



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**

**Τομέας Τοπογραφίας
Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης**

Αμπελουργία Ακριβείας:

Αυτόματος εντοπισμός πρέμνων αμπέλου διαμόρφωσης
'κουλούρα' Σαντορίνης σε τηλεπισκοπικά δεδομένα πολύ υψηλής
χωρικής ανάλυσης



Διπλωματική Εργασία
Αικατερίνη Δεμάγκου
Αθήνα, Οκτώβριος 2019



**NATIONAL TECHNICAL UNIVERSITY OF
ATHENS
SCHOOL OF RURAL AND SURVEYING
ENGINEERING
Department of Topography
Remote Sensing Laboratory**

**Precision Viticulture:
Automatic extraction of Santorinian “kouloura” vine blobs
through very high spatial resolution satellite imagery**



Diploma Thesis
Aikaterini Demagkou
Athens, October 2019

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η ολοκλήρωση της διπλωματικής μου εργασίας, σηματοδοτεί την αλλαγή σελίδας στην ζωή μου και στην μετάβαση μου με ενθουσιασμό, από φοιτήτρια σε διπλωματούχο Τοπογράφο Μηχανικό . Οφείλω ένα μεγάλο ευχαριστώ στον Κωνσταντίνο Καράντζαλο για την πολύ όμορφη αυτή συνεργασία, για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε στην εκπόνηση αυτής της εργασίας αλλά και για την πολύτιμη συμβολή του καθ' όλη την διάρκεια της .

Η περίοδος εκπόνησης της εργασίας δεν θα ήταν η ίδια χωρίς τους υποψήφιους διδάκτορες Ζαχαρία Κανδυλάκη και την Χριστίνα Καρακίζη, οι οποίοι αποτέλεσαν πηγή έμπνευσης για μένα, με τον ζήλο και τις γνώσεις τους . Τους ευχαριστώ θερμά για την υπομονή τους και για το υπέροχο κλίμα που δημιουργήθηκε στο εργαστήριο Τηλεπισκόπησης σε όλη αυτή την πορεία. Χαίρομαι πολύ που χάρη σε μια διπλωματική εργασία, δημιουργήθηκε μια φιλία και μια όμορφη παρέα. Τους ευχαριστώ επίσης για όλη την ψυχολογική καθοδήγηση που μου παρείχαν, πέραν της ακαδημαϊκής .

Ευχαριστώ πολύ την φίλη και συμφοιτήτρια μου Αντωνία Κουρνοπούλου, που με στήριξε τόσο πολύ και μου έδειξε πώς η ψυχραιμία και η συνέπεια οδηγούν στην πλήρωση των στόχων. Ευχαριστώ και για την συνεισφορά και την βοήθεια της στην επιμέλεια αυτού του τεύχους αλλά και για τις χαρές που έχουμε μοιραστεί.

Οφείλω να ευχαριστήσω τον θείο μου και συνάδελφο πλέον, Θωμά Κεχρολόγο , ο οποίος με εισήγαγε στον κόσμο των Τοπογράφων Μηχανικών και συνετέλεσε στην επιλογή αυτής της σχολής για μένα.

Ευχαριστώ πολύ τους γονείς μου , Δημήτρη και Ρούλη και τον αδερφό μου Νικόλα που πιστεύουν σε μένα και με ωθούν μόνιμως στο να ξεπερνάω τον εαυτό μου και να δημιουργώ.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Τις τελευταίες δεκαετίες η δυνατότητα λήψης δορυφορικών δεδομένων πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης, έχει διευκολύνει κατά πολύ τη δυνατότητα παρακολούθησης και μελέτης της φυσικής βλάστησης και των καλλιεργειών, με κατάλληλη χρήση τηλεπισκοπικών μεθόδων για σχετικά μεγάλες εκτάσεις. Η δυνατότητα αυτή έχει αξιοποιηθεί για την αύξηση της παραγωγής προϊόντων με ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση του κόστους εισροών, όπως αυτό της άρδευσης και της χρήσης λιπασμάτων με τεχνικές Γεωργίας Ακριβείας. Προς την κατεύθυνση αυτή, στην παρούσα εργασία διερευνήθηκαν βασικές τεχνικές αυτοματοποίησης των διαδικασιών εντοπισμού φυτών αμπέλου σε τηλεσκοπικά δεδομένα για την περαιτέρω εφαρμογή τεχνικών Αμπελουργίας Ακριβείας.

Αναλυτικότερα, υπό το πρίσμα της εγχώριας και διεθνούς βιβλιογραφίας αναπτύχθηκαν και εφαρμόστηκαν διάφορες μεθοδολογίες για τον αυτόματο εντοπισμό πρέμων αμπέλου σε πολυφασματικές απεικονίσεις πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης από τον δορυφορικό αισθητήρα WorldView-3. Βασική επιδίωξη ήταν ο εντοπισμός μεμονωμένων φυτών αμπέλου σε αμπελώνες με διαμόρφωση «κουλούρα» Σαντορίνης. Συγκεκριμένα, στη Σαντορίνη ανέδειξε την σημαντική υπεροχή των τεχνικών ταξινόμησης σε σχέση με τις πιο απλές τεχνικές ανάλυσης τόσο σε ικανότητα γενίκευσης όσο και ακρίβειας σε πληρότητα και ορθότητα. Διαμορφώνονται τα πρέμνα, παραδοσιακά και με πρωτότυπο μη-γραμμικό τρόπο, σε τύπο «κουλούρα», ενώ χωροθετούνται σχετικά ακανόνιστα εντός των αμπελοτεμαχίων. Επομένως οι τεχνικές που διερευνήθηκαν σχεδιάστηκαν με βάση τη συγκεκριμένη διαμόρφωση. Αρχικά πραγματοποιήθηκε η συλλογή και προεπεξεργασία των δορυφορικών δεδομένων, όπως ατμοσφαιρική διόρθωση και συγχώνευση των πολυφασματικών καναλιών με παγχρωματικά υψηλότερης χωρικής ανάλυσης. Υλοποιήθηκαν βασικές τεχνικές ανάλυσης εικόνας, με μετασχηματισμούς, εξαγωγή δεικτών και εφαρμογή του φίλτρου Laplace και πραγματοποιήθηκαν εκτεταμένα πειράματα σε δεδομένα αναφοράς χιλιάδων πρέμων. Πειράματα πραγματοποιήθηκαν επίσης με τεχνικές μη-επιβλεπόμενης (K-means) και επιβλεπόμενη ταξινόμησης με τη μέθοδο Τυχαίων Δασών (Random Forest). Η αξιολόγηση των πειραμάτων, η οποία πραγματοποιήθηκε τόσο με ποιοτικά όσο και με ποσοτικά κριτήρια, ανέδειξε την σημαντική υπεροχή των τεχνικών ταξινόμησης σε σχέση με τις πιο απλές τεχνικές ανάλυσης τόσο σε ικανότητα γενίκευσης όσο και ακρίβειας σε πληρότητα και ορθότητα. Τα αποτελέσματα της μεθόδου ταξινόμησης που προτείνεται παρουσιάζουν ακρίβεια της τάξης του 73%, επομένως κρίνονται αρκετά ικανοποιητικά και ελπιδοφόρα πληρώνοντας κατά αυτόν τον τρόπο τον στόχο της παρούσας εργασίας.

ABSTRACT

In recent decades, the ability to extract high spatial resolution satellite data has facilitated the monitoring and study of vegetation and distinct crops, by using remote sensing methods for relatively large areas. Precision Agriculture techniques have been used to increase production while minimizing costs like irrigation or fertilizer use. In the present work, we have explored basic techniques of automating the process of tracking vines in remote sensing data, in order to apply further techniques of Precision Viticulture.

In specific, various methodologies have been developed and applied to automatically detect vine blobs in multi-spectral very high spatial resolution images, products of WorldView-3 satellite. The vine blobs in the island of Santorini are traditionally shaped in a non-linear round form and are positioned irregularly within the vineyards, which had to be considered when designing the process. Firstly satellite data was collected and pre-processed, applying atmospheric correction and fusion of multi-spectral channels with higher spatial resolution ones. Basic image analysis techniques and extensive experiments were performed on data referring to thousands of blobs. Furthermore, experiments were implemented using both non-supervised (K-means) and supervised (Random Forest) classification techniques. The evaluation of these methods, which was based on both qualitative and quantitative criteria, showed the superiority of classification over simpler analysis in accuracy and completeness of the results. These results are considered quite satisfying and promising, fulfilling the purpose of the present work.

