνασμα του πυρήνα
- Συνθήκες Mercer
- Συναρτήσεις Πυρήνα (Kernel Functions) σε συναρτήσεις Γραμμικού και Πολυωνυμικού πυρήνα
- Σιγμοειδής Πυρήνας (Sigmoid Kernel)

Μείωση διάστασης δεδομένων (Dimensionality Reduction)

Κατά την επεξεργασία τηλεπισκοπικών δεδομένων τόσο υπερφασματικών όσο και πολυφασματικών, είναι αναγκαία η μείωση του καταλαμβανόμενου όγκου τους και παράλληλα του υπολογιστικού φόρτου επεξεργασίας του συστήματος. Για να γίνει αυτό, επιχειρείται η μείωση της τρίτης διάστασης των δεδομένων. Υπάρχουν πολλές τεχνικές που επιλύουν το παραπάνω πρόβλημα, στην παρούσα διπλωματική εργασία χρησιμοποιήθηκε η μεθοδολογία «Ανάλυσης Κυρίων Συνιστωσών» (Principal Component Analysis – PCA). Στη διαδικασία αυτή, χρησιμοποιείται ένας ορθογωνικός μετασχηματισμός όπου μετατρέπει ένα σύνολο συσχετιζόμενων δεδομένων, σε ένα σύνολο ασυσχέτιστων γραμμικών μεταβλητών, οι οποίες ονομάζονται «Κύριες Συνιστώσες» (Principal Components). Στις πολυφασματικές ή υπερφασματικές εικόνες χρησιμοποιείται η ανάλυση PCA στη 3^η διάσταση των δεδομένων, με

3.2 Δεδομένα αναφοράς

Στις επιβλεπόμενες ταξινομήσεις, απαιτείται από το χρήστη δημιουργία δεδομένων αναφοράς τα οποία είναι συνήθως πολύγωνα με διακριτές περιοχές στο έδαφος τα οποία αφορούν μια συγκεκριμένη κατηγορία ταξινόμησης. Μέρος των δεδομένων αυτών αρχικά, χρησιμοποιούνται ως δεδομένα εκπαίδευσης ώστε να «εκπαιδευτεί» ο αλγόριθμος υπολογίζοντας και αναλύοντας τις φασματικές τους υπογραφές. Στη συνέχεια διαφορετικό μέρος τους χρησιμοποιείται ως δεδομένα ελέγχου με τα οποία εκτιμώνται οι ακρίβειες και τα αποτελέσματα της ταξινόμησης.

Αφού εντοπίστηκαν και αναλύθηκαν λεπτομερώς οι κυρίαρχες καλύψεις και τα υλικά της περιοχής μελέτης, δημιουργήθηκαν συνολικά 9 κατηγορίες ταξινόμησης. Οι κατηγορίες αυτές μαζί με τα χρώματα και κάποια ενδεικτικά πολύγωνα της κάθε μίας όπως φαίνονται πάνω στα διαθέσιμα δεδομένα ανά αισθητήρα, παρουσιάζονται στον πίνακα που ακολουθεί (Πίνακας 3.1).

Στη συνέχεια έγινε λεπτομερής δημιουργία πολυγώνων εκπαίδευσης και ελέγχου για κάθε κατηγορία ταξινόμησης σε διανυσματικά αρχεία (Vectors) στο λογισμικό QGIS, ομοιόμορφα κατανεμημένα σε όλη τη διαθέσιμη περιοχή μελέτης. Στη συνέχεια μέσω του ίδιου λογισμικού, υπολογίστηκαν οι φασματικές υπογραφές καθώς και ο αριθμός των συνολικών εικονοστοιχείων (pixels) των πεδίων εκπαίδευσης που προέκυψαν από τα δεδομένα του πολυφασματικού και υπερφασματικού αισθητήρα.

Στο σημείο αυτό, αξίζει να σημειωθεί ότι στη μεθοδολογία ταξινόμησης των υπερφασματικών μωσαϊκών στο λογισμικό QGIS, χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα αναφοράς ένα σημαντικά μειωμένο υποσύνολο του συνολικού αριθμού περιοχών εκπαίδευσης / ελέγχου και όχι το σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στα πολυφασματικά δεδομένα (Σχήμα 3.4).

Αυτό οφείλεται αφενός λόγω της μικρότερης περιοχής κάλυψης στις υπερφασματικές εικόνες σε σχέση με τις πολυφασματικές, αφετέρου στον μεγάλο όγκο των υπερφασματικών δεδομένων και στη χρονοβόρα διαδικασία υπολογισμού φασματικής υπογραφής για κάθε νέο πολύγωνο εκπαίδευσης. Παρόλα αυτά, στις ταξινομήσεις των δεδομένων αυτών, συμμετείχαν όλα τα διαθέσιμα κανάλια του υπερφασματικού αισθητήρα (328).

Εν αντιθέσει, κατά τη διαδικασία ταξινόμησης των Υπερφασματικών μωσαϊκώνμε κώδικα της γλώσσας *Python*, χρησιμοποιήθηκε το σύνολο των δεδομένων αναφοράς που δημιουργήθηκε (Σχήματα 3.5, 3.6, 3.7) και πραγματοποιήθηκαν ταξινομήσεις για διάφορα ποσοστά εκπαίδευσης – ελέγχου (20%-80%, 35%-50%, 65%-35%, 80%-20% αντίστοιχα) και στις δυο μεθόδους (SVM με PCA και SVM με όλα τα κανάλια καταγραφής).

3 Ταζινόμηση Δεδομένων και Αζιολόγηση

	Πολυφασματική (G-R-NIR)	Θερμική	Υπερφασματική (145-75-45)
1. Deep Water			
2. Coastal Water			
3. Port Water	Color Sta	A A A A	COLUMN STATE
4. Low Vegetation			
5. High Vegetation			
6. Soil Dark			
7. Soil Light			
8. Asphalt			
10. Boats	C. C	C.C.C.C.C.C.C.C.C.C.C.C.C.C.C.C.C.C.C.	

Πίνακας 3.1 - Πίνακας ανάλυσης κατηγοριών ταξινόμησης. Στον πίνακα φαίνονται τα ονόματα και χρώματα της κάθε κατηγορίας καθώς και η ανάλυση της κάθε κατηγορίας στα διαθέσιμα φάσματα.



Σχήμα 3.4 - Χάρτης απεικόνισης των Πολυγώνων εκπαίδευσης (Μπλε χρώμα) και ελέγχου (Πράσινο χρώμα) στον RGB ορθοφωτοχάρτη της περιοχής μελέτης.



Σχήμα 3.5 - Χάρτης απεικόνισης των Πολυγώνων εκπαίδευσης και ελέγχου στο RGB Υπερφασματικό μωσαϊκό (1) με όλες τις κατηγορίες ταξινόμησης.



Σχήμα 3.6 - Χάρτης απεικόνισης των Πολυγώνων εκπαίδευσης και ελέγχου στο RGB Υπερφασματικό μωσαϊκό (2) με όλες τις κατηγορίες ταξινόμησης.



Σχήμα 3.7 - Χάρτης απεικόνισης των Πολυγώνων εκπαίδευσης και ελέγχου στο RGB Υπερφασματικό μωσαϊκό (3) με όλες τις κατηγορίες ταξινόμησης.

3.3 Φασματικές υπογραφές

Οι φασματικές υπογραφές που προέκυψαν για κάθε κατηγορία από τον πολυφασματικό αισθητήρα της Sequoia παρουσιάζονται στα επόμενα σχήματα. Ξεκινώντας με τα θαλάσσια ύδατα, όπως είναι λογικό παρατηρούνται υψηλές καταγεγραμμένες τιμές ανακλαστικότητας στο πράσινο κανάλι, θα υπήρχε και εμφανώς υψηλότερη αν υπήρχε το μπλε κανάλι στη συγκεκριμένη πολυφασματική, ενώ οι τιμές μειώνονται οδεύοντας προς το άλλο άκρο του σχήματος δηλαδή στο κοντινό υπέρυθρο λόγω της απορρόφησης από το νερό στα συγκεκριμένη μήκη κύματος. Τα pixels των κατηγοριών deep water, coastal water και port water είναι σε πλήθος 498316, 250630 και 78844 αντίστοιχα.



Σχήμα 3.8 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Deep Water από την Πολυφασματική Sequoia.



Σχήμα 3.9 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Coastal Water από την Πολυφασματική Sequoia.



Σχήμα 3.10 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Port Water από την Πολυφασματική Sequoia.

Όσον αφορά τη βλάστηση, όπως αναμένεται παρατηρούνται χαμηλότερες τιμές ανακλαστικότητας στο κόκκινο κανάλι οι οποίες αυξάνονται προς το *Red Edge* και *NIR*. Παρατηρώντας τα σχήματα (Σχήματα 3.11, 3.12), σε αντίθεση με την κατηγορία *high vegetation* αυτό δεν συμβαίνει στη *low vegetation* λόγω του ότι αποτελεί ξερή βλάστηση και επομένως δεν ανακλάται η υπέρυθρη ακτινοβολία. Τα *pixels* των κατηγοριών *high* και *low vegetation* είναι 20197 και 3458 αντίστοιχα.



Σχήμα 3.11 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Low vegetation από την Πολυφασματική Sequoia.



Σχήμα 3.12 Φασματική υπογραφή κατηγορίας High vegetation από την Πολυφασματική Sequoia.

Τα εδάφη soil dark και soil light εμφανίζουν παρόμοιες φασματικές υπογραφές μεταξύ τους, αυτό πιθανόν εξηγείται λόγω της μικρής διαφοροποίησης της σύστασης του εδάφους στην περιοχή. Παρατηρείται μια ελαφρώς αυξημένη τιμή ανακλαστικότητας στο soil light στα κανάλια Green και Red, το οποίο ενδεχομένως οφείλεται στη μεγαλύτερη ανάκλαση της ακτινοβολίας του «ανοιχτού» εδάφους στο τμήμα φάσματος RGB. Στις κατηγορίες αυτές, τα πεδία εκπαίδευσης αποτελούνται από 14072 pixels στο soil dark και 11181 στο soil light.



Σχήμα 3.13 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Soil Dark από την Πολυφασματική Sequoia.



Σχήμα 3.14 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Soil Light από την Πολυφασματική Sequoia.

Η φασματική υπογραφή της κατηγορίας *asphalt* φαίνεται στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 3.15). Η ανακλαστικότητα της κυμαίνεται από περίπου 0,2 έως 0,1 στα κανάλια *Green* και NIR αντίστοιχα. Αποτελείται από σημαντικό αριθμό *pixel* της τάξης του 209466.



Σχήμα 3.15 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Asphalt από την Πολυφασματική Sequoia.

Τέλος, ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η κατηγορία *Boats*. Συγκριτικά με τις προηγούμενες φασματικές υπογραφές, στην κατηγορία αυτή παρατηρούνται υψηλές τιμές ανακλαστικότητας σε όλα τα μήκη κύματος καταγραφής με μέγιστη τιμή περίπου 0,43 στο *Green* κανάλι. Πιθανόν αυτή η συμπεριφορά οφείλεται στα υλικά επίστρωσης των σύνθετων υλικών που είναι κατασκευασμένα τα σκάφη, με σκοπό να αντανακλούν σημαντικό ποσοστό της ακτινοβολίας του ήλιου για να προστατεύονται από τις φθορές και τον αποπολυμερισμό.



Σχήμα 3.16 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Boats από την Πολυφασματική Sequoia.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι φασματικές υπογραφές των πεδίων εκπαίδευσης από δεδομένα που συλλέχθηκαν από τον υπερφασματικό αισθητήρα *Headwall VNIR*. Λόγω της υπερυψηλής φασματικής ανάλυσης (328 κανάλια από το ορατό έως το κοντινό υπέρυθρο) του συγκεκριμένου αισθητήρα αναμένονται υπογραφές με αξιοσημείωτα περισσότερη πληροφορία. Αξίζει να σημειωθεί ότι υπάρχει και σημαντική διαφορά στην τιμή του μεγέθους *pixel* στο έδαφος ανάμεσα στον πολυφασματικό και υπερφασματικό αισθητήρα δηλαδή 8 *cm* / *pixel* και 13 *cm* / *pixel* αντίστοιχα.

Όσον αφορά τα δυο διαφορετικά είδη θάλασσας που εμφανίζονται στα δεδομένα αυτά coastal water και port water, παρατηρούνται και εδώ με λεπτομερέστερη ανάλυση οι επισημάνσεις που έγιναν παραπάνω. Υπάρχουν υψηλότερες καταγεγραμμένες τιμές ανακλαστικότητας σε Green, Blue κανάλια ενώ μειώνονται προς το Red και NIR. Ο αριθμός των εικονοστοιχείων στις κατηγορίες αυτές είναι 2505 και 4330 αντίστοιχα.



Σχήμα 3.17 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Coastal Water από την Υπερφασματική HeadWall VNIR.



Σχήμα 3.18 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Port Water από την Υπερφασματική HeadWall VNIR.

Στις συγκεκριμένες φασματικές υπογραφές, σε αντίθεση με αντίστοιχες προηγούμενες, οι κατηγορίες της βλάστησης παρουσιάζουν σημαντικές διαφοροποιήσεις όσον αφορά τις υψηλότερες καταγεγραμμένες τιμές. Η *low vegetation* παρουσιάζει υψηλότερες τιμές περίπου στο *Green* κανάλι ενώ οι τιμές μειώνονται προς το *RED* και το *NIR*, ενώ η *high vegetation* εμφανίζει μέγιστη τιμή ανακλαστικότητας στο *NIR* όπως είναι αναμενόμενο για τη βλάστηση. Τα *pixel* των κατηγοριών είναι 6806 για τη *low vegetation* και μόνο 176 για τη *high vegetation* λόγω της μικρότερης περιοχής στην εικόνα.