Περιεχόμενα

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ.....	3
ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	4
ABSTRACT.....	6
1.ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	9
1.1 Αντικείμενο και Στόχοι και Συνεισφορά Διπλωματικής.....	9
1.2 Βασικοί ορισμοί.....	9
1.3 Δομή Εργασίας.....	12
2. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ/ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	13
2.1 Γεωργία και Αμπελουργία Ακριβείας.....	13
2.1.1 Γεωργία Ακριβείας.....	13
2.1.2 Αμπελουργία Ακριβείας.....	14
2.1.3 Αμπελουργία ακριβείας στην Ελλάδα.....	15
2.2 Τηλεπισκόπηση και Αμπελουργία Ακριβείας.....	16
2.2.1 Εντοπισμός αμπελοτεμαχίων και φυλλώματος.....	17
2.2.2 Εντοπισμός και εξαγωγή χαρακτηριστικών κηλίδων με εφαρμογή του Λαπλασιανού Φίλτρου.....	17
3. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ.....	19
3.1 Η περιοχή μελέτης.....	19
Γενικά Στοιχεία.....	21
Γεωγραφία.....	21
Ο Αμπελώνας της Σαντορίνης.....	22
3.2 Συλλογή και προ-επεξεργασία δεδομένων.....	23
Δορυφορικός αισθητήρας WorldView-3.....	24
.....	25
Προεπεξεργασία εικόνων.....	25
Ατμοσφαιρική και Ραδιομετρική διόρθωση εικόνας.....	25
Συγχώνευση εικόνων.....	27
3.3 Δημιουργία δεδομένων ελέγχου.....	30
3.4 Εντοπισμός Πρέμων.....	33
3.4.1 Εφαρμογή δείκτη βλάστησης NDVI.....	33
3.4.2 Μοντέλο μη-γραμμικής διάχυσης για την παρεμβολή εικόνας-Γενικά στοιχεία.....	36
3.4.3 Ταξινόμησης.....	40
3.5.2 Μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση-Αλγόριθμος K-means.....	43

Επιβλεπόμενη ταξινόμηση.....	45
Random Forest.....	46
Εξειδίκευση της διαδικασίας επιβλεπόμενης ταξινόμησης.....	48
4.ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ.....	50
4.1 Ποσοτικοί Δείκτες Αξιολόγησης.....	50
4.3 Μοντέλο μη-γραμμικής διάχυσης για την παρεμβολή εικόνας.....	56
4.4 Μέθοδος μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης- Αλγόριθμος k-means.....	59
4.5 Αποτελέσματα Επιβλεπόμενης Ταξινόμησης με τον Αλγόριθμο Random Forest....	63
4.5.1 Ταξινόμηση με τα φασματικά κανάλια.....	63
4.5.2 Ταξινόμηση με φασματικά κανάλια και φασματικούς Δείκτες βλάστησης.....	65
4.5.3 Αλγόριθμος Random Forest-Πολυφασματική Εικόνα και 3 Φασματικοί Δείκτες	71
5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ.....	76
Βιβλιογραφία.....	79
Παράρτημα Εικόνων.....	81

1.ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στον παρόν εισαγωγικό κεφάλαιο περιγράφονται το αντικείμενο και οι στόχοι αυτής της μελέτης, παρατίθενται σχετικοί βοηθητικοί ορισμοί και τέλος καταρτίζεται με συνοπτικό τρόπο η δομή πάνω στην οποία υλοποιήθηκε η παρούσα εργασία.

1.1 Αντικείμενο και Στόχοι και Συνεισφορά Διπλωματικής

Το γενικότερο αντικείμενο της εργασίας ήταν η διερεύνηση των δυνατοτήτων του δορυφορικού αισθητήρα WorldView-3 , ο οποίος επιτρέπει την παρατήρηση της Γης και κατά συνέπεια των καλλιεργειών με πολύ υψηλή χωρική ανάλυση, και η αξιοποίηση σύγχρονων τεχνικών γεωπληροφορικής και τηλεπισκόπησης προς όφελος της ανάπτυξης εφαρμογών για την επίλυση ζητημάτων και την αυτοματοποίηση διαδικασιών στο πεδίο της Αμπελουργίας Ακριβείας.

Ο πρώτος και βασικός στόχος της παρούσας εργασίας ήταν η εύρεση και ανάπτυξη της κατάλληλης μεθοδολογίας που θα επέτρεπε τον αυτόματο εντοπισμό πρέμων αμπέλου τύπου κουλούρας, όπως αυτά διαμορφώνονται στο νησί της Σαντορίνης. Βασικό κίνητρο για την συγκεκριμένη μελέτη αποτέλεσε το γεγονός ότι στη διεθνή βιβλιογραφία δεν έχουν προταθεί, υλοποιηθεί και αξιολογηθεί τεχνικές αυτόματου εντοπισμού του φυλλώματος των πρέμων με την συγκεκριμένη διαμόρφωση. Βασική επιδίωξη αποτέλεσε η εφαρμογή καινοτόμων μεθόδων, η εξαγωγή υψηλών ποσοστών επιτυχίας των αυτοματοποιημένων τεχνικών και η συμβολή στην εγχώρια και διεθνή βιβλιογραφία στο πεδίο της Αμπελουργίας Ακριβείας.

1.2 Βασικοί ορισμοί

Στην ενότητα αυτή πραγματοποιείται η εισαγωγή του αναγνώστη στις βασικές έννοιες και θεματολογίες που θα συζητηθούν στην παρούσα εργασία, μέσω ορισμών .

- **Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών:** Υπολογιστικά συστήματα σχεδιασμένα να υποστηρίζουν τη συλλογή, διαχείριση, επεξεργασία, ανάλυση, μοντελοποίηση και απεικόνιση δεδομένων που αναφέρονται στο χώρο (συνδεδεμένα με συντεταγμένες) και μεταβάλλονται στο χρόνο. (Longley, 2005)
- **Γεωργία Ακριβείας :** Αποτελεί μια νέα μέθοδο γεωργικής πρακτικής, η οποία χρησιμοποιεί κάθε πληροφορία που αφορά την καλλιέργεια, με σαφήνεια προσδιορισμένη ως προς το χώρο και το χρόνο, προκειμένου να μεγιστοποιήσει την αποδοτικότητα των εισροών και να ελαχιστοποιήσει τις περιβαλλοντικές τους επιπτώσεις. (Συλλαίος, 2000)

- **Αμπελουργία Ακριβείας :** Είναι η μέθοδος εξακριβωσης της ποιότητας των σταφυλιών μέσα στον αμπελώνα πριν τον τρύγο με την χρήση νέων τεχνολογιών. Με αυτό τον τρόπο γίνεται δυνατό ο αμπελουργός και κυρίως ο οινολόγος που είναι ο συνδεδειγμένος κρίκος ανάμεσα στον παραγωγό και τον καταναλωτή να γνωρίζει ποιο μέρος του αμπελώνα μπορεί να δώσει οίνους υψηλής ποιότητας και ποιο οίνους μετριότερης ποιότητας, ώστε ο τρύγος να γίνεται επιλεκτικά. Έτσι μπορούν να ξεχωρίσουν η παραγωγή και το κρασί που θα κοστολογηθούν υψηλότερα σε αντίθεση με αυτά που θα αμειφθούν χαμηλότερα. (πηγή :Βικιπαιδεία)
- **Τηλεπισκόπηση :** Είναι η επιστήμη και η τεχνική της απόκτησης πληροφορίας για ένα αντικείμενο, περιοχή ή φαινόμενο μέσω της ανάλυσης δεδομένων τα οποία αποκτώνται με διατάξεις που δεν είναι σε επαφή με το αντικείμενο, περιοχή ή φαινόμενο το οποίο μελετάται. (Λαζαρίδου, 2012). Ο (Mather M. , 1999) δίνει έναν ορισμό με στενότερη έννοια, λέγοντας ότι η τηλεπισκόπηση του περιβάλλοντος περιλαμβάνει τη μέτρηση και αποτύπωση της ηλεκτρομαγνητικής ενέργειας που ανακλάται ή εκπέμπεται από την επιφάνεια της Γης και την ατμόσφαιρα. Η μέτρηση και αποτύπωση γίνεται από ένα σημείο πάνω από την επιφάνεια της Γης και ακολουθεί ο συσχετισμός αυτών των μετρήσεων με τη φύση και την κατανομή των υλικών της επιφάνειας της Γης και των συνθηκών της ατμόσφαιρας.
- **Φωτοερμηνεία :** Είναι ο οπτικός προσδιορισμός της ταυτότητας των αντικειμένων στην επιφάνεια της γης, καθώς και η ανάλυση και κρίση της σημασίας τους από αεροφωτογραφίες.
- **Ηλεκτρομαγνητικό φάσμα:** Το σύνολο των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων ταξινομημένο με βάση το μήκος κύματος ή την συχνότητα αποτελεί το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα. Για λόγους ευκολίας υποδιαιρούμε το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα σε φασματικές περιοχές οι οποίες λόγω των διαφορετικών ενεργειών αλληλεπιδρούν με την ύλη πολύ διαφορετικά. Μια φασματική ζώνη (spectral band) αποτελείται από κάποια καθορισμένη ομάδα φασματικών γραμμών, όπου κάθε φασματική γραμμή αντιστοιχεί σε συγκεκριμένο μήκος κύματος. (Λαζαρίδου, 2012)
- **Φασματική Υπογραφή :** Κάθε αντικείμενο ή χαρακτηριστικό διαθέτει την δική του προσωπική φασματική υπογραφή. Η φασματική αυτή υπογραφή είναι στην ουσία το ποσό της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας που ανακλάται από το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό. Μια συγκεκριμένη τιμή αντιστοιχεί σε κάθε χαρακτηριστικό της επιφάνειας της γης για κάθε διαφορετικό πεδίο ενός φάσματος της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας. Με την βοήθεια της καταγεγραμμένης αυτής

τιμής και ανάλογα με το πεδίο του φάσματος το οποίο μελετάμε, λαμβάνουμε κάθε φορά μια διαφορετική πληροφορία για το ίδιο χαρακτηριστικό. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να παρέχεται η δυνατότητα διάκρισης των διάφορων στοιχείων π.χ της βλάστησης, από τους δρόμους, του νερού από το χώμα κ.ο.κ. (Κολοπτάς, 2013)

- **Διακριτική ικανότητα :** Η ποιότητα των δορυφορικών εικόνων εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά των φασματόμετρων που διαθέτουν οι αντίστοιχοι δορυφόροι. Οι βασικές ιδιότητες που χαρακτηρίζουν μια δορυφορική εικόνα οι οποίες συνθέτουν με ένα όνομα την διακριτική ικανότητα του αισθητήρα κάποιου δορυφόρου είναι οι εξής :

- **Χωρική διακριτική ικανότητα (spatial resolution) :** Αναφέρεται στο ελάχιστο μέγεθος της γήινης επιφάνειας που μπορεί να διακρίνει ο συγκεκριμένος αισθητήρας, δηλαδή στην γήινη έκταση που αντιπροσωπεύει ένα εικονοστοιχείο (pixel) της εικόνας του συγκεκριμένου αισθητήρα (του συγκεκριμένου δορυφόρου).
- **Φασματική διακριτική ικανότητα (spectral resolution) :** Αναφέρεται στον αριθμό των μηκών κύματος που μπορεί να καταγράψει την επιφάνεια της γης ο συγκεκριμένος αισθητήρας συνεπώς ουσιαστικά αναφέρεται στον αριθμό των φασματικών καναλιών από τα οποία αποτελείται η συγκεκριμένη δορυφορική εικόνα.
- **Ραδιομετρική διακριτική ικανότητα (radiometric resolution) :** Αναφέρεται στον αριθμό των διαφορετικών διαβαθμίσεων της έντασης της καταγεγραμμένης ακτινοβολίας που μπορεί να καταγράψει ο συγκεκριμένος αισθητήρας (του συγκεκριμένου δορυφόρου). Ουσιαστικά πρόκειται για τον αριθμό των bits που περιέχει η τιμή του εικονοστοιχείου στο δυαδικό σύστημα και που αντιστοιχούν σε συγκεκριμένο ακέραιο αριθμό στο δεκαδικό σύστημα.

(Κωνσταντίνος Γ. Περάκης, 2015)

1.3 Δομή Εργασίας

Το παρόν τεύχος αναπτύσσεται σε 5 κεφάλαια. Αφιετηρία αποτελεί το εισαγωγικό Κεφάλαιο 1, στο οποίο αναφέρεται το κύριο αντικείμενο, η συνεισφορά της εργασίας και παρατίθενται κάποιες βασικές έννοιες προς διευκόλυνση του αναγνώστη. Έπεται το Κεφάλαιο 2, με ανάλυση των θεωρητικών ζητημάτων που πλαισιώνουν το ευρύ αντικείμενο της μελέτης και με ανασκόπηση της εγχώριας και διεθνούς βιβλιογραφίας και έρευνας που σχετίζεται με την θεματολογία της παρούσας εργασίας. Στο Κεφάλαιο 3, περιγράφεται αναλυτικά όλη η μεθοδολογία που πραγματοποιήθηκε προκειμένου να επιτευχθεί ο στόχος της διπλωματικής εργασίας, με αναφορές τόσο στα δεδομένα, τη συλλογή και την επεξεργασία τους, όσο και στις σύγχρονες τεχνικές και μεθόδους γεωπληροφορικής που κρίθηκαν κατάλληλες για την εκπόνηση της μελέτης. Το κεφάλαιο αυτό συμπληρώνουν διάφορες εικόνες/σχήματα για την οπτικοποίηση του κάθε βήματος που ακολουθήθηκε καθώς και το θεωρητικό υπόβαθρο των ταξινομήσεων που έλαβαν χώρα του αυτόματου εντοπισμού των πρέμων αμπέλου στο νησί της Σαντορίνης. Στο Κεφάλαιο 4 παρουσιάζονται και σχολιάζονται όλα τα αποτελέσματα από τις μεθόδους και πειράματα που υλοποιήθηκαν μέχρι να παραχθεί το προσδοκώμενο αποτέλεσμα του επιτυχημένου εντοπισμού των πρέμων αμπέλου ενώ στο τελικό Κεφάλαιο 5 συνοψίζονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν από το σύνολο της παρούσας μελέτης, καθώς και αναφέρονται επιγραμματικά οι κύριοι προβληματισμοί και προτάσεις για μελλοντική επέκταση της έρευνας πάνω στο αντικείμενο που αφορά την συγκεκριμένη διπλωματική εργασία. Η βιβλιογραφία που αξιοποιήθηκε και ένα παράρτημα για τους πίνακες που δημιουργήθηκαν στο τεύχος παρατίθενται στο τέλος του τεύχους.

2. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ/ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

2.1 Γεωργία και Αμπελουργία Ακριβείας

Σε αυτή την ενότητα θα περιγραφεί η ευρεία έννοια τόσο της Γεωργίας Ακριβείας, της Αμπελουργίας Ακριβείας που αποτελεί τομέα της πρώτης καθώς και εφαρμογές αυτών τόσο στην Ελλάδα όσο και σε διεθνές επίπεδο συνοδευόμενα με μια ιστορική αναδρομή.

2.1.1 Γεωργία Ακριβείας

Η γνώση των απαραίτητων καλλιεργητικών μεθόδων και τεχνικών, όπως και η δυνατότητα επίβλεψης και διαχείρισης ενός αγροκτήματος και των αναγκών του, ήταν εφικτή την περίοδο πριν την εκμηχάνιση της γεωργίας, κυρίως λόγω του μικρότερου μεγέθους των αγροκτημάτων και της έλλειψης τεχνογνωσίας και τεχνολογίας υπέρ της παραγωγής. Όταν όμως επήλθε η εκμηχάνιση της γεωργίας, η επαφή του γεωργού με το χωράφι του, έχασε την αμεσότητα της και μέχρι και σήμερα η διαχείριση των αγρών γίνεται με βάση του μέσους όρους παραγωγής, των ιδιοτήτων του εδάφους και των απαιτήσεων της καλλιέργειας. Αυτό όμως πραγματώνεται με την εσφαλμένη συνθήκη ότι οι αγροί είναι ομοιόμορφοι. Κατά συνέπεια, η διαχείριση ενός αγροκτήματος σύμφωνα με τις πραγματικές του απαιτήσεις υπόκειται κανονικοποίησης και οι σπατάλες σε εισροές όπως το λίπασμα, το νερό άρδευσης και τα φυτοφάρμακα να είναι μεγάλες σε κάποια σημεία του αγρού και ανεπαρκείς σε κάποια άλλα. Η χωρική παραλλακτικότητα (η παραλλακτικότητα σε μετρούμενα χαρακτηριστικά της καλλιέργειας και του εδάφους στον χώρο. Παραλλακτικότητα υπάρχει σε όλους τους αγρούς και μπορεί να παρατηρηθεί στη γονιμότητα του εδάφους, στην υγρασία, στη μηχανική σύσταση του εδάφους, στην τοπογραφία, στην ανάπτυξη των φυτών και στους πληθυσμούς εχθρών και ασθενειών) του εδάφους όμως είναι γεγονός και χρίζει μέριμνας, ούτως ώστε να μεγιστοποιείται η παραγωγή προς όφελος των καλλιεργητών, με την ελάχιστη δυνατή σπατάλη στις εισροές του αγρού.

Η εξέλιξη –τεχνολογικά- στην γεωργία επέτρεψε την παρακολούθηση τόσο της χωρικής όσο και της χρονικής παραλλακτικότητας της παραγωγής και του αγρού και την ανάπτυξη ενός συστήματος καλύτερης διαχείρισης αγροτεμαχίων το οποίο ονομάζεται Γεωργία Ακριβείας. Ο όρος καλύτερη διαχείριση μπορεί να σημαίνει βελτίωση της οικονομικής απόδοσης του αγροκτήματος, είτε με αύξηση της παραγωγής, είτε με μείωση των εισροών, είτε με συνδυασμό και των δύο. Επιπλέον, μπορεί να επιτευχθεί βελτίωση των τυχόν αρνητικών επιπτώσεων της γεωργίας στο περιβάλλον, εφόσον εφαρμόζεται η αναγκαία ποσότητα εισροών σε κάθε σημείο του αγρού. Το χαρακτηριστικό είναι ότι, αντί να γίνονται οι καλλιεργητικές φροντίδες με βάση τις μέσες τιμές παραγωγής και γονιμότητας του εδάφους,

είναι δυνατή η εφαρμογή διαφορετικών δόσεων εισροών και άλλων καλλιεργητικών φροντίδων για κάθε τμήμα του αγρού ανάλογα με τις πραγματικές του ανάγκες.