Σχήμα 3.19 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Low vegetation από την Υπερφασματική HeadWall VNIR.



Σχήμα 3.20 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας High vegetation από την Υπερφασματική HeadWall VNIR.

Τα εδάφη ομοίως με τις προηγούμενες παρατηρήσεις, εμφανίζουν παρόμοια φασματική υπογραφή, με σημαντικά υψηλότερες τιμές στην κατηγορία *soil light* από ότι στη *soil dark* πάνω από 0,5 έναντι 0,4 αντίστοιχα. Παρόλο τη μικρή διαφοροποίηση, η πλούσια φασματική ανάλυση θα παίξει καθοριστικό ρόλο στη διαδικασία της ταξινόμησης.



Σχήμα 3.21 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Soil Dark από την Υπερφασματική HeadWall VNIR.



Σχήμα 3.22 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Soil Light από την Υπερφασματική HeadWall VNIR.

Η κατηγορία της ασφάλτου στο σχήμα (Σχήμα 3.23) εμφανίζει μέγιστη τιμή περίπου στο 0,3 στο όριο του *Green* και *Red* καναλιού ενώ ο αριθμός των *pixel* της είναι 13129.



Σχήμα 3.23 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Asphalt από την Υπερφασματική HeadWall VNIR.

Τέλος, όσον αφορά την κατηγορία *boats* εμφανίζει όμοια συμπεριφορά με αυτήν των πολυφασματικών δεδομένων, φυσικά με αρκετά λεπτομερέστερη υπογραφή, παρατηρείται σημαντική ανάκλαση καθ' όλο το φάσμα του *RGB* της τάξης του περίπου 0,5. Η συγκεκριμένη συμπεριφορά όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενη παράγραφο οφείλεται στις επιστρώσεις των σύνθετων υλικών των σκαφών.



Σχήμα 3.24 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Boats από την Υπερφασματική HeadWall VNIR.

3.4 Πειραματικά Αποτελέσματα και Αξιολόγηση

Αφού δημιουργήθηκαν μωσαϊκά όπως περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, δηλαδή ένα για κάθε αισθητήρα καταγραφής (Πολυφασματικό, Θερμικό και Υπερφασματικό) καθώς και ο συνδυασμός των δύο πρώτων, πραγματοποιήθηκαν ενδεικτικά ορισμένες ταξινομήσεις με σκοπό να μελετηθεί και αξιολογηθεί η αποτελεσματικότητα των δεδομένων σε εφαρμογές χαρτογράφησης. Οι ταξινομήσεις και για τα τρία datasets υλοποιήθηκαν στο ελεύθερο λογισμικό QGIS και το ειδικό plug-in "Semi – Automatic Classification" το οποίο δίνει τη δυνατότητα εφαρμογής των αλγορίθμων: Minimum Distance, Maximum Likelihood και
Spectral Angle Mapping. Στο σημείο αυτό αξίζει να σημειωθεί ότι ταξινομήσεις πραγματοποιήθηκαν με όλους τις παραπάνω μεθόδους και παρουσιάζεται εκείνη με τα βέλτιστα αποτελέσματα μετά από ποιοτικό και ποσοτικό έλεγχο. Όσον αφορά τα Υπερφασματικά δεδομένα, η ταξινόμηση προσεγγίστηκε και μέσω κώδικα της γλώσσας Python, με εφαρμογή ταξινομητή που βασίζεται στις Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVMs) που αναφέρθηκε σε προηγούμενη ενότητα.

3.4.1 Ταξινομήσεις δεδομένων: Semi – Automatic Classification

Στη συγκεκριμένη παράγραφο, παρουσιάζονται οι ταξινομήσεις που προέρχονται από το Semi – Automatic Classification του QGIS. Λόγω του όγκου των υπερφασματικών δεδομένων ήταν αδύνατο να χρησιμοποιηθούν τα ίδια δεδομένα αναφοράς με τα πολυφασματικά. Πιο συγκεκριμένα, για τα πολυφασματικά δεδομένα χρησιμοποιήθηκε το σύνολο των πολυγώνων εκπαίδευσης / ελέγχου που παρουσιάστηκαν στην παράγραφο 3.2, σε αντίθεση με τα υπερφασματικά όπου χρησιμοποιήθηκε ένα μικρό υποσύνολο των πολυγώνων αυτών.

Ταξινόμηση Πολυφασματικού Μωσαϊκού με τη μέθοδο Maximum Likelihood

Στην ταξινόμηση του μωσαϊκού από τον πολυφασματικό αισθητήρα εμφάνισε μεγαλύτερη επιτυχία ο αλγόριθμος Maximum Likelihood. Ακολούθως παρουσιάζονται ο πίνακας με τη συνολική ακρίβεια της ταξινόμησης (Overall Accuracy - OA) αλλά και με τις επιμέρους ανά κατηγορία (Πίνακας 3.2), όπως επίσης και ο χάρτης των αποτελεσμάτων (Σχήματα 3.25, 3.26). Στην ταξινόμηση αυτή, παρατηρείται OA της τάξης του 76%, κάτι το οποίο αποτυπώνεται γενικότερα στη συνολική εικόνα του χάρτη. Αναλυτικότερα εντοπίζονται υψηλά ποσοστά PA, UA στις κατηγορίες deep water, vegetation και asphalt, ενώ χαμηλότερα αντίστοιχα ποσοστά εμφανίζουν οι κατηγορίες costal water, port water και boats. Τα χαμηλά ποσοστά σε coastal water και port water πιθανόν οφείλονται στην απουσία του μπλε καναλιού από τον συγκεκριμένο πολυφασματικό αισθητήρα. Έτσι δεν μπορούν να αποτυπωθούν οι διαφορές στην ανακλαστικότητα ανάμεσα στα είδη των υδάτων από τις ενδεχόμενες ανακλάσεις του πυθμένα που εμφανίζεται τόσο στον πίνακα όσο και στο χάρτη είναι στην κατηγορία boats. Εκεί έχει λανθασμένα ταξινομηθεί μέρος της ακτογραμμής πιθανόν λόγω των ανακλάσεων των υλικών (πέτρες, βράχια) που ομοιάζουν με τις ανακλάσεις των σκαφών.

3 Ταζινόμηση Δεδομένων και Αζιολόγηση

Overall accuracy [%] = 76.72						
	PA (%)	UA (%)				
1 - deep_water	98.35	98.63				
2 - coastal_water	38.11	92.74				
3 - port_water	86.35	25.80				
4 - low_vegetation	99.89	90.57				
5 - high_vegetation	99.93	76.84				
6 - soil_dark	90.91	70.28				
7 - soil_light	61.39	61.47				
8 - asphalt	98.05	92.07				
10- boats	86.35	25.80				
Kappa coefficient [%] = 70						

Πίνακας 3.2 - Αποτελέσματα ταξινομήσεων Πολυφασματικών μωσαϊκών με τη μέθοδο Maximum Likelihood.



Σχήμα 3.25 - Ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης από Πολυφασματικά δεδομένα.



Σχήμα 3.26 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Πολυφασματικού Ορθομωσαϊκού με τη μέθοδο Maximum Likelihood.

Ταξινόμηση Πολυφασματικού – Θερμικού Μωσαϊκού με τη μέθοδο Maximum Likelihood

Στη συγκεκριμένη ταξινόμηση, το μωσαϊκό μελέτης προέκυψε από τη σύνθεση των πολυφασματικών καναλιών με το θερμικό (Band Combination). Η ενέργεια αυτή έγινε με σκοπό να ερευνηθεί και αξιολογηθεί η συμπεριφορά η σύνθεση καναλιών διαφορετικών αισθητήρων στην ταξινόμηση συγκριτικά με την προηγούμενη. Στόχος είναι η ενσωμάτωση της θερμικής πληροφορίας και η διερεύνηση της ενδεχόμενης βελτίωσης των αποτελεσμάτων, λαμβάνοντας την πληροφορία των έντονων διακυμάνσεων των υλικών της περιοχής στο θερμικό φάσμα π.χ. υδάτων (απορρόφηση στο θερμικό φάσμα) και σκαφών (έντονη ανάκλαση στο θερμικό φάσμα). Ομοίως, σε αυτήν την ταξινόμηση τα βέλτιστα αποτελέσματα προέκυψαν κάνοντας χρήση του αλγορίθμου Maximum Likelihood. Από τον πίνακα (Πίνακας 3.3) με τα αποτελέσματα της ταξινόμησης παρατηρείται σημαντική βελτίωση στα ποσοστά της Overall Accuracy (περίπου 88% έναντι 77%) συγκριτικά με την προηγούμενη ταξινόμηση. Εδώ διαπιστώνεται αποτελεσματικότερος διαχωρισμός στα ύδατα, coastal water (PA 70% UA 94% έναντι PA 38% UA 93%), port water (PA 93% UA 69% έναντι PA 86% UA 26%) καθώς και στα boats (PA 87% UA 80% έναντι PA 86% UA 26%). Η ποσοτική απόδοση των κατηγοριών αποτυπώνεται και στο χάρτη που ακολουθεί (Σχήματα 3.27, 3.28) με την οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων της συγκεκριμένης ταξινόμησης. Το πρόβλημα με την εσφαλμένη κατηγοριοποίηση τμήματος της ακτογραμμής στην κλάση boats παραμένει. Αξίζει να αναφερθεί ότι λάθη στο τμήμα της εικόνας (δεξιά), όπου φαίνονται ταξινομημένες υποπεριοχές soil light και boats, πιθανόν οφείλονται στη γεωμετρική παραμόρφωση του θερμικού ορθομωσαϊκού κατά την προεπεξεργασία. Αιτία της παραμόρφωσης αποτελεί η στρέβλωση στα άκρα των εικόνων λόγω ευρυγώνιου φακού στον θερμικό αισθητήρα (Σχήμα 3.27).

Overall accuracy [%] = 87.90					
	PA (%)	UA (%)			
1 - deep_water	98.17	98.49			
2 - coastal_water	69.79	93.96			
3 - port_water	92.91	68.52			
4 - low_vegetation	93.92	86.31			
5 - high_vegetation	98.70	56.29			
6 - soil_dark	96.73	55.27			
7 - soil_light	57.87	61.93			
8 - asphalt	95.10	99.83			
10- boats	86.91	80.13			
Kappa coefficient [%] = 84					

Πίνακας 3.3 - Αποτελέσματα ταξινόμησης της σύνθεσης Πολυφασματικών – Θερμικών μωσαϊκών με τη μέθοδο Maximum Likelihood.



Σχήμα 3.27 - Ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης από Πολυφασματικά – Θερμικά δεδομένα.



Σχήμα 3.28 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας σύνθεσης Πολυφασματικού – Θερμικού Ορθομωσαϊκού με τη μέθοδο Maximum Likelihood.

Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο Maximum Likelihood

Στις ταξινομήσεις των δεδομένων του Υπερφασματικού αισθητήρα, παρουσίασε βέλτιστα αποτελέσματα ο αλγόριθμος *Maximum Likelihood*. Η συνολική αξιολόγηση της ταξινόμησης εκφράζεται από τα αξιοσημείωτα ποσοστά *OA*, τα οποία είναι της τάξης του 99% (Πίνακας 3.4).

Πιο συγκεκριμένα, όλες οι κατηγορίες εμφανίζουν πολύ υψηλά ποσοστά PA, UA, της τάξης >90%. Παρόλα αυτά παρατηρώντας το χάρτη των αποτελεσμάτων διακρίνονται εσφαλμένες υπο-περιοχές ταξινόμησης για την κατηγορία boats, οι οποίες έχουν ταξινομηθεί ως asphalt. Τα σφάλματα αυτά πιθανόν οφείλονται στις σκιές από τον ήλιο που είχαν δημιουργηθεί πάνω σε ορισμένα σκάφη. Τα λάθη αυτά, δεν αποτυπώνονται στα ποσοστά του PA (92%), όπως θα αναμενόταν, καθώς όπως περιγράφηκε στη μεθοδολογία, για τις ταξινομήσεις των υπερφασματικών δεδομένων στο QGIS χρησιμοποιήθηκε μικρό υποσύνολο για τα δεδομένα ελέγχου και εκπαίδευσης.

Πίνακας 3.4 - Πίνακας αποτελεσμάτων ταξινόμησης Υπερφασματικού μωσαϊκού του πρώτου σκέλους πτήσης με τη μέθοδο Maximum Likelihood.

Overall accuracy [%] = 99.20					
	PA (%)	UA (%)			
2 - coastal_water	100	98.94			
3 - port_water	100	99.90			
4 - low_vegetation	98.64	95.18			
5 - high_vegetation	100	100			
6 - soil_dark	100	98.74			
7 - soil_light	96.31	93.55			
8 - asphalt	99.91	99.42			
10- boats	91.87	100			
Kappa coefficient [%] = 98					



Σχήμα 3.29 - Ορθοεικόνα πρώτου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά δεδομένα.



Σχήμα 3.30 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού πρώτου σκέλους πτήσης με τη μέθοδο Maximum Likelihood.

Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο Spectral Angle Mapping

Μετά από ποιοτική και ποσοτική αξιολόγηση των παραγόμενων αποτελεσμάτων για το δεύτερο υπερφασματικό μωσαϊκό, ο αλγόριθμος *Spectral Angle Mapping* κρίθηκε αποτελεσματικότερος. Η συνολική ακρίβεια της ταξινόμησης εκφράζεται από το υψηλό ποσοστό *OA* της τάξης του 97% (Πίνακας 3.5).

Όσον αφορά τις επιμέρους κατηγορίες ταξινόμησης παρατηρούνται ιδιαίτερα υψηλά ποσοστά *PA*, *UA* σε όλες σχεδόν τις κατηγορίες, εκτός των *soil light* (*PA* 86% *UA* 61% και *asphalt PA* 86% και *UA* 94%). Τα ποσοστά αυτά πιθανόν οφείλονται στη μικρή διαθέσιμη περιοχή των κατηγοριών αυτών στην αρχική εικόνα, συνεπώς και στα ελάχιστα δεδομένα αναφοράς. Επιπροσθέτως αξιολογώντας το χάρτη με την ταξινομημένη εικόνα παρατηρείται τμήμα της ακτογραμμής το οποίο έχει λανθασμένα ταξινομηθεί στην κατηγορία *asphalt* καθώς και τμήματος σκιάς υψηλής βλάστησης, το οποίο ομοίως έχει ταξινομηθεί στην ίδια κατηγορία. Ενδεχομένως, σε επόμενη ταξινόμηση θεωρείται σκόπιμη η δημιουργία ανεξάρτητης κατηγορίας σκιών, ανάλογα πάντα με την ώρα καταγραφής / λήψης των δεδομένων, η οποία παίζει καθοριστικό ρόλο.

Overall accuracy [%] = 97,43					
	PA (%)	UA (%)			
2 - coastal_water	99,78	100			
4 - low_vegetation	94,74	100			
5 - high_vegetation	100	100			
6 - soil_dark	99,67	95,67			
7 - soil_light	85,75	60,72			
8 - asphalt	86,29	94,43			
Kappa coefficient [%] = 95					

Πίνακας 3.5 - Πίνακας αποτελεσμάτων ταξινόμησης Υπερφασματικού μωσαϊκού του δεύτερου σκέλους πτήσης με τη μέθοδο Spectral Angle Mapping.



Σχήμα 3.31 - Ορθοεικόνα δεύτερου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά δεδομένα.



Σχήμα 3.32 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού δεύτερου σκέλους πτήσης με τη μέθοδο Spectral Angle Mapping.

Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο Minimum Distance

Στο τρίτο και τελευταίο σκέλος των υπερφασματικών δεδομένων παρατηρήθηκε σχετική μείωση της συνολικής ακρίβειας ταξινόμησης (ΟΑ 90% έναντι 97,43% και 99,20% στα δυο προηγούμενα). Ενδεχομένως ως έναν βαθμό αυτό οφείλεται στη μικρότερη περιοχή που αποδίδεται στο συγκεκριμένο μωσαϊκό. Αναλύοντας τις επιμέρους κατηγορίες (Πίνακας 3.6), παρατηρούνται υψηλά ποσοστά PA, UA στα coastal water και port water με τη χαμηλότερη τιμή (UA 70%) στο πρώτο, το οποίο παρατηρείται και με την ποιοτική αξιολόγηση του χάρτη ταξινόμησης (Σχήμα 3.34). Το ποσοστό αυτό εκφράζεται αξιολογώντας τον χάρτη ταξινόμησης παρατηρώντας υπο-περιοχές της κατηγορίας αυτής εσφαλμένα ταξινομημένες στις κατηγορίες low vegetation και port water. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος πιθανόν δεν κατάφερε να διαχωρίσει αποτελεσματικά τα δύο είδη υδάτων λόγω ομοιοτήτων στις φασματικές υπογραφές. Συνεχίζοντας την αξιολόγηση, οι κατηγορίες του vegetation παρουσιάζουν αρκετά υψηλά ποσοστά PA, UA με τη χαμηλότερη τιμή στο UA του low vegetation, το οποίο οφείλεται στην ενσωμάτωση περιοχών της κατηγορίας αυτής με την κατηγορία asphalt. Στο σύνολο της ταξινομημένης εικόνας υπάρχουν αρκετές περιοχές εσφαλμένα κατηγοριοποιημένες σε asphalt. Τα σφάλματα αυτά, πιθανόν προέρχονται από τις ανακλάσεις του ήλιου στα ανοιχτά χρώματα του soil light με αποτέλεσμα να αλλοιώνεται η φασματική πληροφορία σε συγκεκριμένα τμήματα του φάσματος καταγραφής. Παρόλα αυτά, υπάρχει επιτυχημένος διαχωρισμός ανάμεσα σε soil light και soil dark, το οποίο φαίνεται τόσο στον πίνακα των αποτελεσμάτων (PA 86% UA 98% και PA 89% και UA 96% αντίστοιχα) όσο και από την ποιοτική αξιολόγηση του χάρτη. Τέλος, αναλύοντας την κατηγορία boats παρατηρούνται χαμηλά ποσοστά PA, UA (76% 49%), πιθανόν λόγω της μικρής περιοχής σκαφών στην αρχική εικόνα με αποτέλεσμα ο αλγόριθμος να ταξινομήσει μεν με σχετική επιτυχία την κατηγορία αυτή, όμως να μην εκφράζεται η αξιοπιστία της (Σχήματα 3.33, 3.34).

Overall accuracy [%] = 89.70						
	PA (%)	UA (%)				
2 - coastal_water	90.41	70.42				
3 – port_water	100	85.90				
4 - low_vegetation	94.15	78.16				
5 - high_vegetation	100	100				
6 - soil_dark	88.72	96.12				
7 - soil_light	86.28	98.18				
8 - asphalt	99.81	88.50				
10 - boats	76.21	48.81				
Kappa coefficient [%] = 86						

Πίνακας 3.6 - Πίνακας αποτελεσμάτων ταξινόμησης Υπερφασματικού μωσαϊκού του τρίτου σκέλους πτήσης μ
τη μέθοδο Minimum Distance.



Σχήμα 3.33 - Ορθοεικόνα τρίτου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά δεδομένα.



Σχήμα 3.34 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού τρίτου σκέλους πτήσης με τη μέθοδο Minimum Distance.

3.4.2 Ταξινομήσεις δεδομένων: Python SVM - PCA

Το δεύτερο μέρος ταξινομήσεων υλοποιήθηκε με χρήση κώδικα της γλώσσας Python και εφαρμογή ταξινομητή που βασίζεται σε SVMs. Αρχικά, λόγω του τεράστιου όγκου του υπερφασματικού dataset οι ταξινομήσεις πραγματοποιήθηκαν με μείωση διαστάσεων σε 10 Κύριες Συνιστώσες (μέθοδος PCA), οι οποίες εκφράζουν το 99.8% της μεταβλητότητας των δεδομένων. Αξίζει να αναφερθεί ότι όλες οι ταξινομήσεις που ακολουθούν υλοποιήθηκαν για διάφορα ποσοστά δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου (20%-80%, 35%-65%, 50%-50%, 65%-35%, 80%-20% αντίστοιχα). Στην παρούσα εργασία παρουσιάζονται εκείνες με τα βέλτιστα αποτελέσματα, έπειτα από την ποιοτική και ποσοτική αξιολόγησή τους.

Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (1) με SVM – PCA

Η συνολική απόδοση της ταξινόμησης εκφράζεται από το υψηλό ποσοστό OA της τάξης του 82%. Παρατηρώντας στον confusion matrix (Πίνακας 3.7) τα ποσοστά PA, γίνεται αντιληπτό ότι έχει ταξινομηθεί αποτελεσματικά η πλειονότητα των κατηγοριών, με εξαίρεση την port water και soil dark (1%, 0% αντίστοιχα). Πιθανόν ο αλγόριθμος, λόγω της μείωσης της διάστασης των δεδομένων, δεν κατάφερε να διαχωρίσει τις φασματικές υπογραφές των υλικών αυτών. Έτσι, εσφαλμένα ταξινομήθηκε το port water στην κατηγορία coastal water και το soil dark στην κατηγορία low vegetation και soil white. Οι παραπάνω παρατηρήσεις αποτυπώνονται και στο ποσοστό UA των κατηγοριών. Οι κατηγορίες coastal water, port water και soil dark εμφανίζουν τα μικρότερα ποσοστά αξιοπιστίας (35%, 15% και 47% αντίστοιχα). Όλα τα παραπάνω εκφράζονται στον χάρτη ταξινόμησης που ακολουθεί (Σχήμα 3.36). Η συγκεκριμένη ταξινόμηση παρουσίασε μεγαλύτερη επιτυχία για ποσοστά δεδομένων εκπαίδευσης 65% και ελέγχου 35%.

	Coastal Water	Port Water	Low Vegetation	High Vegetation	Soil Dark	Soil White	Asphalt	Boats	sum	PA (%)
Coastal Water	8497.0	0.0	173.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	8670.0	98
Port Water	15083.0	185.0	1.0	0.0	0.0	0.0	4.0	26.0	15299.0	1
Low Vegetation	1.0	0.0	25864.0	158.0	0.0	39.0	55.0	567.0	26684.0	97
High Vegetation	50.0	0.0	332.0	1542.0	0.0	0.0	3.0	0.0	1927.0	80
Soil Dark	0.0	0.0	9632.0	1.0	18.0	1196.0	458.0	171.0	11476.0	0
Soil Light	0.0	0.0	230.0	77.0	0.0	7154.0	2657.0	6.0	10124.0	71
Asphalt	4.0	26.0	375.0	10.0	0.0	7.0	96539.0	922.0	97883.0	99
Boats	562.0	1012.0	840.0	1321.0	20.0	814.0	2284.0	43259.0	50112.0	86
sum	24197.0	1223.0	37447.0	3109.0	38.0	9210.0	102000.0	44951.0	kappa:	76
UA (%)	35	15	69	5	47	78	95	96	OA:	82

Πίνακας 3.7 - Confusion matrix αποτελεσμάτων ταξινόμησης πρώτου σκέλους Υπερφασματικού μωσαϊκού με SVM – PCA.



Σχήμα 3.35 - Ορθοεικόνα πρώτου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά δεδομένα.



Σχήμα 3.36 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού πρώτου σκέλους πτήσης με τη μέθοδο SVM – PCA.

Όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενη παράγραφο, πραγματοποιήθηκαν ταξινομήσεις για διάφορα ποσοστά δεδομένων εκπαίδευσης σε όλα τα Υπερφασματικά μωσαϊκά. Ακολουθούν πίνακες με τα ποσοστά OA, PA, UA (παρουσιάζονται τα αντίστοιχα διαγράμματα στη σελ. 95 του Παραρτήματος) όλων των ταξινομήσεων που υλοποιήθηκαν με τη μέθοδο SVM μετά από μείωση διαστάσεων δεδομένων (PCA). Αξιολογώντας αρχικά το ποσοστό OA (Πίνακας 3.8), συμπεραίνεται ότι έχει υλοποιηθεί σχετικά αξιόπιστη ταξινόμηση (82% - 91%).

Training (%)	OA (%)
20	88
35	91
50	86
65	82
80	86

Πίνακας 3.8 - Πίνακας ΟΑ συναρτήσει του ποσοστού δεδομένων εκπαίδευσης για όλες τις ταξινομήσεις του Υπερφασματικού μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο SVM – PCA.

Αναλύοντας όμως τις επιμέρους ακρίβειες *PA*, *UA* (Πίνακες 3.9, 3.10) παρατηρείται ότι υπάρχουν εμφανή σφάλματα στις κατηγορίες *high vegetation* για ποσοστό εκπαίδευσης 35%, *soil dark* και *soil light* σχεδόν σε όλα τα ποσοστά εκπαίδευσης. Επίσης, σε συνδυασμό με την ποιοτική αξιολόγηση του σχήματος 3.37 παρατηρείται ότι έχει αποτύχει ο διαχωρισμός της κατηγορίας *port water* για ποσοστό εκπαίδευσης 65% και έχει ταξινομηθεί στο *coastal water*. Πιθανόν τα σφάλματα αυτά οφείλονται στη μείωση διάστασης των δεδομένων, με αποτέλεσμα ο αλγόριθμος να μην μπορεί να διαχωρίσει όμοιες κατηγορίες αφού έχει ελαχιστοποιηθεί η φασματική ανάλυση των εικόνων. Παρόλο που η ταξινόμηση που παρουσιάστηκε εμφανίζει το μικρότερο ποσοστό *OA* της τάξης του 82%, κρίθηκε ως η αποτελεσματικότερη λαμβάνοντας υπόψιν την ποιοτική αξιολόγηση όλων των χαρτών των ταξινομημένων εικόνων για όλα τα ποσοστά εκπαίδευσης.

PRODUCER ACCURACY (%)									
Training (%)	20	35	50	65	80				
Coastal Water	95	97	96	98	97				
Port Water	100	100	100	1	98				
Low Vegetation	98	98	95	97	98				
High Vegetation	72	18	77	80	90				
Soil Dark	5	59	0	0	0				
Soil Light	0	63	15	71	0				
Asphalt	98	94	93	99	99				
Boats	94	93	95	86	87				

Πίνακας 3.9 - Πίνακας ΡΑ όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των ταξινομήσεων τ	του
Υπερφασματικού μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο SVM – PCA.	

	USER ACCURACY (%)								
Training	Coastal	Port	Low	High	Soil	Soil	Acabalt	Boats	
(%)	Water	Water	Vegetation	Vegetation	Dark	White	Aspilat	Duals	
20	62	97	81	93	100	4	88	96	
35	63	96	83	61	99	91	98	88	
50	71	97	83	82	0	87	88	84	
65	35	15	69	50	47	78	95	96	
80	37	91	79	80	0	26	94	97	

Πίνακας 3.10 - Πίνακας UA όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο SVM – PCA.

Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (2) με SVM – PCA

Το δεύτερο σκέλος πτήσης εμφανίζει σημαντικά υψηλότερο ποσοστό ταξινόμησης με συνολική ακρίβεια OA στο 96% (Πίνακας 3.11). Όλες οι κατηγορίες διαχωρίζονται αποτελεσματικά, αποδίδοντας υψηλά ποσοστά PA, με το χαμηλότερο να αποδίδεται στην κατηγορία soil light (80%). Η αξιοπιστία της συγκεκριμένης ταξινόμησης εκφράζεται από τα υψηλά ποσοστά UA σε όλες τις κατηγορίες ταξινόμησης με τη χαμηλότερη να εμφανίζεται στο soil dark (85%). Η συνολική εικόνα του confusion matrix αποτυπώνεται αποτελεσματικά στον χάρτη ταξινομημένης εικόνας του σχήματος 3.38.

Αξιολογώντας ποιοτικά και ποσοτικά τα αποτελέσματα κρίθηκε αποτελεσματικότερη η ταξινόμηση με ποσοστό δεδομένων εκπαίδευσης 65% και ελέγχου 35%.

	Coastal Water	Low Vegetation	High Vegetation	Soil Dark	Soil White	Asphalt	sum	PA (%)
Coastal Water	62472.0	426.0	0.0	0.0	0.0	0.0	62898.0	99
Low Vegetation	7.0	24821.0	21.0	706.0	112.0	57.0	25724.0	96
High Vegetation	3.0	246.0	1145.0	23.0	0.0	0.0	1417.0	81
Soil Dark	0.0	28.0	0.0	13388.0	133.0	0.0	13549.0	99
Soil Light	19.0	5.0	0.0	1482.0	9982.0	1220.0	12708.0	79
Asphalt	15.0	40.0	0.0	104.0	6.0	14851.0	15016.0	99
sum	62516.0	25566.0	1166.0	15703.0	10233.0	16128.0	kappa:	95
UA (%)	100	97	98	85	98	92	OA:	96

Πίνακας 3.11 - Confusion matrix αποτελεσμάτων ταξινόμησης δεύτερου σκέλους Υπερφασματικού μωσαϊκού με SVM – PCA.



Σχήμα 3.37 - Ορθοεικόνα δεύτερου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά δεδομένα.



Σχήμα 3.38 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού δεύτερου σκέλους πτήσης με τη μέθοδο SVM – PCA.

Παρατηρώντας τα ποσοστά των OA (αντίστοιχα διαγράμματα σελ. 96 Παραρτήματος) των ταξινομήσεων στο δεύτερο Υπερφασματικό μωσαϊκό, είναι εμφανές ότι υπάρχει βελτίωση των αποτελεσμάτων συγκριτικά με το προηγούμενο σκέλος (Πίνακας 3.12). Το ποσοστό που επιλέχθηκε να παρουσιαστεί είναι της τάξης του 96%, ενώ σε όλα τα ποσοστά δεδομένων εκπαιδεύσεως παρατηρούνται διαφοροποιήσεις της τάξης του 79% - 96%.

Training (%)	OA (%)
20	92
35	96
50	88
65	96
80	79

Πίνακας 3.12 - Πίνακας ΟΑ συναρτήσει του ποσοστού δεδομένων εκπαίδευσης για όλες τις ταξινομήσει	ς του
Υπερφασματικού μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο SVM – PCA.	

Αναλύοντας εκτενέστερα τα ποσοστά PA, UA (αντίστοιχα διαγράμματα στη σελ. 96 του Παραρτήματος) των ταξινομήσεων, αποδίδονται χαμηλά ποσοστά για δεδομένα εκπαίδευσης 20% και 80%. Πιο συγκεκριμένα η κατηγορία soil dark αποτυγχάνει ολοκληρωτικά στο 80%. Ενώ εμφανίζεται χαμηλό ποσοστό UA (32%) στην κατηγορία Asphalt. Πιθανόν αιτία των παραπάνω είναι αφενός το χαμηλό ποσοστό εκπαίδευσης στο 20%, αφετέρου μεγάλου μεγέθους πληροφορία στο 80% με αποτέλεσμα τη σύγχυση των φασματικών υπογραφών και τον αναποτελεσματικό διαχωρισμό των κατηγοριών.

Στο συγκεκριμένο Υπερφασματικό μωσαϊκό, το υψηλό ποσοστό της OA (για ποσοστό εκπαίδευσης 65%) αποδιδόταν και στην ποιοτική αξιολόγηση του χάρτη της ταξινομημένης εικόνας, για τον λόγο αυτό κρίθηκε η αποτελεσματικότερη.

PRODUCER ACCURACY (%)								
Training (%)	20	35	50	65	80			
Coastal Water	100	100	100	99	100			
Low Vegetation	99	99	99	96	98			
High Vegetation	89	86	89	81	91			
Soil Dark	43	80	12	99	0			
Soil White	81	81	88	79	81			
Asphalt	99	99	92	99	32			
sum	88	94	83	95	71			
UA	92	96	88	96	79			

Πίνακας 3.13 - Πίνακας ΡΑ όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο SVM – PCA.

3 Ταξινόμηση Δεδομένων και Αξιολόγηση

USER ACCURACY (%)									
Training (%)	Coastal Water	Low Vegetation	High Vegetation	Soil Dark	Soil White	Asphalt			
20	100	93	47	100	87	73			
35	100	97	98	99	91	80			
50	100	80	100	98	61	90			
65	100	97	98	85	98	92			
80	100	98	5	0	89	96			

Πίνακας 3.14 - Πίνακας UA όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο SVM – PCA.

Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (3) με SVM – PCA

Το τρίτο Υπερφασματικό μωσαϊκό έχει ταξινομηθεί επιτυχώς με συνολική ακρίβεια OA της τάξης του 87% (Πίνακας 3.15). Οι κατηγορίες που έχουν αποτύχει σε αυτήν την ταξινόμηση είναι οι port water και boats (PA 0%). Εξήγηση για τα μηδενικά ποσοστά, αποτελεί η πολύ μικρή περιοχή των παραπάνω κατηγοριών στην αρχική εικόνα, συνεπώς και λίγα pixel εκπαίδευσης και ελέγχου. Οι κατηγορίες αυτές, όπως αναμένεται εμφανίζουν και ελάχιστη αξιοπιστία (UA: 0% και 0.14%) ως προς την ταξινόμηση. Ακολουθεί ο χάρτης που αποτυπώνει τα παραπάνω αποτελέσματα της συγκεκριμένης ταξινόμησης (Σχήματα 3.39, 3.40).

Στην ταξινόμηση αυτή βέλτιστα αποτελέσματα προέκυψαν για ελάχιστο ποσοστό δεδομένων εκπαίδευσης 35% και ελέγχου 65%.

	Coastal Water	Port Water	Low Vegetation	High Vegetation	Soil Dark	Soil White	Asphalt	Boats	sum	PA (%)
Coastal Water	6060.0	0.0	2.0	0.0	0.0	0.0	14.0	0.0	6076.0	100
Port Water	31.0	0.0	2.0	0.0	0.0	0.0	849.0	0.0	882.0	0
Low Vegetation	0.0	2.0	12166.0	63.0	29.0	135.0	77.0	0.0	12472.0	98
High Vegetation	0.0	0.0	41.0	1591.0	5.0	231.0	4.0	0.0	1872.0	85
Soil Dark	0.0	30.0	16.0	0.0	14926.0	74.0	571.0	0.0	15617.0	96
Soil Light	6.0	246.0	69.0	1.0	5306.0	14003.0	775.0	60.0	20466.0	68
Asphalt	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	25886.0	0.0	25886.0	100
Boats	4.0	1.0	43.0	12.0	0.0	936.0	1099.0	10.0	2105.0	0
sum	6101.0	279.0	12339.0	1667.0	20266.0	15379.0	29275.0	70.0	kappa:	84
UA (%)	99	0	99	95	74	91	88	14	OA:	87

Πίνακας 3.15 - Confusion matrix αποτελεσμάτων ταξινόμησης τρίτου σκέλους Υπερφασματικού μωσαϊκού με SVM -PCA.



Σχήμα 3.39 - Ορθοεικόνα τρίτου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά δεδομένα.



Σχήμα 3.40 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού τρίτου σκέλους πτήσης με τη μέθοδο SVM – PCA.

3 Ταξινόμηση Δεδομένων και Αξιολόγηση

Τα ποσοτικά αποτελέσματα των υπόλοιπων ταξινομήσεων για το συγκεκριμένο μωσαϊκό παρουσιάζονται στους παρακάτω πίνακες OA, PA, UA (αντίστοιχα διαγράμματα βρίσκονται στη σελ. 97 του Παραρτήματος). Η πρώτη κυμαίνεται από 76% - 88% με τη βέλτιστη να προσδιορίζεται στο 87% (Πίνακας 3.16).

Training (%)	OA (%)
20	83
35	87
50	79
65	76
80	88

Πίνακας 3.16 - Πίνακας ΟΑ συναρτήσει του ποσοστού δεδομένων εκπαίδευσης για όλες τις ταξινομήσεις του Υπερφασματικού μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο SVM – PCA.

Αναλύοντας τις επιμέρους ακρίβειες *PA*, *UA* (Πίνακες 3.17, 3.18) ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζουν οι αποτυχίες των κατηγοριών *port water* και *boats* σε όλα τα ποσοστά εκπαίδευσης. Πιθανόν αυτό οφείλεται στην εμφανώς μειωμένες υπο-περιοχές των κατηγοριών αυτών στο συγκεκριμένο μωσαϊκό. Με τον τρόπο αυτό, περιορίζονται σημαντικά και τα *pixel* που λαμβάνονται ως δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου, με συνέπεια τον αναποτελεσματικό διαχωρισμό τους. Σε όλες τις υπόλοιπες κατηγορίες εμφανίζονται υψηλά ποσοστά *PA*, *UA* με εξαίρεση το *high vegetation* (*UA* 44% για ποσοστό 20% και 49% για ποσοστό 80%) και *soil dark* (*UA* 53% για ποσοστό 20%, 39% και 36% για ποσοστά 50% και 65% αντίστοιχα). Πιθανόν τα ποσοστά αυτά, οφείλονται στη μείωση διάστασης των δεδομένων, με αποτέλεσμα τα εναπομείναντα κανάλια να μην παρέχουν την απαιτούμενη φασματική πληροφορία για τον επιτυχή διαχωρισμό τους.

PRODUCER ACCURACY (%)								
Training (%)	20	35	50	65	80			
Coastal Water	100	100	56	28	100			
Port Water	0	0	0	0	0			
Low Vegetation	97	98	90	80	99			
High Vegetation	44	85	92	89	49			
Soil Dark	53	96	39	36	76			
Soil White	87	68	95	97	88			
Asphalt	100	100	100	100	100			
Boats	11	0	1	0	1			
sum	79	84	73	68	85			
UA	83	87	79	76	88			

Πίνακας 3.17 - Πίνακας ΡΑ όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο SVM – PCA.

	USER ACCURACY (%)										
Training	Coastal	Port	Low	High	Soil	Soil	Acabalt	Boats			
(%)	Water	Water	Vegetation	Vegetation	Dark	White	Aspirati	DUALS			
20	90	0	90	29	91	79	88	21			
35	99	0	99	95	74	91	88	14			
50	100	0	93	79	93	65	83	9			
65	100	0	97	96	92	64	75	0			
80	87	0	91	72	92	85	88	41			

Πίνακας 3.18 - Πίνακας UA όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο SVM – PCA.

3.4.3 Ταξινομήσεις δεδομένων: Python SVM

Το τρίτο και τελευταίο μέρος ταξινομήσεων πραγματοποιείται με όμοια μεθοδολογία της παραγράφου 3.4.2, με τη διαφορά ότι οι ταξινομήσεις υλοποιήθηκαν με όλα τα κανάλια των υπερφασματικών δεδομένων και όχι στα εναπομείναντα μετά από μείωση διαστάσεων.

Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (1) με SVM

Κατά τη διαδικασία ταξινόμησης του Υπερφασματικού μωσαϊκού του πρώτου σκέλους πτήσης παρατηρήθηκε αξιοσημείωτο ποσοστό συνολικής ακρίβειας της τάξης του 98%. Όλες οι κατηγορίες διαχωρίζονται με επιτυχία, το οποίο εκφράζεται αξιολογώντας ποσοτικά τον confusion matrix της ταξινόμησης (Πίνακας 3.19), δίνοντας υψηλά ποσοστά PA, UA σε όλες τις κατηγορίες (≥90%). Μετά από ποιοτική και ποσοτική αξιολόγηση όλων των ταξινομήσεων (για διάφορα ποσοστά δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου) που πραγματοποιήθηκαν με τη συγκεκριμένη μέθοδο, κρίθηκε αποτελεσματικότερη εκείνη που δόθηκε ποσοστό δεδομένων εκπαίδευσης 65% και ελέγχου 35% (Σχήμα 3.42).

	Coastal Water	Port Water	Low Vegetation	High Vegetation	Soil Dark	Soil White	Asphalt	Boats	sum	PA (%)
Coastal Water	8652.0	1.0	17.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	8670.0	100
Port Water	5.0	15169.0	1.0	0.0	0.0	0.0	3.0	121.0	15299.0	99
Low Vegetation	0.0	0.0	25152.0	178.0	145.0	174.0	187.0	848.0	26684.0	94
High Vegetation	0.0	0.0	134.0	1787.0	0.0	2.0	4.0	0.0	1927.0	93
Soil Dark	0.0	0.0	20.0	0.0	10837.0	73.0	455.0	91.0	11476.0	94
Soil Light	0.0	0.0	101.0	1.0	196.0	8986.0	838.0	2.0	10124.0	89
Asphalt	0.0	0.0	17.0	0.0	4.0	7.0	97229.0	626.0	97883.0	99
Boats	6.0	168.0	224.0	15.0	80.0	22.0	757.0	48840.0	50112.0	97
sum	8663.0	15338.0	25666.0	1981.0	11262.0	9264.0	99473.0	50528.0	kappa:	97
UA (%)	100	99	98	90	96	97	98	97	OA:	98

Πίνακας 3.19 - Confusion matrix αποτελεσμάτων ταξινόμησης πρώτου σκέλους Υπερφασματικού μωσαϊκού με SVM.