(Σπύρος Φουντάς, 2015)

Η Γεωργία Ακριβείας (Precision Agriculture) ορίζεται επίσης ως μια νέα μέθοδος διαχείρισης των αγρών, σύμφωνα με την οποία οι εισροές (φυτοφάρμακα, λιπάσματα, σπόρος, νερό άρδευσης) και οι καλλιεργητικές πρακτικές εφαρμόζονται ανάλογα με τις ανάγκες του εδάφους και των καλλιεργειών, καθώς αυτές διαφοροποιούνται στον χώρο και στον χρόνο. (Whelan B. M., 2000)

2.1.2 Αμπελουργία Ακριβείας

Η Αμπελουργία Ακριβείας (Precision Viticulture) αποτελεί παρακλάδι της Γεωργίας Ακριβείας που στοχεύει στην βελτιστοποίηση της καλλιέργειας της αμπέλου. Οι απαιτήσεις σε ότι αφορά την υγεία του αμπελιού είναι πολλές καθώς το φυτό επηρεάζεται από πληθώρα βιοχημικών παραγόντων, μεταξύ άλλων, το ανάγλυφο και οι διακυμάνσεις του, τα χαρακτηριστικά και οι ιδιότητες του εδάφους, οι ασθένειες, τα παράσιτα και οι καιρικές συνθήκες. Οι παράγοντες αυτοί είναι ικανοί να προκαλέσουν διακύμανση στην παραγωγή και την ποιότητα των σταφυλιών μέσα σε ένα αμπελοτεμάχιο, και να επιδράσουν αρνητικά τόσο στην ποιότητα και στην ποσότητα του οίνου, όσο και στα έσοδα των παραγωγών. (Hall, 2003) . Σύμφωνα με τον Bramley, (Bramley, 2003) η αμπελουργία ακριβείας είναι μια συνεχής κυκλική διαδικασία που περιλαμβάνει τρία στάδια: το στάδιο παρατήρησης, της χαρτογράφησης της παραγωγής του αγρού προκειμένου να επιτευχθεί η γνώση της παραλλακτικότητας της απόδοσης του, με χρήση οργάνων μέτρησης της παραγωγής και με GPS. Έπεται το στάδιο της ερμηνείας, κατά το οποίο συλλέγονται τα δεδομένα του χάρτη παραγωγής και συσχετίζονται με άλλα δεδομένα που λαμβάνονται μέσω αισθητήρων παρακολούθησης και καταγραφής της απόδοσης παραγωγής (crop sensors-yield monitors), τοπικοί και τηλεπισκοπικοί αισθητήρες, χάρτες εδαφικών ιδιοτήτων και ανάγλυφου, εναέρια και δορυφορικά δεδομένα. Με τη χρήση του λογισμικού GIS, κάθε πληροφορία αποτελεί και ένα στρώμα (layer) που συσχετίζεται με τις υπόλοιπες πληροφορίες και το αποτέλεσμα αυτής της συσχέτισης οδηγεί στην δημιουργία ζωνών διαχείρισης (zone management) και στην εφαρμογή μεταβλητών καλλιεργητικών φροντίδων. Το τελευταίο στάδιο αποτελεί το στάδιο εκτίμησης, που περιλαμβάνει την δημιουργία και εφαρμογή ενός σταδίου διαχείρισης του σταδίου ερμηνείας μέσω της συσχέτισης διάφορων χαρτών με του χάρτη απόδοσης παραγωγής που δημιουργήθηκε στο προηγούμενο στάδιο. Τα αποτελέσματα που

προκύπτουν επιτρέπουν στους παραγωγούς μια πιο ολιστική αντίληψη του αγρού τους μέσω νέων παρατηρήσεων και αποτελεσμάτων. (Στούγιαννης, 2009)

Σε αυτό το σημείο αξίζει να σημειωθεί πώς οι χάρτες απόδοσης και μετέπειτα οι ζώνες διαχείρισης μπορούν να σχηματιστούν με μετρήσεις βασισμένες στο έδαφος (Tagarakis A., 2012) . Η "χαρτογράφηση" (mapping) της ηλεκτρικής αγωγιμότητας του εδάφους (ECa) έχει χρησιμοποιηθεί σε πολλές εργασίες και ερευνητικές μελέτες για το σχεδιασμό ζωνών διαχείρισης (Kitchen N. R., 2005) ; (Molin, 2008) ; (Moral) , και κάποιες φορές συνδυασμένη με χάρτες υψομέτρου με χρήση RTK-GPS (Fridgen, 2004) ; (Schepers, 2004).

Εκτός από τις μετρήσεις εδάφους, τα χαρακτηριστικά της κόμης φυλλώματος, η οποία μπορεί να μελετηθεί τηλεπισκοπικά, μπορούν να λειτουργήσουν ως ένας καλός δείκτης της απόδοσης παραγωγής και της ποιότητας του σταφυλιού [(Hall, 2003)]. Ο περισσότερο χρησιμοποιούμενος είναι ο NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), καθώς σχετίζεται με τις ιδιότητες της κόμης φυλλώματος (canopy) όπως είναι η περιεκτικότητα χλωροφύλλης, η συνολική βιομάζα και η έκταση φυλλώματος (Hansen, 2003) , με την απόδοση παραγωγής, και επίσης με τα επίπεδα νερού, τα χαρακτηριστικά φρούτων και τελικά την ποιότητα του κρασιού (Johnson, 2003).

2.1.3 Αμπελουργία ακριβείας στην Ελλάδα

Σύμφωνα με τους Σπύρο Φούντα και Θεοφάνη Γέμτο (2015), η γεωργία ακριβείας άρχισε να εφαρμόζεται στις ΗΠΑ και Βρετανία κυρίως στις αρχές της δεκαετίας του 1990. Ξεκίνησαν εφαρμόζοντας τα συστήματα της γεωργίας ακριβείας στα σιτηρά με χαρτογράφηση της παραγωγής και γρήγορα οι εφαρμογές προχώρησαν και σε άλλες καλλιέργειες, όπως και του αμπελιού. Στην Ελλάδα η γεωργία ακριβείας άρχισε να εφαρμόζεται με κάποια καθυστέρηση η οποία αποδόθηκε από τις επικρατούσες συνθήκες της ευρύτερης περιοχής του Ευρωπαϊκού Νότου που χαρακτηρίζονται :

1. Από μικρές γεωργικές εκμεταλλεύσεις.
2. Από γεωργούς με χαμηλό μορφωτικό επίπεδο.
3. Από γεωργούς προσκολλημένους σε παραδοσιακές μεθόδους παραγωγής.
4. Από γεωργούς προσκολλημένους σε επιδοτήσεις των προϊόντων.

5. Για τις καλλιέργειες του Ευρωπαϊκού Νότου, κυρίως για τα φρούτα και λαχανικά δεν υπάρχει αναπτυγμένη τεχνολογία εφαρμογής των μεθόδων γεωργίας ακριβείας.

Στην Ελλάδα, η πρώτη γνωστή εφαρμογή χαρτογράφησης παραγωγής έγινε το φθινόπωρο του 2001 σε καλλιέργεια βαμβακιού. Σε ότι αφορά το αμπέλι και της εφαρμογές της αμπελουργίας ακριβείας στην Ελλάδα, η αρχή έγινε με μετρήσεις παραλλακτικότητας της παραγωγής και των ποιοτικών χαρακτηριστικών των καρπών, περί το 2000. Παρόλο που οι εφαρμογές αμπελουργίας ακριβείας που έχουν χωροθετηθεί στην Ελλάδα είναι πολλές και ενδιαφέρουσες, αφορούν μόνο αμπελώνες με την κλασική τους, γραμμική διάταξη. Μέχρι στιγμής δεν έχει μελετηθεί η αμπελοκαλλιέργεια στο νησί της Σαντορίνης. Τα αμπέλια σε αυτό το πολύ φτωχό σε οργανική ουσία έδαφος του νησιού, είναι φυτεμένα με άτακτο τρόπο, με αραιή, κατά κανόνα, φύτευση (μισά φυτά στο στρέμμα από το σύνθηες) και πολύ μικρή παραγωγή (από 150κ/στρ έως 350κ/στρ & ενίοτε ως 550κ/στρ). Η διαμόρφωση τους είναι μοναδική στον κόσμο και ονομάζεται κουλούρα Σαντορίνης (ή στεφάνι ή αμπελιά). Η κυπελλοειδής αυτή διαμόρφωση επιλέγεται σε μικρούς αμπελώνες και σε κλίματα θερμά και ξηρά ή όταν απαιτείται προστασία από τον άνεμο. Επομένως δίδεται στο πρέμνο σχήμα κυπέλλου και ο κορμός του διατηρείται βραχύς, ώστε το αμπέλι να εκμεταλλεύεται τόσο τη θερμότητα όσο και την υγρασία του εδάφους. Αυτή η διαμόρφωση συνηγορεί στην βελτίωση της ποιότητας των σταφυλιών, διατηρώντας παράλληλα το κόστος χαμηλό, εφόσον δεν απαιτεί υποστυλώματα με σύρματα και πασσάλους όπως έχουν τα αμπέλια της γραμμικής διαμόρφωσης. Η κοντή διαμόρφωση των αμπελώνων της Σαντορίνης με την μορφή κυπέλλων έχει μακράιωνη ιστορία και παράδοση. Αυτή η παραδοσιακή μέθοδος σε συνδυασμό με το ιδιαίτερο οικοσύστημα του νησιού, έχουν δημιουργήσει οίνους παγκόσμιας κλάσης και φήμης, τους λεγόμενους λευκούς οίνους ΠΟΠ Σαντορίνη, όπως αυτό θεσμοθετήθηκε από το 1971. (<https://winesurveyor.weebly.com>)

2.2 Τηλεπισκόπηση και Αμπελουργία Ακριβείας

Ήδη από τις πρώτες δορυφορικές αποστολές της δεκαετίας του '80 είχε ξεκινήσει η μελέτη που αφορά στη χρησιμότητα και αποδοτικότητα της χρήσης ποιοτικών πολυφασματικών εικόνων για την εποπτεία και την διαχείριση της χωρικής παραλλακτικότητας των γεωργικών καλλιεργειών. Η τηλεπισκόπηση ως χρήσιμο εργαλείο κρίθηκε ικανή να ανιχνεύσει την θέση διαφορετικών εδαφικών ζωνών, μεταξύ πολλών άλλων εφαρμογών, γρήγορα και χωρίς να απαιτείται επένδυση κεφαλαίου για την χαρτογράφηση των αποδόσεων παραγωγής (Lamb, 2000) . Επίσης η εξαγωγή και αξιοποίηση δεικτών βλάστησης από τις πολυφασματικές δορυφορικές εικόνες και αεροφωτογραφίες έχει αποδειχθεί ιδιαίτερος πολύτιμη τόσο για

τους αμπελουργούς και διαχειριστές αμπελώνων, όσο και για την έρευνα στον τομέα της αμπελουργίας ακριβείας.

2.2.1 Εντοπισμός αμπελοτεμαχίων και φυλλώματος

Το 2003 μελετήθηκε η αναγνώριση και ο εντοπισμός αμπελώνων με χρήση ψηφιακών αεροφωτογραφιών υψηλής χωρικής ανάλυσης από τους (Andrew Hall, 2003). Συγκεκριμένα, αναπτύχθηκε μια μεθοδολογία που αποσκοπούσε στην αναγνώριση μεμονωμένων σειρών αμπέλου και εξαγωγής των κύριων παραμέτρων της γεωμετρίας της κόμης των πρέμων, παράμετροι που σχετίζονται τόσο με την πυκνότητα της βιομάζας, το μέγεθος και το σχήμα του φυτού, όσο και με τις τιμές ανακλαστικότητας κατά μήκος των σειρών των αμπέλων. Αναλυτικότερα, αφού μετατράπηκαν οι αρχικές εικόνες με τον δείκτη βλάστησης κανονικοποιημένων διαφορών NDVI (Normalised Difference Vegetative Index), οι εικόνες κατωφλιώθηκαν (Image Thresholding) ώστε τα εικονοστοιχεία να διαχωριστούν σε δύο κατηγορίες : εικονοστοιχεία αμπέλου και εικονοστοιχεία μη αμπέλου (vine, non-vine pixels). Τέλος, αναπτύχθηκε αλγόριθμος εξαγωγής των παραμέτρων που αναφέρθηκαν παραπάνω και αφορούν την κόμη του πρέμνου, με απώτερο σκοπό την χαρτογράφηση των μεταβλητών αυτών σε δυσδιάστατους χάρτες και την μετατροπή των συντεταγμένων των εικονοστοιχείων (x,y) σε νέο σύστημα (vine,rows) , επακόλουθο της ταυτοποίησης της τοποθεσίας των πρέμων .

2.2.2 Εντοπισμός και εξαγωγή χαρακτηριστικών κηλίδων με εφαρμογή του Λαπλασιανού Φίλτρου

Το 2004 δημοσιεύτηκε από το εργαστήριο Τηλεπισκόπησης του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου μια προσέγγιση που αφορούσε στην αυτόματη εξαγωγή δέντρων ελιάς από δορυφορικές απεικονίσεις με χρήση του φίλτρου Laplace. Η μεθοδολογία που υλοποιήθηκε βασίστηκε στην θεώρηση της συνάρτησης των ραδιομετρικών τιμών $r(x,y)$ της δορυφορικής απεικόνισης ως διακριτή κατά x και y . Η μεθοδολογία βασίζεται στην εύρεση των δεύτερων μερικών παραγώγων και στη συνέχεια στον εντοπισμό των τοπικών ακρότατων της Λαπλασιανής της συνάρτησης των ραδιομετρικών τιμών, καθώς έτσι ο αλγόριθμος πέτυχε να εντοπίσει και να αναγνωρίσει τα δέντρα ελιάς στην απεικόνιση ως χαρακτηριστικές κηλίδες (blobs) . Αυτή η διαπίστωση, αν συνδυαστεί με χρήση δεδομένων ελέγχου καταλήγει σε πληθώρα χρησίμων συμπερασμάτων για την Γεωργία Ακριβείας και για τις ανάγκες αυτής της διπλωματικής εργασίας. Καθώς τα πρέμνα τύπου κουλούρας προσομοιάζουν καλύτερα σε χαρακτηριστικές κηλίδες (blobs) όπως αυτές των δέντρων ελιάς, η παραπάνω δημοσίευση

κρίθηκε πολύ χρήσιμη και υλοποιήθηκε για την αξιολόγηση του αλγορίθμου στην περίπτωση των πρέμων.

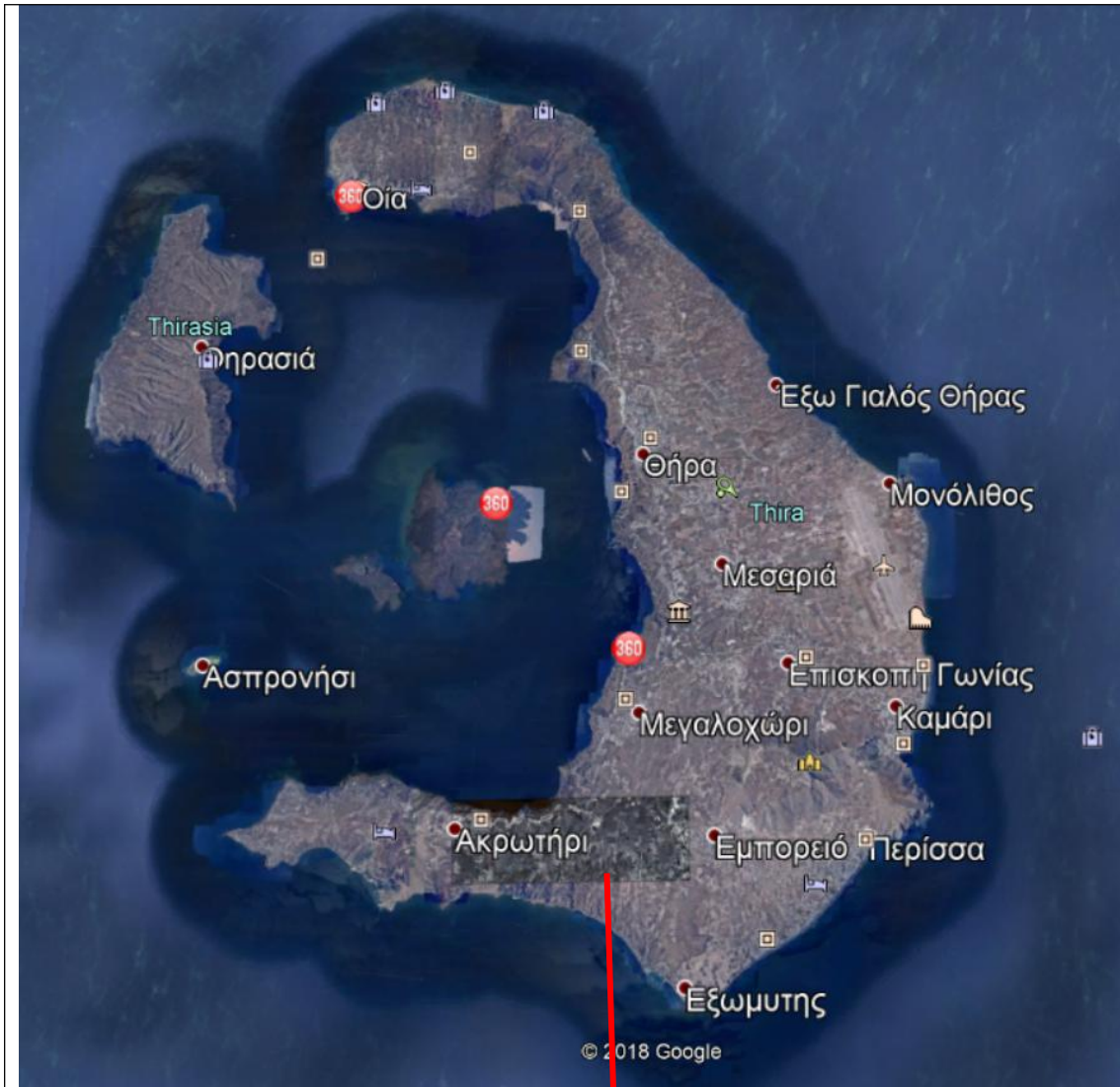
(K. G. Karantzas, 2004)

3. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

Στο κεφάλαιο αυτό, αναλύονται τα στάδια που ήταν απαραίτητα για την εκπόνηση του πειραματικού σκέλους της παρούσας διπλωματικής. Αρχικά, γίνεται μία σύντομη αναφορά στην περιοχή μελέτης και τα βασικά χαρακτηριστικά της. Στη συνέχεια, περιγράφεται η διαδικασία συλλογής των δορυφορικών δεδομένων καθώς και οι σχετικές προ-επεξεργασίες. Στην τελευταία ενότητα του κεφαλαίου αυτού, γίνεται ανάλυση των διαφορετικών μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν προκειμένου να ολοκληρωθεί η μελέτη εντοπισμού των αμπελοτεμαχίων.

3.1 Η περιοχή μελέτης

Η περιοχή που εξετάστηκε, είναι τμήμα της νήσου Σαντορίνης, μεταξύ των οικισμών Ακρωτήρι και Εμπορειό, έκτασης περίπου 5,600 στρεμμάτων. Η συγκεκριμένη περιοχή επιλέχθηκε κυρίως διότι αποτελεί έκταση στην οποία απαντάται πληθώρα αμπελώνων, γεγονός που την καθιστά ιδανική για τις ανάγκες αυτής της εργασίας. Επίσης, για οικονομία χρόνου και υπολογιστικών πόρων, επιλέχθηκε και η περαιτέρω περιοπή της εικόνας ώστε να καλύπτει μια έκταση 250 περίπου στρεμμάτων.



Εικόνα 1. Το νησί της Σαντορίνης



Εικόνα 2. Δορυφορική εικόνα WorldView-3 της περιοχής μελέτης

Παραπάνω απεικονίζεται ολόκληρο το νησί της Σαντορίνης (Εικόνα 1) καθώς και η δορυφορική εικόνα που δόθηκε για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας (Εικόνα 2).