Σχήμα 3.41 - Ορθοεικόνα πρώτου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά δεδομένα.



Σχήμα 3.42 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού πρώτου σκέλους πτήσης με τη μέθοδο SVM.

Όσον αφορά την ποσοτική αξιολόγηση των υπόλοιπων ταξινομήσεων για το συγκεκριμένο Υπερφασματικό μωσαϊκό, εμφανίζονται παρόμοιες υψηλές ακρίβειες *OA* με εύρος 96% - 97% (Πίνακας 3.20, αντίστοιχα διαγράμματα στη σελ. 98 του Παραρτήματος).

Training (%)	OA (%)
20	97
35	96
50	97
65	98
80	97

Πίνακας 3.20 - Πίνακας ΟΑ συναρτήσει του ποσοστού δεδομένων εκπαίδευσης για όλες τις ταξινομήσεις του Υπερφασματικού μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο SVM.

Ακολουθούν πίνακες PA και UA (Πίνακες 3.21, 3.22) για όλα τα ποσοστά εκπαίδευσης των δεδομένων αυτών, με τη μέθοδο SVM με διαθέσιμη όλη τη φασματική πληροφορία στην ταξινόμηση. Όλα τα ποσοστά παρουσιάζουν υψηλές ακρίβειες PA, UA \geq 90%.

Πίνακας 3.21 - Πίνακας ΡΑ όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των ταξινομήσεων του
Υπερφασματικού μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο SVM.

PRODUCER ACCURACY (%)								
Training (%)	20	35	50	65	80			
Coastal Water	99	100	100	100	100			
Port Water	98	99	100	99	100			
Low Vegetation	96	93	95	94	97			
High Vegetation	89	90	89	93	91			
Soil Dark	86	82	96	94	85			
Soil White	95	80	97	89	95			
Asphalt	97	98	98	99	99			
Boats	99	98	97	97	95			

Πίνακας 3.22 - Πίνακας UA όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο SVM.

USER ACCURACY (%)											
Training	Coastal	Port	Low	High	Soil	Soil	Asphalt	Boats			
(%)	water	water	vegetation	vegetation	Dark	white					
20	99	98	94	92	98	98	100	92			
35	100	98	98	93	97	98	97	91			
50	100	98	96	91	96	92	100	95			
65	100	99	98	90	96	97	98	97			
80	100	98	91	90	98	97	98	98			

Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (2) με SVM

Ομοίως, στο δεύτερο σκέλος πτήσης με τον υπερφασματικό αισθητήρα η συνολική αξιολόγηση της ταξινόμησης εκφράζεται από το υψηλό ποσοστό OA το οποίο είναι της τάξης του 98%. Αξιολογώντας τον confusion matrix (Πίνακας 3.23), γίνεται αντιληπτός ο ακριβής διαχωρισμός όλων των κατηγοριών υψηλών με υψηλά ποσοστά PA (\geq 90%) και με ελάχιστο αριθμό pixel ταξινομημένα σε λανθασμένες κατηγορίες, το οποίο παρατηρείται στα υψηλά ποσοστά UA κάθε κατηγορίας (\geq 94%).

Στη συγκεκριμένη ταξινόμηση βέλτιστα αποτελέσματα προέκυψαν για ποσοστό δεδομένων εκπαίδευσης 50% και ελέγχου 50% (Σχήμα 3.44).

	Coastal Water	Low Vegetation	High Vegetation	Soil Dark	Soil White	Asphalt	sum	PA (%)
Coastal Water	62898.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	62898.0	100
Low Vegetation	0.0	25434.0	56.0	139.0	86.0	9.0	25724.0	99
High Vegetation	4.0	88.0	1319.0	5.0	1.0	0.0	1417.0	93
Soil Dark	0.0	47.0	3.0	12989.0	509.0	1.0	13549.0	96
Soil Light	5.0	81.0	2.0	446.0	11255.0	919.0	12708.0	89
Asphalt	0.0	13.0	3.0	47.0	178.0	14775.0	15016.0	98
sum	62907.0	25663.0	1383.0	13626.0	12029.0	15704.0	kappa:	97
UA (%)	100	99	95	95	94	94	OA:	98

Πίνακας 3.23 - Confusion matrix αποτελεσμάτων ταξινόμησης δεύτερου σκέλους Υπερφασματικού μωσαϊκού με SVM.



Σχήμα 3.43 - Ορθοεικόνα δεύτερου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά δεδομένα.



Σχήμα 3.44 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού δεύτερου σκέλους πτήσης με τη μέθοδο SVM.

Αξιολογώντας ποσοτικά το σύνολο των υπόλοιπων ταξινομήσεων για το δεύτερο σκέλος πτήσης, παρατηρούνται εξίσου υψηλές *OA* της τάξης 97% - 98% (Πίνακας 3.24). Στο σημείο αυτό, αξίζει να αναφερθεί ότι υπάρχουν ελάχιστες διαφοροποιήσεις στα ποσοστά των *OA* μεταβάλλοντας το ποσοστό εκπαίδευσης των δεδομένων. Αυτό πιθανώς οφείλεται στην υψηλή φασματική πληροφορία που προσφέρει ο Υπερφασματικός αισθητήρας, όταν χρησιμοποιούνται όλα τα διαθέσιμα φασματικά κανάλια σε διαδικασίες ταξινόμησης.

Πίνακας 3.24 - Πίνακας ΟΑ συναρτήσει του ποσοστού δεδομένων εκπαίδευσης για όλες τις ταξινομήσεις τοι	U
Υπερφασματικού μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο SVM.	

_

Training (%)	OA (%)
20	97
35	97
50	98
65	98
80	97

Αναλύοντας, τις επιμέρους ακρίβειες *PA*, *UA* (διαγράμματα σελ. 99 Παράρτημα) παρατηρούνται υψηλά ποσοστά επιτυχίας σε όλες τις ταξινομήσεις που υλοποιήθηκαν (Πίνακες 3.25, 3.26).

Πίνακας 3.25 - Πίνακας ΡΑ όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο SVM.

PRODUCER ACCURACY (%)									
Training (%)	20	35	50	65	80				
Coastal Water	100	100	100	100	100				
Low Vegetation	99	99	99	99	100				
High Vegetation	92	94	93	94	93				
Soil Dark	92	89	96	94	83				
Soil White	82	86	89	84	86				
Asphalt	100	100	98	100	99				

Πίνακας 3.26 - Πίνακας UA όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο SVM.

USER ACCURACY (%)										
Training (%)	Coastal Water	Low Vegetation	High Vegetation	Soil Dark	Soil White	Asphalt				
20	100	99	98	98	93	85				
35	100	99	88	99	90	89				
50	100	99	95	95	94	94				
65	100	99	93	99	93	88				
80	100	92	98	99	94	91				

Ταξινόμηση Υπερφασματικού Μωσαϊκού (3) με SVM

Τέλος, και στο τρίτο υπερφασματικό μωσαϊκό η μέθοδος SVM παρουσίασε αξιοσημείωτα αποτελέσματα, με συνολική ακρίβεια ταξινόμησης OA στο 93%. Ακολουθεί ο confusion matrix με τα ποσοτικά αποτελέσματα της ταξινόμησης (Πίνακας 3.27). Οι περισσότερες κατηγορίες εμφανίζουν υψηλά ποσοστά PA (\geq 91%), με εξαίρεση τα soil dark, soil light και boats (87%, 86% και 57% αντίστοιχα). Με ποιοτική αξιολόγηση του χάρτη της ταξινομημένης εικόνας (Σχήμα 3.46), συμπεραίνεται ότι υπάρχει επιτυχημένος διαχωρισμος ανάμεσα στα δυο εδάφη (soil dark και soil light). Σφάλματα του αλγορίθμου εμφανίζονται σε μικρές περιοχές soil dark, soil light και boats όπου έχουν ταξινομηθεί στην κατηγορία asphalt. Τα σφάλματα αυτά, πιθανόν οφείλονται σε αδυναμία διαχωρισμού των υλικών soil dark, soil light και asphalt λόγω ομοιοτήτων στην φασματική πληροφορία. Όσον αφορά τα σφάλματα που προέρχονται από την κατηγορία boats ενδεχομένως οφείλονται στη μικρή διαθέσιμη περιοχή τους στην αρχική εικόνα (Σχήμα 3.45). Όλα τα παραπάνω αποτυπώνονται και στα υψηλά ποσοστά UA της κάθε κατηγορίας (\geq 91% με εξαίρεση το soil dark στο 86%).

Στην ταξινόμηση του τρίτου υπερφασματικού μωσαϊκού εμφανίστηκαν βέλτιστα αποτελέσματα για ποσοστό δεδομένων εκπαίδευσης 65% και ελέγχου 35%.

	Coastal Water	Port Water	Low Vegetation	High Vegetation	Soil Dark	Soil White	Asphalt	Boats	sum	PA (%)
Coastal Water	6075.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	6076.0	100
Port Water	3.0	878.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	882.0	100
Low Vegetation	0.0	0.0	12355.0	9.0	27.0	63.0	18.0	0.0	12472.0	99
High Vegetation	0.0	0.0	30.0	1833.0	8.0	1.0	0.0	0.0	1872.0	98
Soil Dark	0.0	0.0	96.0	3.0	13528.0	1522.0	468.0	0.0	15617.0	87
Soil Light	0.0	0.0	56.0	0.0	2231.0	17693.0	470.0	16.0	20466.0	86
Asphalt	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	3.0	25848.0	34.0	25886.0	100
Boats	0.0	5.0	75.0	0.0	10.0	208.0	607.0	1200.0	2105.0	57
sum	6078.0	884.0	12612.0	1845.0	15805.0	19490.0	27411.0	1251.0	kappa:	91
UA (%)	100	99	98	99	86	91	94	96	OA:	93

- Πινακάς 3.27 - COM αδιοπ ΠΙαίπλ αποτελεσματών ταςινομησης τρίτου οκελούς πτερψασματικού μωσαικού με 3 νην



Σχήμα 3.45 - Ορθοεικόνα τρίτου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά δεδομένα.



Σχήμα 3.46 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού τρίτου σκέλους πτήσης με τη μέθοδο SVM.

Τέλος, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των υπόλοιπων ταξινομήσεων του τελευταίου μωσαϊκού. Οι *OA* κυμαίνονται από 87% - 93% (Πίνακας 3.28, σελ. 100 Παράρτημα).

Training (%)	OA (%)
20	93
35	91
50	87
65	93
80	89

Πίνακας 3.28 - Πίνακας ΟΑ συναρτήσει του ποσοστού δεδομένων εκπαίδευσης για όλες τις ταξινομήσεις του Υπερφασματικού μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο SVM.

Αναλύοντας τους πίνακες 3.29 και 3.30 παρατηρούνται εξίσου υψηλά ποσοστά με τα δυο προηγούμενα Υπερφασματικά μωσαϊκά. Οι κατηγορίες με σημαντικές μειώσεις για τη συνολική ακρίβεια είναι το soil dark και boats. Πιθανόν για το soil dark τα pixel που λήφθηκαν για την εκπαίδευση του αλγορίθμου σε ποσοστό 50% δεν επαρκούσαν για τον σαφή διαχωρισμό τους από τις άλλες κατηγορίες με αποτέλεσμα να παρατηρείται χαμηλή ακρίβεια PA (47% για ποσοστό 50%). Όσον αφορά τα boats οι χαμηλές τιμές στα PA έγκεινται στη μικρή περιοχή σκαφών στην αρχική εικόνα, συνεπώς και ελάχιστα pixel δεδομένα αναφοράς.

USER ACCURACY (%)										
Training	Coastal	Port	Low	High	Soil	Soil	Asphalt	Boats		
(%)	Water	Water	Vegetation	Vegetation	Dark	White	•			
20	100	96	96	97	83	92	97	89		
35	100	99	98	99	86	90	97	44		
50	100	99	99	99	92	71	92	96		
65	100	99	98	99	86	91	94	96		
80	100	100	99	99	85	94	88	37		

Πίνακας 3.29 - Πίνακας ΡΑ όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο SVM.

Πίνακας 3.30 - Πίνακας UA όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο SVM.

PRODUCER ACCURACY (%)									
Training (%)	20	35	50	65	80				
Coastal Water	100	100	100	100	100				
Port Water	99	99	99	100	100				
Low Vegetation	99	99	98	99	98				
High Vegetation	97	98	98	98	98				
Soil Dark	90	86	47	87	86				
Soil White	84	81	93	86	70				
Asphalt	99	96	100	100	100				
Boats	63	88	59	57	63				

Δ Συμπεράσματα και Προοπτικές

Στο κεφάλαιο αυτό, παρουσιάζονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την εκπόνηση της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας. Τα συμπεράσματα αυτά, διαχωρίζονται σε γενικά και ειδικά. Τα μεν γενικά αναφέρονται στη γενικότερη μεθοδολογία της εργασίας, της συλλογής χωρικής πληροφορίας μέσω συστημάτων UAS καθώς και επεξεργασίας των δεδομένων. Τα δε ειδικά συμπεράσματα, προκύπτουν από την αξιολόγηση της μεθοδολογίας των ταξινομήσεων που πραγματοποιήθηκαν στα παραπάνω δεδομένα.