Γενικά Στοιχεία

Η Σαντορίνη, Θήρα ή Στρογγύλη (παλαιότερη ονομασία) είναι νησί που βρίσκεται στο νότιο Αιγαίο πέλαγος, στο νησιωτικό σύμπλεγμα των Κυκλάδων, ανήκει στο ηφαιστειακό τόξο του Αιγαίου και χαρακτηρίζεται ενεργό ηφαίστειο μαζί με τα Μέθανα, την Μήλο και την Νίσυρο. Η Σαντορίνη καθώς και τα νησιά Θηρασία και Ασπρονήσι είναι απομεινάρια του ηφαιστειογενούς νησιού Στρογγύλη. Η Στρογγύλη ήταν ένας ηφαιστειακός κώνος. Το κεντρικό τμήμα της ανατινάχτηκε μαζί με τον κρατήρα του ηφαιστείου από τη Μινωική έκρηξη που έγινε το 1613 π.Χ. και είχε ως αποτέλεσμα τη δημιουργία αυτού που σήμερα ονομάζουμε καλδέρρα της Σαντορίνης και την καταστροφή του προϊστορικού πολιτισμού του νησιού. Στο θαλάσσιο χάσμα που σχηματίστηκε μεταξύ Θήρας και Θηρασίας, που έχει βάθος 1.500 μέτρων, κατά καιρούς βγήκαν στην επιφάνεια ηφαιστειακοί κώνοι που σχημάτισαν τα εξής νησιά: την Παλαιά, τη Μικρή και τη Νέα Καμένη, την Καμένη Γεωργίου του Α', την Καμένη του Φουιέ, την Αφρόσσα και τη Δάφνη. Όλα αυτά τα νησιά μεγάλωναν σιγά-σιγά και ενώθηκαν, εκτός από την Παλαιά Καμένη. (πηγή : Βικιπαιδεία)

Γεωγραφία

Η Σαντορίνη βρίσκεται σε γεωγραφικό πλάτος από 36ο 19' 56" έως 36ο 28' 40" Βόρειο και γεωγραφικό μήκος από 25ο 19' 22" έως 25ο 29' 13" Ανατολικό. Η σημερινή ημικυκλική και περισσότερο πεταλοειδής μορφή της νήσου οφείλεται στις κατά καιρούς ηφαιστειακές εκρήξεις που μετέβαλαν το αρχικό στρογγυλό σχήμα της. Η όψη της από τη πλευρά του ηφαιστείου παρουσιάζεται βραχώδης και απόκρημνη σε αντίθεση με την ομαλότητα του εδάφους της στο υπόλοιπό της. Η επιφάνειά της, 76,19 τετραγωνικά χιλιόμετρα, είναι κατά το πλείστον ελαφρόπετρα πολύ δεκτική σε καλλιέργεια. Στο ΝΑ τμήμα της, βρίσκεται το βουνό του Προφήτη Ηλία με το ομώνυμο μοναστήρι του 18ου αιώνα, το οποίο έχει υψόμετρο 567 μέτρα και αποτελείται από τιτανώδη βράχια και λευκό μάρμαρο. Αυτά τα ασβεστολιθικά πετρώματα είναι τα παλαιότερα της Σαντορίνης και σχημάτιζαν ένα μικρό νησί πριν αρχίσει η ηφαιστειακή δραστηριότητα[1]. Συνέχεια αυτού είναι το Μέσα Βουνό ή Βουνό του Αγίου Στεφάνου, λόγω του παλαιοχριστιανικού ναού που υπάρχει εκεί και το οποίο έχει υψόμετρο 366 μέτρα. Ο ενδιάμεσος αυχέννας που συνδέει τα δύο βουνά αποκαλείται Σελλάδα. Η περίμετρος της Σαντορίνης είναι περίπου 36 ναυτικά μίλια και παρουσιάζει έξι όρμους: Το Αμμούδι ή Άγιος Νικόλαος, στη Πάνω Μεριά (Οία Θήρας), της Αρμένης, επίσης στη Πάνω Μεριά, τον όρμο Μουζάκι, τους όρμους Φηρών και Αθηνιού και τον όρμο του Μπάλου στο Ακρωτήριο.

Γενικά η Σαντορίνη είναι άνυδρος και ξερή, χωρίς λίμνες, ποταμούς, ρεματιές ή χαράδρες. Οι αρδευτικές ανάγκες της καλύπτονται κυρίως από γεωτρήσεις που γίνονται στο υπέδαφος της, όπου συγκεντρώνεται κυρίως το βρόχινο νερό. Υφίστανται στη νήσο τρεις κύριες πηγές καθώς και τέσσερις ιαματικές πηγές. Το έδαφος του νησιού είναι ηφαιστειογενές, πεδινό στο μεγαλύτερο μέρος του και βραχώδες από την πλευρά του ηφαιστείου.[2] Το έδαφος είναι εύφορο και ευνοεί την καλλιέργεια των αμπελιών, της φάβας και της ντομάτας (άνυδρη και μικρόκαρπη ποικιλία). Στο νησί καλλιεργούνται 15.000 στρέμματα με αμπελώνες, ενώ σχεδόν τα μισά (7.100 στρέμματα) καλλιεργούνται στην περιοχή της Οίας. Η υψηλότερη κορυφή είναι ο Προφήτης Ηλίας (567μ.).

Ο Αμπελώνας της Σαντορίνης

Σήμερα η αμπελοκαλλιέργεια αποτελεί τον σημαντικότερο τομέα αγροτικής παραγωγής στη Σαντορίνη. Η ιστορία της χάνεται στους προϊστορικούς χρόνους. Ο αμπελώνας της Σαντορίνης αποτελεί τον πλέον παραδοσιακό σε ολόκληρο τον Ελλαδικό χώρο. Το αμπέλι ευδοκίμει όχι μόνο επειδή αντέχει στην ξηρασία, αλλά και επειδή είναι ένα από τα λίγα ξυλώδη φυτά που οι ρίζες του καταφέρνουν να διαπεράσουν τη θηραϊκή γη.

Το αμπέλι και το κρασί ήταν στο επίκεντρο της οικονομικής, κοινωνικής και πολιτιστικής ζωής της Θήρας. Από τα σταφύλια των ντόπιων ποικιλιών παράγονται υψηλής ποιότητας κρασιά τα οποία χαρακτηρίζονται από το μοναδικό οικοσύστημα του νησιού. Η παραγωγή κρασιού ξεπερνούσε τις ανάγκες των κατοίκων και έγινε εξαγωγίμο προϊόν υψηλής ποιότητας, την εποχή της ανάπτυξης της ναυτιλίας. Οι αμπελώνες ξεκινούν από τα 300 μ. και φτάνουν μέχρι το επίπεδο της θάλασσας. Οι κάτοικοι προστατεύουν το έδαφος από τη διάβρωση και περιορίζουν τις απώλειες νερού δημιουργώντας πεζούλες και ξερολιθιές.

Ο αμπελώνας του νησιού είναι πανάρχαιος, με ποικιλίες πανάρχαιες. Τα ευρήματα στις ανασκαφές της προϊστορικής πόλης του Ακρωτηρίου συνηγορούν στο ότι υπήρχε καλλιέργεια αμπελιού στο νησί τουλάχιστον από τον 17ο αιώνα π.Χ. Οι κάτοικοι του Ακρωτηρίου ασχολούνταν με την αμπελοκαλλιέργεια, την οινοποίηση και το εμπόριο κρασιού.

Ο προϊστορικός αμπελώνας καταστράφηκε με τη μεγάλη έκρηξη του ηφαιστείου. Σύμφωνα με τον Ηρόδοτο, μετά την καταστροφή οι Φοίνικες, και όσοι άποικοι ακολούθησαν δοκίμασαν να καλλιεργήσουν φυτά που έφεραν μαζί τους, αλλά μόνο το αμπέλι επιβίωσε. Στο νέας σύστασης ηφαιστειακό έδαφος δημιουργήθηκε και πάλι αμπελώνας, γύρω στα 1200 π.Χ. Έτσι, μάλλον δεν υπερβάλλει κανείς όταν λέει ότι έχει ηλικία πάνω από 3.200

ετών, εφόσον από τότε μέχρι σήμερα καλλιεργείται αδιάκοπα -και μάλιστα είναι ο μοναδικός στην Ευρώπη που δεν καταστράφηκε από φυλλοξήρα. Για να προστατέψουν τα φυτά από τους ανέμους και την ξηρασία οι αμπελουργοί χρησιμοποιούσαν, και εξακολουθούν να χρησιμοποιούν, μια συγκεκριμένη τεχνική κλαδέματος, τις «κιουλούρες». Κλαδεύοντας τις αμπελιές σχηματίζουν ένα χαμηλό καλάθι, ώστε τα σταφύλια να προφυλάσσονται καθώς ωριμάζουν μέσα στην αμπελιά.