4.1 Γενικά Συμπεράσματα

Αξιολογώντας τους στόχους και το αντικείμενο που παρουσιάστηκαν στο πρώτο κεφάλαιο της εργασίας, προκύπτει ότι εκπληρώθηκαν σε σημαντικό βαθμό σε όλα τα επίπεδα. Πιο συγκεκριμένα κρίθηκε αποτελεσματική σε μεγάλο βαθμό η νέα βάση σταθεροποίησης του Υπερφασματικού αισθητήρα που κατασκευάστηκε. Παρείχε υψηλή ακρίβεια διόρθωσης προσανατολισμού τόσο σε στατικές δοκιμές όσο και κατά τη διάρκεια των πτήσεων χαρτογράφησης. Με τη βάση αυτή, επετεύχθη διάρκεια πτήσεως 15 min και αποτύπωσης έκτασης περίπου 100 στρεμμάτων.

Με τον τρόπο αυτό, πραγματοποιήθηκε επιτυχής συλλογή Υπερφασματικών δεδομένων από πλατφόρμα UAS. Οι βέλτιστες προϋποθέσεις για τη λήψη τέτοιων δεδομένων προκύπτουν ως εξής:

- Ταχύτητα πτήσης: 4 m/s
- Υψος πτήσης: 80 100 m
- Μεγάλα σκέλη χαρτογράφησης με τις στροφές της πλατφόρμας έξω από την περιοχή μελέτης

Ολοκληρώνοντας την εργασία αυτή, υλοποιήθηκε περαιτέρω βελτίωση της τεχνικής λήψης Υπερφασματικών δεδομένων, με την επιλογή *GPS Triggering* που δίνει το λογισμικό του Υπερφασματικού αισθητήρα. Η λειτουργία αυτή, επιτρέπει στον χρήστη να εισάγει πολύγωνο περιοχής μελέτης στο λογισμικό και να πραγματοποιείται η λήψη δεδομένων όταν η πλατφόρμα UAS βρίσκεται εντός. Έτσι απορρίπτεται υψηλός όγκος ανεπιθύμητων δεδομένων (διάρκεια από / προσγειώσεων της πλατφόρμας, στροφές κ.α.). Στην ίδια περιοχή μελέτης, πραγματοποιήθηκε επιπρόσθετη πτήση, με ταυτόχρονη συλλογή *RGB*, πολυφασματικών και θερμικών δεδομένων. Με τον τρόπο αυτό, μειώνεται ο χρόνος παραμονής στο πεδίο και λαμβάνεται υψηλός όγκος τηλεπισκοπικών δεδομένων με τον ελάχιστο δυνατό χρόνο παραμονής στο πεδίο. Τα χαρακτηριστικά πτήσης, όπου κρίθηκαν τα βέλτιστα για το συγκεκριμένο σύστημα Πλατφόρμα – Αισθητήρες ήταν τα παρακάτω:

- Ταχύτητα πτήσης: 5 m/s
- Υψος πτήσης: 80 100 m
- Επικάλυψη Overlap: 70% Sidelap: 70%

Με βάση τα παραπάνω χαρακτηριστικά η συγκεκριμένη πλατφόρμα παρουσιάζει εκτιμώμενη διάρκεια πτήσης τα 20 λεπτά με έκταση χαρτογράφησης της τάξης των 150 στρεμμάτων. Από τα υψηλής ανάλυσης δεδομένα του πολυφασματικού αισθητήρα sequoia παράχθηκαν: i) *RGB* ορθομωσαϊκό ανάλυσης 5 *cm / pixel*, ii) πολυφασματικό ορθομωσαϊκό (*G-R-Redge-NIR*) ανάλυσης 8 *cm / pixel* και iii) θερμικό μωσαϊκό ανάλυσης 5 *cm / pixel*. Στο *RGB* ορθομωσαϊκό, παρατηρήθηκαν γεωμετρικά σφάλματα, τα οποία προέρχονται από το *rolling shutter* του αισθητήρα, ενώ αντίστοιχα σφάλματα εντοπίστηκαν και στο θερμικό μωσαϊκό, ενδεχομένως λόγω του ευρυγώνιου φακού του αισθητήρα. Από τα υπερφασματικά δεδομένα εξήχθησαν τρία μωσαϊκά της περιοχής μελέτης, ένα για κάθε σκέλος πτήσης, με υψηλή φασματική πληροφορία 328 καναλιών στο τμήμα φάσματος από ορατό έως *NIR*. Δυσκολίες στον εν λόγω δεδομένα εντοπίστηκαν αφενός στη διαχείριση τους λόγω του τεράστιου όγκου, αφετέρου στην προεπεξεργασία τους από το λογισμικό της εταιρείας.

Κατά τη διαδικασία της αντιστοίχισης των δεδομένων, το *RGB* και τα πολυφασματικά δεδομένα γεωναφέρθηκαν με σφάλματα 3 *cm* και 4 *cm* αντίστοιχα. Το θερμικό μωσαϊκό καθώς και τα υπερφασματικά δεδομένα που αντιστοιχήθηκαν στο *dataset* της πολυφασματικής εικόνας υλοποιήθηκε με σφάλματα: i) 5 *pixel* για το θερμικό μωσαϊκό, ii) 3 *pixel* για το υπερφασματικό σκέλος (1), iii) 6 *pixel* για το υπερφασματικό σκέλος (2), iv) 4 *pixel* για το υπερφασματικό σκέλος (3).

Η υλοποίηση των ενδεικτικών ταξινομήσεων έγινε με δύο τρόπους. Αρχικά στο ελεύθερο λογισμικό QGIS με το plug-in Semi Automatic Classification. Λόγω του υψηλού όγκου των υπερφασματικών δεδομένων προσεγγίστηκε και ταξινόμηση μέσω κώδικα της γλώσσας Python με χρήση των Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης με μείωσης διάστασης δεδομένων (PCA) αλλά και χωρίς, με όλη τη διαθέσιμη φασματική πληροφορία.

Στο QGIS έγιναν ταξινομήσεις στο πολυφασματικό ορθομωσαϊκό, καθώς και σε ένα νέο raster το οποίο αποτελούταν από τη σύνθεση των πολυφασματικών δεδομένων με τη θερμική πληροφορία, όπως επίσης και σε όλα τα υπερφασματικά δεδομένα. Στο σημείο αυτό αξίζει να αναφερθεί ότι στα πολυφασματικά δεδομένα και στο νέο raster χρησιμοποιήθηκε το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης / ελέγχου που δημιουργήθηκε, ενώ στα υπερφασματικά δεδομένα

λόγω όγκου και απαιτούμενης υπολογιστικής ισχύς οι ταξινομήσεις πραγματοποιήθηκαν με ένα μικρό υποσύνολο δεδομένων αναφοράς από αυτό που χρησιμοποιήθηκε στα πολυφασματικά.

Αντίστοιχα μέσω της γλώσσας Python υλοποιήθηκε ταξινόμηση όλων των υπερφασματικών δεδομένων με δυο μεθόδους. Η πρώτη έγινε με SVM μετά από μείωση διαστάσεων με τη μέθοδο κύριων συνιστωσών (10 κύριες συνιστώσες που εκφράζουν το 99.8 της μεταβλητότητας των δεδομένων) και η δεύτερη με τη χρήση SVM χωρίς μείωση διαστάσεων αλλά στο σύνολο της διαθέσιμης φασματικής πληροφορίας.

4.2 Ειδικά Συμπεράσματα

Ως ειδικά συμπεράσματα, θα αναφερθούν εκείνα τα οποία προέκυψαν από τις διαδικασίες ταξινόμησης των δεδομένων που συλλέχθηκαν από UAS. Από τις διαδικασίες αυτές, συμπεραίνεται ότι οι αλγόριθμοι το QGIS λειτούργησαν αποτελεσματικά σε όλα τα δεδομένα. Η συνολική αξιολόγηση των ταξινομήσεων αυτών εκφράζεται από τα υψηλά ποσοστά OA που προέκυψαν. Συγκεκριμένα, το Πολυφασματικό ορθομωσαϊκό ταξινομήθηκε με OA 77%, η σύνθεση Πολυφασματικού με το Θερμικό βελτίωσε το ποσοστό ταξινόμησης σε 88%, που σημαίνει ότι η θερμική πληροφορία εμπλούτισε τις διαφοροποιήσεις ανάμεσα στα υλικά που παρουσιάζουν έντονη διακύμανση στο θερμικό φάσμα. Στα υπερφασματικά δεδομένα οι αλγόριθμοι του QGIS απέδωσαν ποσοστά 99%, 97% και 90% για το πρώτο, δεύτερο και τρίτο σκέλος πτήσης αντίστοιχα, παρόλο το μικρό υποσύνολο του ground truth που χρησιμοποιήθηκε ως δεδομένα αναφοράς.

Όσον αφορά τις ταξινομήσεις με SVM στη γλώσσα Python παρουσίασαν αποτελέσματα ιδιαίτερα υψηλής ακρίβειας. Αρχικά οι ταξινομήσεις που υλοποιήθηκαν έπειτα από μείωση διαστάσεων στις 10 κύριες συνιστώσες έδωσαν ολική ακρίβεια ίση με 82%, 96% και 87% στα αντίστοιχα σκέλη χαρτογράφησης. Παρόλα τα υψηλά ποσοστά συνολικής ακρίβειας, οι ταξινομήσεις αυτές εμφάνισαν σφάλματα με χαμηλά ποσοστά στις επιμέρους ακρίβειες PA, UA σε ορισμένες κατηγορίες. Τα ποσοστά αυτά, παρατηρούνται και κατά την οπτικοποίηση των χαρτών με τις ταξινομημένες εικόνες. Πιθανόν η μέθοδος PCA που χρησιμοποιήθηκε δεν κρίθηκε αποτελεσματική στον ακριβή διαχωρισμό των κατηγοριών που ορίσθηκαν στη συγκεκριμένη περιοχή μελέτης και τα συγκεκριμένα δεδομένα.

Οι ταξινομήσεις των δεδομένων με τη μέθοδο SVM χωρίς τη μείωση διάστασης των δεδομένων παρουσίασαν σημαντικά βελτιωμένα αποτελέσματα σε όλες τις επιμέρους ταξινομήσεις. Πιο συγκεκριμένα οι ταξινομήσεις αυτές, διακρίνονται από τα υψηλά ποσοστά OA, 98%, 98% και 93% για τα τρία υπερφασματικά μωσαϊκά. Ελάχιστα σφάλματα παρατηρούνται έπειτα από ποσοτική αξιολόγηση του confusion matrix των ταξινομήσεων αλλά και ποιοτική αξιολόγηση

των χαρτών με τα αποτελέσματα της ταξινόμησης. Όλες σχεδόν οι κατηγορίες ταξινομούνται με ακρίβεια, το οποίο εκφράζεται και από τα υψηλά ποσοστά *PA*, *UA* των ταξινομήσεων.

Κλείνοντας, αξίζει να αναφερθεί ότι όλα τα τηλεπισκοπικά δεδομένα που λήφθηκαν παρουσιάζουν υψηλή χωρική διακριτικότητα στο *pixel* και οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία βασίστηκαν κυρίως σε *pixel* – *based* τεχνικές ταξινομήσεων. Ενδεχομένως μια *object* – *based* τεχνική στα δεδομένα αυτά να απέδιδε αποτελεσματικότερα, τόσο σε επίπεδο ακρίβειας αποτελεσμάτων όσο και σε επίπεδο χρονικής επεξεργασίας. Παρόλα αυτά, η εργασία αυτή είχε ως στόχο την ενδεικτική ταξινόμηση των δεδομένων αυτών, με βασικές μεθόδους ταξινόμησης για να μελετηθεί και αξιολογηθεί η μεθοδολογία της απόκτησης τηλεπισκοπικών δεδομένων από πλατφόρμα UAS.

4.3 Προτάσεις για μελλοντική εργασία

Στο σημείο αυτό, θα αναφερθούν προτάσεις για μελλοντική εργασία, ως συνέχεια της συγκεκριμένης μελέτης. Το αντικείμενο που ερευνήθηκε αποτελεί ενδιαφέρον τομέα της Μηχανικής και των μεθόδων χαρτογραφήσεων με πλούσιο έδαφος για ανάπτυξη νέων συστημάτων και εφαρμογών που θα προσφέρουν σημαντικά εργαλεία για την ανάπτυξη νέων μεθοδολογιών σε εφαρμογές Τηλεπισκόπησης.

Αρχικά κρίνεται απαραίτητο να συνεχιστούν οι πτήσεις χαρτογράφησης με πλατφόρμες UAS, με σκοπό τη συλλογή νέων τηλεπισκοπικών δεδομένων από την πλειονότητα των διαθέσιμων αισθητήρων. Έπειτα, θεωρείται σκόπιμη η ανάπτυξη Μη Επανδρωμένου Εναέριου Αεροσκάφους και προσαρμογή όλων των αισθητήρων σε αυτό, με σκοπό τη μεγαλύτερη διάρκεια πτήσεων και την πολλαπλάσια έκταση χαρτογραφούμενης περιοχής. Χρήζουν επιπρόσθετης ανάπτυξης αλγόριθμοι και μεθοδολογία βελτιστοποίησης και αυτοματοποίησης παραγωγής ορθομωσαϊκών για dateset πολυφασματικών – υπερφασματικών δεδομένων.

Τέλος, προτείνεται η ανάπτυξη μεθόδων πρόσθετων ταξινομήσεων, τόσο σε επίπεδο λογισμικών GIS (QGIS, ArcGis) όσο και κώδικα μέσω της γλώσσας Python αλλά και της γλώσσας R. Πιο συγκεκριμένα η R είναι μια ραγδαία εξελισσόμενη γλώσσα, η οποία έχει αναπτυχθεί με σκοπό τη στατιστική ανάλυση, διαχείριση Big Data αλλά και τη διαχείριση και επεξεργασία χωρικών δεδομένων. Υπάρχουν πολυάριθμες βιβλιοθήκες υποστήριξης για την επεξεργασία διανυσματικών και raster δεδομένων. Έχουν αναπτυχθεί επίσης βιβλιοθήκες για διάφορες μεθόδους ταξινόμησης εικόνων, βασισμένες τόσο σε επίπεδο εικονοστοιχείων όσο και σε επίπεδο αντικειμενοστραφών τεχνικών. Λόγω των πολυάριθμων μεθοδολογιών και αποτελεσμάτων που προέκυψαν από την παρούσα διπλωματική εργασία, θα ήταν ενδιαφέρουσα η σύγκριση όλων των παραπάνω δεδομένων με αποτελέσματα ταξινομήσεων από τη γλώσσα R.

Βιβλιογραφία

Ελληνική βιβλιογραφία

- Αγιουτάντης, Ζ. Γ. και Μερτίκας, Σ. Π. (2003). Ένας πρακτικός οδηγός για τη Συγγραφή Τεχνικών Κειμένων, Εκδόσεις ΙΩΝ, Αθήνα.
- Αργιαλάς, Δ. (1998). Ψηφιακή Τηλεπισκόπηση, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα.
- Ζερβός, Π. (2014). Θερμική καταγραφή εισροής υδάτων στο τεχνητό φράγμα Ποταμών, Ρεθύμνου με πρότυπο μη επανδρωμένο εναέριο όχημα, Διπλωματική Εργασία στη σχολή Μηχανικών Ορυκτών Πόρων, Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά.
- Καρακίζη, Χ. (2015). Εντοπισμός αμπελοτεμαχίων, εξαγωγή γραμμών φύτευσης, και διαχωρισμός ποικιλιών αμπέλου σε δορυφορικά δεδομένα πολύ υψηλής ανάλυσης, Διπλωματική Εργασία στον τομέα Τοπογραφίας της Σ.Α.Τ.Μ., Ε.Μ.Π.
- Καρτάλης, Κ. και Φείδας, Χ. (2006). Αρχές και εφαρμογές Δορυφορικής Τηλεπισκόπησης, Εκδόσεις Β. Γκιούρδας, Αθήνα.
- 6. Κοντόπουλος, Χ. (2015). Τεχνικές βαθιάς μηχανικής μάθησης και Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα για την ταξινόμηση υπερφασματικών δεδομένων, Διπλωματική Εργασία στον τομέα Τοπογραφίας της Σ.Α.Τ.Μ., Ε.Μ.Π.
- 7. Λασπιάς, Ε. (2012). Επιβλεπόμενη & Μη Επιβλεπόμενη Ταξινόμηση Πολυφασματικών Εικόνων Τηλεπισκόπησης και Θεματικές Εφαρμογές τους στον Ελλαδικό Χώρο: ανάπτυξη σε περιβάλλον Wiki, Διπλωματική Εργασία στον τομέα Τοπογραφίας της Σ.Α.Τ.Μ., Ε.Μ.Π.
- Μερτίκας, Σ.Π. (2009). Τηλεπισκόπηση και Ψηφιακή Ανάλυση Εικόνας, Εκδόσεις ΙΩΝ, Αθήνα.
- 9. Οικονόμου, Μ. (2014). Ανάλυση, συσχέτιση και αξιολόγηση τηλεπισκοπικών δεδομένων, από δορυφόρους, μη επανδρωμένα εναέρια οχήματα και φασματοραδιόμετρα πεδίου, με εφαρμογές στην γεωργία ακριβείας, Διπλωματική Εργασία στον τομέα Τοπογραφίας της Σ.Α.Τ.Μ., Ε.Μ.Π.

Διεθνής βιβλιογραφία

 Bareth, G., Aasen, H., Bendig, J., Gnyp, M., Bolten, A., Jung, A., Michels, R., Soukkamaki, J. (2015). Low-weight and UAV-based hyperspectral full-frame cameras for monitoring Crops: Spectral Comparison with Portable Spectroradiometer Measurements Easy and UAV-borne hyperspectral, imaging cameras for monitoring of agricultural plant canopies: spectral comparison with a portable field spectrometer, Vol 2015, No 1, pp. 69-79.

- Ben-Dor, E., Chabrillat, S., Dematte, J.A.M., Taylor, G.R., Hill, J., Whiting, M.L., Sommer, S. (2009). Using Imaging Spectroscopy to study soil properties. Remote Sensing Environment 113, S38-S55.
- Castaldi, F., Palombo, A., Santini, F., Pascucci, S., Pignatti, S., Casa, R. (2016). Evaluation of the potential of the current and forthcoming multispectral and hyperspectral imagers to estimate soil texture and organic carbon. Remote Sensing of Environment 179, 54-65.
- 4. Duan, S., Li, Z., Wu, H., Tang, B., Ma, L., Zhao, E., Li, C. (2014). Inversion of the PROSAIL model to estimate leaf area index of maize, potato, and sunflower fields from unmanned aerial vehicle hyperspectral data, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation Vol 26, 12-20.
- Eisele, A., Chabrillat, S., Hecker, C., Hewson, R., Lau, I., Rogass, C., Segl, K., Cudahy, T., Udelhoven, T., Hostert, P., Kaufmann, H. (2015). Advantages using the thermal infrared (TIR) to detect and quantify semi-arid soil properties. Remote Sensing of Environment 163, 296-311.
- Gomez, C., Viscarra Rossel, R., McBratney, A. (2008). Soil organic carbon prediction by hyperspectral remote sensing and field vis-NIR spectroscopy: An Australian case study. Geoderma 146, 403-411.
- Guimaraes, R., Lamande, M., Munkholm, L., Ball, B., Keller, T. (2017). Opportunities and future directions for visual soil evaluation methods in soil structure research. Soil & Tillage Research 173, 104-113.
- Kalisperakis, I., Stentoumis, Ch., Grammatikopoulos, L., Karantzalos, K. (2015). Leaf Area Index estimation in vineyards from UAV Hyperspectral data, 2D image Mosaics and 3D canopy surface models, International Conference on Unmanned Aerial Vehicles in Geomatics, Vol. XL, Iss. 1, : 299-303, Toronto, Canada.
- Kandylakis, Z., Karantzalos, K. (2016). Precision viticulture from multitemporal, multispectral very high resolution satellite data, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XLI-B8, XXIII ISPRS Congress, Prague, Czech.
- Karakizi C., Karantzalos K., Kandylakis Z., Makris G., Georgopoulos A., 2013. Vineyard Detection and Vine Variety Discrimination from high resolution Satellite Data, 9th European Conference on Precision Agriculture, Lleida, Spain.
- Karakizi, C. & Karantzalos, K., 2015. Detecting and classifying vine varieties from very high resolution multispectral data, IEEE Geoscience and Remote Sensing Society, the International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2015 (IGARSS 2015), Milan, Italy.

- Karantzalos, 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, American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 75, No. 6, pp. 667–677.
- Karantzalos, K., Paragios, N., 2010. Large-Scale Building Reconstruction Through Information Fusion and 3-D Priors, IEEE Transactions on Geoscience and Remote, vol. 48, No. 5, pp. 2283–2296.
- Masahiko, N., Chen, T., Ahmed, A., Shibasaki, R. (2008). UAV borne mapping by multi sensor integration, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XXXVII. Part B1., ISPRS Congress, Beijing, China.
- Mitchell, J., Glenn, N., Anderson, M., Hruska, R., Halford, A., Baun, C., Nydegger, N. (2012). Unmanned aerial vehicle (UAV) hyperspectral remote sensing for dryland vegetation monitoring, 2 4th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 6874315, Shanghai, China.
- 16. Mulder, V.L., Bruin, S., Schaepman, M.E., Mayr, T.R. (2011). The use of remote sensing in soil and terrain mapping A review. Geoderma 162, 1-19.
- Paz-Kagan, T., Shachak, M., Zaady, E., Karnieli, A. (2014). A spectral soil quality index (SSQI) for characterizing soil function in areas of changed land use. Geoderma 230-231, 171-184.
- Sorenson, P.T., Quideau, S.A., Rivard, B. (2018). High resolution measurement of soil organic carbon and total nitrogen with laboratory imaging spectroscopy. Geoderma 315, 170-177.
- Stefanakis, D., Hatzopoulos, J. N., Margaris, N. and Danalatos, N. (2013). Creation of a Remote Sensing Unmanned Aerial System (UAS) for Precision Agriculture and Related Mapping Applications, Proc. ASPRS Annual Conference, Baltimore, Maryland.
- Vagen, T., Winowiecki, L., Abegaz, A., Hadgu, K. (2013). Landsat-based approaches for mapping of land degradation prevalence and soil functional properties in Ethiopia. Remote Sensing of Environment 134, 266-275.
- Zientara, P., Choi, J., Sampson, J., Narayanan, V. (2018). Drones as collaborative sensors for image recognition, IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), Las Vegas, NV, USA.
> Από παράγραφο 3.4.2

Hyper (1) – SVM με PCA

























Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 1.1 - Εικόνα Αεροσκάφους UAS της εταιρείας UCANDRONE IKE6
Σχήμα 1.2 - Εικόνα Πολυκοπτέρου UAS της εταιρείας DJI
Σχήμα 1.3 - Εικόνα Ελικοπτέρου UAS της εταιρείας Velos Rotors LLC
Σχήμα 2.1 - Εικόνα που απεικονίζει τον αυτόματο πιλότο του πολυκόπτερου καταγραφής10
Σχήμα 2.2 - Εικόνα του Υπερφασματικού αισθητήρα HEADWALL VNIR
Σχήμα 2.3 - Εικόνα του Πολυφασματικού αισθητήρα Parrot Sequoia NIR. (Πηγή:
www.parrot.com Drones SAS. Assessed: 10/5/2018)
Σχήμα 2.4 - Εικόνα του Θερμικού αισθητήρα Flir Vue Pro. (Πηγή: www.flir.com Flir
Systems Inc. Assessed: 10/5/2018)
Σχήμα 2.5 - Οι τρείς βαθμοί ελευθερίας ενός Εναέριου Συστήματος
Σχήμα 2.6 - Διαδικασία σάρωσης Υπερφασματικού αισθητήρα. (Πηγή: Headwall photonics,
Inc USA. Assessed: 15/5/2018)15
Σχήμα 2.7 - Σκελετός αναθρακονήματος της νέας βάσης σταθεροποίησης του
Υπερφασματικού αισθητήρα16
Σχήμα 2.8 - Ηλεκτρικός τριφασικός κινητήρας βάσης σταθεροποίησης Υπερφασματικού
αισθητήρα17
Σχήμα 2.9 - Μονάδα ελέγχου βάσης σταθεροποίησης Υπερφασματικού αισθητήρα17
Σχήμα 2.10 - Τελική εικόνα πλατφόρμας UAS με τοποθετημένο τον Υπερφμασματικό
αισθητήρα πάνω στη βάση σταθεροποίησης
Σχήμα 2.11 - Πολύγωνο οριοθέτησης της περιοχής μελέτης
Σχήμα 2.12 - Εισαγωγή δεδομένων για την Πολυφασματική καταγραφή20
Σχήμα 2.13 - Σχέδιο πτήσης για τη συλλογή Πολυφασματικών δεδομένων21
Σχήμα 2.14 - Λίστα προκαθορισμένων σημείων για την πτήση Πολυφασματικών δεδομένων.
Σχήμα 2.15 - Εισαγωγή δεδομένων για τη Θερμική καταγραφή22
Σχήμα 2.16 - Σχέδιο πτήσης για τη συλλογή Θερμικών δεδομένων23
Σχήμα 2.17 - Λίστα προκαθορισμένων σημείων για την πτήση Θερμικών δεδομένων23
Σχήμα 2.18 - Σχέδιο πτήσης για τη συλλογή Υπερφασματικών δεδομένων24
Σχήμα 2.19 - Λίστα προκαθορισμένων σημείων για την πτήση Υπερφασματικών δεδομένων.
Σχήμα 2.20 - Πυκνό νέφος σημείων περιοχής μελέτης (δεδομένα RGB). Παρατηρείται
υψηλός θόρυβος στο μοντέλο λόγω κυρίως του Rolling Shutter του RGB αισθητήρα26

Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 2.21 - Πυκνό νέφος σημείων περιοχής μελέτης (πολυφασματικά δεδομένα).
Παρατηρείται αισθητά βελτιωμένο μοντέλο λόγω των τεσσάρων ανεξάρτητων
πολυφασματικών καναλιών τεχνολογίας Global Shutter
Σχήμα 2.22 - 3D επιφάνεια (mesh) της περιοχής μελέτης (δεδομένα RGB). Παρατηρείται
αντίστοιχα θόρυβος και artifacts λόγω κυρίως του Rolling Shutter
Σχήμα 2.23 – 3D επιφάνεια (mesh) της περιοχής μελέτης (πολυφασματικά δεδομένα).
Παρατηρείται αισθητή βελτίωση του μοντέλου και της επιφάνειας
Σχήμα 2.24 - Ορθοεικόνα (δεδομένα RGB) της περιοχής μελέτης
Σχήμα 2.25 - Ορθοεικόνα (δεδομένα πολυφασματικά) της περιοχής μελέτης29
Σχήμα 2.26 - Οπτικοποίηση υπερφσματικών δεδομένων στο λογισμικό της κατασκευάστριας
εταιρείας
Σχήμα 2.27 - Διαδικασία δημιουργίας ορθομωσαϊκού και επιλογή βασικών παραμέτρων31
Σχήμα 2.28 - Επιλογή των επιθυμητών φασματικών καναλιών για την εξαγωγή του
ορθομωσαϊκού
Σχήμα 2.29 - Reflectance, Irradiance και Radiance
Σχήμα 2.30 - Διαδικασία αντιστοίχισης πρώτου Υπερφασματικού μωσαϊκού. Αριστερά οι
θέσεις των GCPs. Δεξιά το μωσαϊκό μετά την αντιστοίχιση
Σχήμα 2.31 - Πίνακας σφαλμάτων γεωαναφοράς για το πρώτο Υπερφασματικό μωσαϊκό34
Σχήμα 2.32 - Διαδικασία αντιστοίχισης Υπερφασματικού δεύτερου μωσαϊκού. Αριστερά οι
θέσεις των GCPs. Δεξιά το μωσαϊκό μετά την αντιστοίχιση
Σχήμα 2.33 - Πίνακας σφαλμάτων γεωαναφοράς για το δεύτερο Υπερφασματικό μωσαϊκό. 34
Σχήμα 2.34 - Διαδικασία αντιστοίχισης Υπερφασματικού τρίτου μωσαϊκού. Αριστερά οι
θέσεις των GCPs. Δεξιά το μωσαϊκό μετά την αντιστοίχιση35
Σχήμα 2.35 - Πίνακας σφαλμάτων γεωαναφοράς για το τρίτο Υπερφασματικό μωσαϊκό35
Σχήμα 2.36 - Διαδικασία αντιστοίχισης του Θερμικού μωσαϊκού. Αριστερά οι θέσεις των
GCPs. Δεξιά το μωσαϊκό μετά την αντιστοίχιση35
Σχήμα 2.37 - Πίνακας σφαλμάτων γεωαναφοράς για το Θερμικό μωσαϊκό36
Σχήμα 2.38 - Ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης, προερχόμενη από τις 126 RGB εικόνες, με
χωρική ανάλυση τα 5cm
Σχήμα 2.39 - Ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης, προερχόμενη από τις 126 πολυφασματικές
εικόνες της Sequoia, με γωρική ανάλυση τα 8 cm. Ο γάρτης αποτελεί ένγρωμο σύνθετο των
and so the section of
καναλιών G-R-NIR