Το πιο σημαντικό στοιχείο του αμπελώνα της Σαντορίνης είναι ο ποικιλιακός της πλούτος. Αποτελεί μια μεγάλη αμπελογραφική συλλογή, αφού διασώζει περισσότερες από 50 ποικιλίες αμπέλου ορισμένες από τις οποίες είναι σπάνιες και έχουν μοναδικά αμπελογραφικά και οινολογικά χαρακτηριστικά. Βασική ποικιλία του αμπελώνα είναι το Ασύρτικο, η καλύτερη κατά πολλούς, λευκή ποικιλία σε ολόκληρη τη μεσογειακή λεκάνη, η οποία στο ιδιόμορφο εδαφοκλιματικό περιβάλλον της Σαντορίνης έχει προσαρμοστεί τέλεια και δίνει προϊόντα με ξεχωριστά χαρακτηριστικά. Το Ασύρτικο συμπληρώνουν οι δύο άλλες βασικές λευκές ποικιλίες του αμπελώνα, το Αθήρι και το Αϊδάνι, από την συνινοποίηση των οποίων προκύπτει το Ονομασίας Προέλευσης Ανωτέρας Ποιότητας λευκό ξηρό (ΟΠΑΠ) ΣΑΝΤΟΡΙΝΗ. Άλλες λευκές ποικιλίες αμπέλου που φιλοξενούνται στον αμπελώνα της Σαντορίνης είναι η Αγριογλυκάδα, το Ασπροβουδόματο, η Ασπρούδα Σαντορίνης, η Γαϊδουριά, η Άσπρη Βάφτρα, η Ασπρομαντηλαριά, η Γλυκάδα, το Κρητικό, το Ποταμίσι, το Πλατάνι, το Κατσανό, το Φλασικασύρτικο, ο Σταυραχιώτης. Από τις ερυθρές ποικιλίες η Αιγαιοπελαγίτικη Μαντηλαριά κατέχει τη πιο σημαντική θέση στον αμπελώνα της Σαντορίνης και πλαισιώνεται από το Μαυράθηρο, τη Βάφτρα, το Βουδόματο, το Μαυροτράγανο, το Σιδερίτη, τη Γλυκάδα την κόκκινη, το μαύρο Αϊδάνι. Χάρη στη μεγάλη παράδοση του νησιού στο χώρο του κρασιού τα οινοποιεία που λειτουργούν είναι πολλά.

3.2 Συλλογή και προ-επεξεργασία δεδομένων

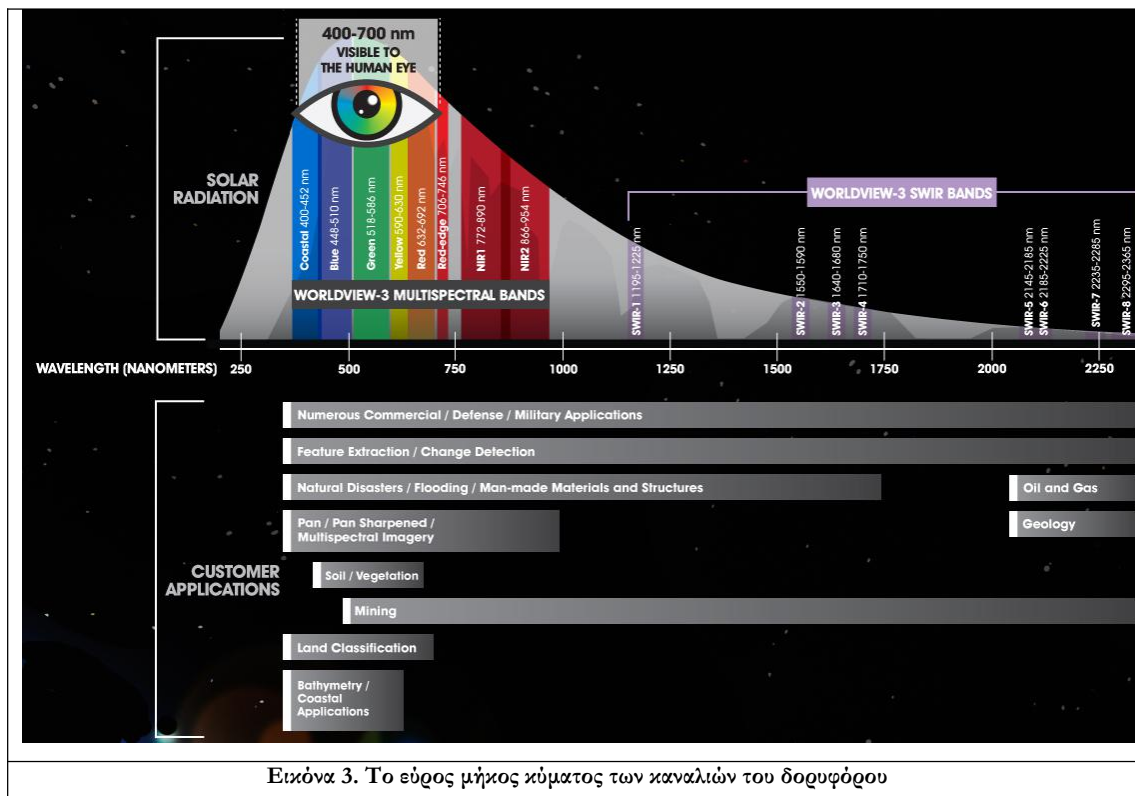
Η συλλογή των απαραίτητων δεδομένων περιελάμβανε τη λήψη μιας δορυφορικής εικόνας WorldView-3 της περιοχής, του έτους 2018. Η λήψη της εικόνας πραγματοποιήθηκε μέσα στο χρονικό εύρος ± 2 εβδομάδες πριν την έναρξη του περικασμού (*véraison*), χρονικό στάδιο που θεωρείται ότι είναι το βέλτιστο για τη διενέργεια εφαρμογών αμπελουργίας ακριβείας (Lamb et al.). Ο περικασμός είναι το στάδιο προς τη λήξη της φάσης της αύξησης της ράγας και της έναρξης της ωρίμανσης, όποτε και αρχίζουν να γυαλίζουν, ενώ γρήγορα διογκώνονται και μαλακώνουν. Βαθμιαία γίνεται η διάσπαση της χλωροφύλλης των ραγών, οπότε παύουν να ναι πράσινες και προοδευτικά εμφανίζεται το χρώμα της κάθε ποικιλίας. Η

διαδικασία της αλλαγής του χρώματος διαρκεί λίγες μέρες , ενώ για την εισαγωγή της ράγας στον περκασμό απαιτείται συνήθως μια μόνο μέρα.

Δορυφορικός αισθητήρας WorldView-3

Ο δορυφόρος WorldView-3, βρίσκεται σε τροχιά γύρω από τη Γη, σε υψόμετρο 61711 km και φέρει έναν υπερσύγχρονο αισθητήρα με υψηλή φασματική και χωρική ανάλυση. Ο δορυφόρος αισθητήρας συγκεκριμένα διαθέτει 31cm χωρική ανάλυση στο παγχρωματικό, 1,24m στα πολυφασματικά και 3,7m στο μέσο υπέρυθρο. Έχει μέσο χρόνο επανάληψης λήψης μικρότερο της μίας ημέρας. Η γεωργία και οι σχετικές με αυτήν εφαρμογές, ωφελήθηκαν σε μεγάλο βαθμό από τις προδιαγραφές που παρέχει ο δορυφόρος WorldView-3. Οι ατμοσφαιρικά διορθωμένες απεικονίσεις, σε συνδυασμό με τα 16 φασματικά κανάλια του, επιτρέπουν την ακριβή χαρτογράφηση μοτίβων καλλιεργείων. Τα φασματικά κανάλια που παρέχει ο δορυφόρος WorldView-3, παρουσιάζονται στις εικόνες 3,4 ακολούθως.

(worldview3.digitalglobe.com)



Εικόνα 3. Το εύρος μήκους κύματος των καναλιών του δορυφόρου

Sensor Bands	Panchromatic: 450 - 800 nm	
	8 Multispectral:	
	Coastal: 400 - 450 nm	Red: 630 - 690 nm
	Blue: 450 - 510 nm	Red Edge: 705 - 745 nm
	Green: 510 - 580 nm	Near-IR1: 770 - 895 nm
	Yellow: 585 - 625 nm	Near-IR2: 860 - 1040 nm
	8 SWIR Bands:	
	SWIR-1: 1195 - 1225 nm	SWIR-5: 2145 - 2185 nm
	SWIR-2: 1550 - 1590 nm	SWIR-6: 2185 - 2225 nm
	SWIR-3: 1640 - 1680 nm	SWIR-7: 2235 - 2285 nm
	SWIR-4: 1710 - 1750 nm	SWIR-8: 2295 - 2365 nm
	12 CAVIS Bands:	
	Desert Clouds: 405 - 420 nm	Water-3: 930 - 965 nm
	Aerosol-1: 459 - 509 nm	NDVI-SWIR: 1220 - 1252 nm
	Green: 525 - 585 nm	Cirrus: 1350 - 1410 nm
	Aerosol-2: 620 - 670 nm	Snow: 1620 - 1680 nm
	Water-1: 845 - 885 nm	Aerosol-3: 2105 - 2245 nm
	Water-2: 897 - 927 nm	Aerosol-3: 2105 - 2245 nm

Εικόνα 4. κανάλια του αισθητήρα και μήκη κύματος (πηγή: <https://www.satimagingcorp.com>)

Προεπεξεργασία εικόνων

Ως προεπεξεργασίες ορίζονται οι διαδικασίες εκείνες που προηγούνται της εφαρμογής της βασικής μεθοδολογίας. Σκοπός τους είναι η βελτίωση και προετοιμασία των υπό μελέτη δεδομένων. Αρχικά η πολυφασματική δορυφορική εικόνα έπρεπε να διορθωθεί τόσο ραδιομετρικά όσο και ατμοσφαιρικά και έπειτα να συγχωνευτεί με την παγχρωματική. Η συγχωνευμένη πλέον εικόνα περικόπηκε σε νέες διαστάσεις οι οποίες και απεικόνιζαν την ειδικότερη περιοχή που εν τέλει μελετήθηκε. Παράλληλη επεξεργασία, η οποία όμως αναλύεται στην επόμενη ενότητα, αποτελεί και η παραγωγή των δεδομένων ελέγχου, μέσω της ψηφιοποίησης τόσο των αμπελώνων, όσο και των αμπελοτεμαχίων, σε περιβάλλον QGIS και η μετατροπή τελικά της εικόνας σε δυαδική (binary), με χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Python.