Σχήμα 2.42 - Έγχρωμο σύνθετο των καναλιών RGB:145-75-45 της Υπερφασματικής εικόνας
του πρώτου σκέλους πτήσης
Σχήμα 2.43 - Έγχρωμο σύνθετο των καναλιών RGB:145-75-45 της Υπερφασματικής εικόνας
του δεύτερου σκέλους πτήσης
Σχήμα 2.44 - Έγχρωμο σύνθετο των καναλιών RGB:145-75-45 της Υπερφασματικής εικόνας
του τρίτου σκέλους πτήσης40
Σχήμα 3.1 - Παράδειγμα ταξινόμησης με τον αλγόριθμο Μέγιστης πιθανοφάνειας43
Σχήμα 3.2 - Παράδειγμα ταξινόμησης με τον αλγόριθμο Spectral Angle Mapping44
Σχήμα 3.3 - Οι διάφορες πιθανές γραμμές που μπορούν να χωρίσουν τα δεδομένα σε 2
κατηγορίες (Αριστερά). Η υλοποίηση του ορίου απόφασης ως η διχοτόμος του μέγιστου
δυνατού κενού μεταξύ των δεδομένων (Πηγή: www.docs.opencv.org Assessed: 10/5/2018) 45
Σχήμα 3.4 – Χάρτης απεικόνισης των Πολυγώνων εκπαίδευσης (Μπλε χρώμα) και ελέγχου
(Πράσινο χρώμα) στον RGB ορθοφωτοχάρτη της περιοχής μελέτης
Σχήμα 3.5 – Χάρτης απεικόνισης των Πολυγώνων εκπαίδευσης και ελέγχου στο RGB
Υπερφασματικό μωσαϊκό (1) με όλες τις κατηγορίες ταξινόμησης
Σχήμα 3.6 - Χάρτης απεικόνισης των Πολυγώνων εκπαίδευσης και ελέγχου στο RGB
Υπερφασματικό μωσαϊκό (2) με όλες τις κατηγορίες ταξινόμησης50
Σχήμα 3.7 - Χάρτης απεικόνισης των Πολυγώνων εκπαίδευσης και ελέγχου στο RGB
Υπερφασματικό μωσαϊκό (3) με όλες τις κατηγορίες ταξινόμησης50
Σχήμα 3.8 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Deep Water από την Πολυφασματική Sequoia.
Σχήμα 3.9 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Coastal Water από την Πολυφασματική
Sequoia
Σχήμα 3.10 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Port Water από την Πολυφασματική Sequoia.
52
Σχήμα 3.11 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Low vegetation από την Πολυφασματική
Sequoia
Σγήμα 3.12 Φασματική υπογραφή κατηγορίας High vegetation από την Πολυφασματική
Sequoia
Σχήμα 3.13 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Soil Dark από την Πολυφασματική Sequoia.
53 Σχήμα 3.14 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Soil Light από την Πολυφασματική Sequoia. 54
Σχήμα 3.15 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Asphalt από την Πολυφασματική Sequoia. 54
Σχήμα 3.16 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Boats από την Πολυφασματική Sequoia55
Σχήμα 3.17 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Coastal Water από την Υπερφασματική
HeadWall VNIR

Σχήμα 3.18 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Port Water από την Υπερφασματική
HeadWall VNIR
Σχήμα 3.19 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Low vegetation από την Υπερφασματική
HeadWall VNIR
Σχήμα 3.20 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας High vegetation από την Υπερφασματική
HeadWall VNIR
Σχήμα 3.21 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Soil Dark από την Υπερφασματική
HeadWall VNIR
Σχήμα 3.22 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Soil Light από την Υπερφασματική
HeadWall VNIR
Σχήμα 3.23 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Asphalt από την Υπερφασματική HeadWall
VNIR
Σχήμα 3.24 - Φασματική υπογραφή κατηγορίας Boats από την Υπερφασματική HeadWall
VNIR
Σχήμα 3.25 - Ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης από Πολυφασματικά δεδομένα61
Σχήμα 3.26 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Πολυφασματικού Ορθομωσαϊκού με τη μέθοδο
Maximum Likelihood61
Σχήμα 3.27 - Ορθοεικόνα της περιοχής μελέτης από Πολυφασματικά – Θερμικά δεδομένα. 63
Σχήμα 3.28 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας σύνθεσης Πολυφασματικού – Θερμικού
Ορθομωσαϊκού με τη μέθοδο Maximum Likelihood
Σχήμα 3.29 – Ορθοεικόνα πρώτου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά
δεδομένα65
Σχήμα 3.30 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού πρώτου σκέλους
πτήσης με τη μέθοδο Maximum Likelihood65
Σχήμα 3.31 - Ορθοεικόνα δεύτερου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά
δεδομένα67
Σχήμα 3.32 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού δεύτερου σκέλους
πτήσης με τη μέθοδο Spectral Angle Mapping67
Σχήμα 3.33 - Ορθοεικόνα τρίτου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά
δεδομένα69
Σχήμα 3.34 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού τρίτου σκέλους
πτήσης με τη μέθοδο Minimum Distance69
Σχήμα 3.35 - Ορθοεικόνα πρώτου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά
δεδομένα
Σχήμα 3.36 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού πρώτου σκέλους
πτήσης με τη μέθοδο SVM – PCA

Σχήμα 3.37 - Ορθοεικόνα δεύτερου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά
δεδομένα
Σχήμα 3.38 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού δεύτερου σκέλους
πτήσης με τη μέθοδο SVM – PCA
Σχήμα 3.39 - Ορθοεικόνα τρίτου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά
δεδομένα
Σχήμα 3.40 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού τρίτου σκέλους
πτήσης με τη μέθοδο SVM – PCA
Σχήμα 3.41 - Ορθοεικόνα πρώτου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά
δεδομένα
Σχήμα 3.42 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού πρώτου σκέλους
πτήσης με τη μέθοδο SVM80
Σχήμα 3.43 - Ορθοεικόνα δεύτερου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά
δεδομένα
Σχήμα 3.44 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού δεύτερου σκέλους
πτήσης με τη μέθοδο SVM
Σχήμα 3.45 - Ορθοεικόνα τρίτου σκέλους της περιοχής μελέτης από Υπερφασματικά
δεδομένα
Σχήμα 3.46 - Χάρτης ταξινομημένης εικόνας Υπερφασματικού μωσαϊκού τρίτου σκέλους
πτήσης με τη μέθοδο SVM

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 2.1 – Τεχνικά χαρακτηριστικά του Υπερφασματικού αισθητήρα HEADWALL
VNIR
Πίνακας 2.2 - Τεχνικά χαρακτηριστικά του Πολυφασματικού αισθητήρα Parrot Sequoia NIR.
(Πηγή: www.parrot.com Parrot Drones SAS. Assessed: 10/5/2018)
Πίνακας 2.3 - Πίνακας των τεχνικών χαρακτηριστικών του Θερμικού αισθητήρα Flir Vue
Pro. (Πηγή: www.flir.com Flir Systems Inc. Assessed: 10/5/2018)14
Πίνακας 3.1 - Πίνακας ανάλυσης κατηγοριών ταξινόμησης. Στον πίνακα φαίνονται τα
ονόματα και χρώματα της κάθε κατηγορίας καθώς και η ανάλυση της κάθε κατηγορίας στα
διαθέσιμα φάσματα
Πίνακας 3.2 - Αποτελέσματα ταξινομήσεων Πολυφασματικών μωσαϊκών με τη μέθοδο
Maximum Likelihood60
Πίνακας 3.3 - Αποτελέσματα ταξινόμησης της σύνθεσης Πολυφασματικών – Θερμικών
μωσαϊκών με τη μέθοδο Maximum Likelihood62
Πίνακας 3.4 - Πίνακας αποτελεσμάτων ταξινόμησης Υπερφασματικού μωσαϊκού του πρώτου
σκέλους πτήσης με τη μέθοδο Maximum Likelihood64
Πίνακας 3.5 - Πίνακας αποτελεσμάτων ταξινόμησης Υπερφασματικού μωσαϊκού του
δεύτερου σκέλους πτήσης με τη μέθοδο Spectral Angle Mapping66
Πίνακας 3.6 - Πίνακας αποτελεσμάτων ταξινόμησης Υπερφασματικού μωσαϊκού του τρίτου
σκέλους πτήσης με τη μέθοδο Minimum Distance68
Πίνακας 3.7 - Confusion matrix αποτελεσμάτων ταξινόμησης πρώτου σκέλους
Υπερφασματικού μωσαϊκού με SVM – PCA
Πίνακας 3.8 - Πίνακας ΟΑ συναρτήσει του ποσοστού δεδομένων εκπαίδευσης για όλες τις
ταξινομήσεις του Υπερφασματικού μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο SVM – PCA72
Πίνακας 3.9 - Πίνακας ΡΑ όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των
ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο SVM – PCA72
Πίνακας 3.10 - Πίνακας UA όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των
ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο SVM – PCA73
Πίνακας 3.11 - Confusion matrix αποτελεσμάτων ταξινόμησης δεύτερου σκέλους
Υπερφασματικού μωσαϊκού με SVM – PCA
Πίνακας 3.12 - Πίνακας ΟΑ συναρτήσει του ποσοστού δεδομένων εκπαίδευσης για όλες τις
ταξινομήσεις του Υπερφασματικού μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο SVM – PCA75
Πίνακας 3.13 - Πίνακας ΡΑ όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των
ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο SVM – PCA75

Πίνακας 3.14 - Πίνακας UA όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των
ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο SVM – PCA76
Πίνακας 3.15 - Confusion matrix αποτελεσμάτων ταξινόμησης τρίτου σκέλους
Υπερφασματικού μωσαϊκού με SVM – PCA
Πίνακας 3.16 - Πίνακας ΟΑ συναρτήσει του ποσοστού δεδομένων εκπαίδευσης για όλες τις
ταξινομήσεις του Υπερφασματικού μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο SVM – PCA78
Πίνακας 3.17 - Πίνακας ΡΑ όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των
ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο SVM – PCA78
Πίνακας 3.18 - Πίνακας UA όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των
ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο SVM – PCA79
Πίνακας 3.19 - Confusion matrix αποτελεσμάτων ταξινόμησης πρώτου σκέλους
Υπερφασματικού μωσαϊκού με SVM
Πίνακας 3.20 - Πίνακας ΟΑ συναρτήσει του ποσοστού δεδομένων εκπαίδευσης για όλες τις
ταξινομήσεις του Υπερφασματικού μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο SVM81
Πίνακας 3.21 - Πίνακας ΡΑ όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των
ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο SVM81
Πίνακας 3.22 - Πίνακας UA όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των
ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (1) με τη μέθοδο SVM81
Πίνακας 3.23 - Confusion matrix αποτελεσμάτων ταξινόμησης δεύτερου σκέλους
Υπερφασματικού μωσαϊκού με SVM
Πίνακας 3.24 - Πίνακας ΟΑ συναρτήσει του ποσοστού δεδομένων εκπαίδευσης για όλες τις
ταξινομήσεις του Υπερφασματικού μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο SVM
Πίνακας 3.25 - Πίνακας ΡΑ όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των
ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο SVM
Πίνακας 3.26 - Πίνακας UA όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των
ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (2) με τη μέθοδο SVM
Πίνακας 3.27 - Confusion matrix αποτελεσμάτων ταξινόμησης τρίτου σκέλους
Υπερφασματικού μωσαϊκού με SVM
Πίνακας 3.28 - Πίνακας ΟΑ συναρτήσει του ποσοστού δεδομένων εκπαίδευσης για όλες τις
ταξινομήσεις του Υπερφασματικού μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο SVM
Πίνακας 3.29 - Πίνακας ΡΑ όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των
ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο SVM
Πίνακας 3.30 - Πίνακας UA όλων των κατηγοριών για κάθε ποσοστό εκπαίδευσης των
ταξινομήσεων του Υπερφασματικού μωσαϊκού (3) με τη μέθοδο SVM