Η δορυφορική εικόνα που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα διπλωματική ήταν ήδη ατμοσφαιρικά διορθωμένη οπότε χρειάστηκε μόνο να συγχωνευτεί (pan-sharpened), προκειμένου να ξεκινήσει το επόμενο στάδιο επεξεργασίας της, δηλαδή της μετατροπής της σε δυαδική και της παραγωγής δεδομένων ελέγχου.

Ατμοσφαιρική και Ραδιομετρική διόρθωση εικόνας

Η αποκατάσταση της εικόνας, ή αλλιώς διόρθωση, αποτελεί ένα από τα πιο σημαντικά στάδια της ψηφιακής επεξεργασίας, γιατί τα επόμενα στάδια, όπως η βελτίωση και η ταξινόμηση, βασίζονται σε μεγάλο βαθμό σε αυτήν. Οι πιθανές ατέλειες του πρώτου σταδίου θα μεγιστοποιηθούν στα επόμενα στάδια, με αποτέλεσμα να έχουμε μείωση της πληροφόρησης από την εικόνα που τελικά θα δημιουργηθεί.

Η ραδιομετρική διόρθωση προηγείται της ατμοσφαιρικής και επιτυγχάνεται μέσω της ραδιομετρικής βαθμονόμησης (radiometric calibration), όπου και οι πρωτογενείς ψηφιακές τιμές που αντιπροσωπεύουν την σχετική ακτινοβολία (relative radiance) μετατρέπονται σε τιμές απόλυτης ακτινοβολίας (absolute radiance).

Η ένταση του ηλεκτρομαγνητικού σήματος που λαμβάνει ένας δορυφορικός δέκτης εξαρτάται από τους ακόλουθους παράγοντες (Mather, 1999)

- α) Την ανάκλαση από τον στόχο.
- β) Την κλίση και τον προσανατολισμό της επιφάνειας σε σχέση με το ηλιακό αζιμούθιο.
- γ) Την ατμοσφαιρική επίδραση.
- δ) Τη γωνία λήψης του δέκτη.
- ε) Τη γωνία του ηλιακού ύψους.

Είναι λοιπόν φανερό ότι η ατμόσφαιρα παίζει πολύ σημαντικό ρόλο στην εξασθένηση του σήματος που φθάνει στον δορυφόρο. Αν και η τεχνολογία σήμερα έχει εξελιχθεί σε μεγάλο βαθμό και οι δέκτες-σαρωτές καταγράφουν με τον καλύτερο τρόπο την ανακλώμενη ακτινοβολία, αρκετές φορές η επίδραση της ατμόσφαιρας είναι μεγάλη και ειδικότερα στα μήκη κύματος του ορατού φάσματος. Τα τελευταία χρόνια έχουν αναπτυχθεί αρκετοί αλγόριθμοι για την εφαρμογή των ατμοσφαιρικών διορθώσεων στις δορυφορικές εικόνες, έχοντας σαν σκοπό να προσεγγίσουν την πραγματικότητα. Η προσέγγιση αυτή πολλές φορές δεν είναι εφικτή λόγω της έλλειψης των απαραίτητων στοιχείων που απαιτούνται για την εφαρμογή του αλγόριθμου και τα οποία αφορούν την ατμόσφαιρα και τη δορυφορική λήψη για τη συγκεκριμένη ημερομηνία.

Οι ατμοσφαιρικές διορθώσεις σε ορισμένες περιπτώσεις αποτελούν ένα απαραίτητο στάδιο προεπεξεργασίας των δεδομένων, θα πρέπει όμως να γίνονται προσεκτικά, ανάλογα με το αντικείμενο και τον στόχο της εφαρμογής, διότι είναι ένα δύσκολο κομμάτι της επεξεργασίας και είναι δυνατό να αλλοιώσουν τα πρωτογενή δεδομένα και να μην επιτευχθεί η βελτίωση που επιζητείται. Η επίδραση της ατμόσφαιρας στην ηλιακή ακτινοβολία που ανακλάται σε μια επιφάνεια έχει ως αποτέλεσμα μέρος της ακτινοβολίας να σιεδαστεί, να απορροφηθεί ένα άλλο και το υπόλοιπο να φτάσει στο δορυφορικό αισθητήρα. Η επιφάνεια του εδάφους δεν δέχεται όμως μόνο την άμεση ακτινοβολία του ήλιου αλλά και τη διάχυτη ηλιακή ακτινοβολία η οποία προέρχεται από τη σκέδαση της άμεσης ακτινοβολίας στην

ατμόσφαιρα πριν αυτή φτάσει στο έδαφος. Η διάχυτη ακτινοβολία φτάνει στον δορυφορικό αισθητήρα είτε κατευθείαν από την ατμόσφαιρα είτε ανακλώμενη στην επιφάνεια του εδάφους και σε νέφη ως ακτινοβολία διαδρομής. Ακτινοβολία που φτάνει στο δορυφορικό αισθητήρα, αποτελεί το άθροισμα όλων των παραπάνω συνιστωσών.

Η διόρθωση αυτή αποσκοπεί στη παραγωγή εικόνων ανακλαστικότητας (reflectance), με αφαίρεση των επιδράσεων της ατμόσφαιρας επί της καταγεγραμμένης έντασης της ανακλώμενης ακτινοβολίας, από την οποία προκύπτει η πρωτογενής εικόνα του δορυφόρου.

Συγχώνευση εικόνων

Τις τελευταίες δεκαετίες έχει αποκτηθεί, μέσω των δορυφόρων, τεράστιος αριθμός δορυφορικών απεικονίσεων μεγάλης σημασίας για διάφορες εργασίες και εφαρμογές. Οι ολοένα αυξανόμενες ανάγκες για προϊόντα υψηλής ανάλυσης έχουν ωθήσει στον σχεδιασμό και την χρήση συσκευών υψηλής απόδοσης. Λόγω φυσικών περιορισμών όμως, η απόκτηση προϊόντων υψηλής χωρικής και φασματικής ανάλυσης δεν έχει επιτευχθεί με χρήση μιας και μοναδικής συσκευής/μεθόδου. Βιώσιμη λύση σε αυτόν τον περιορισμό παρέχουν οι τεχνικές και μέθοδοι συγχώνευσης των δορυφορικών απεικονίσεων, αφού βασίζονται στην συγχώνευση εικόνων υψηλής χωρικής ανάλυσης με πολυφασματικά δεδομένα. (Vivone, 17 April 2019)

Ο όρος συγχώνευση εικόνας (*Image fusion*) αναφέρεται σε κάθε διαδικασία συνδυασμού δύο ή και περισσότερων εικόνων σε μια τελική παράγωγη εικόνα. Η συγχώνευση εικόνων συναντάται στη διεθνή βιβλιογραφία με τους όρους: fusion, pan-sharpening, resolution merge, image integration ή multi-sensor data fusion ([Vijayaraj et al. & Kumar et al.]). Η συγχώνευση εικόνων μπορεί να αναφέρεται σε συγχώνευση εικόνων από διαφορετικούς δέκτες (multi-sensor data fusion), συγχώνευση διαφορετικών τύπου εικόνων (π.χ. οπτικές με SAR) αλλά και στη συγχώνευση της πολυφασματικής με την παγχρωματική εικόνα (pan-sharpening). Το pan-sharpening αποτελεί μια περίπτωση συγχώνευσης εικόνας και αναφέρεται στη διαδικασία δημιουργίας μιας νέας εικόνας από τη συγχώνευση της παγχρωματικής εικόνας υψηλής χωρικής ανάλυσης με την πολυφασματική εικόνα χαμηλότερης χωρικής ανάλυσης. Το τελικό προϊόν είναι μια εικόνα με αυξημένες ικανότητες ερμηνείας και πιο αξιόπιστα αποτελέσματα, αφού συνδυάζονται δεδομένα με διαφορετικά χαρακτηριστικά. Με αυτό τον τρόπο αναδεικνύονται όλα τα πλεονεκτήματα των πρωτογενών δεδομένων και βελτιώνεται η πληροφορία. Η παραγωγή εικόνας με την υψηλή χωρική ανάλυση της παγχρωματικής, και την φασματική ανάλυση της πολυφασματικής, δεν είναι συμφέρουσα από άποψη βέλτιστης διαχείρισης πόρων. Το γεγονός αυτό, έχει

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

Οι βασικές μέθοδοι για τη συγχώνευση εικόνων, ανήκουν πρακτικά σε δύο βασικές κατηγορίες: αυτές που λειτουργούν με υποκατάσταση συνιστωσών (Component Substitution-CS) και αυτές που αξιοποιούν την τεχνική MRA (MultiResolution Analysis) (al. G. V., May 2015)]. Στην πρώτη κατηγορία, οι μέθοδοι βασίζονται σε έναν μετασχηματισμό «προς τα εμπρός» (πρόκειται για έναν ταχυστή/πίνακα που κινείται προς τα μπρος σε έναν δισδιάστατο διανυσματικό χώρο). Ο εν λόγω ταχυστής, εφαρμόζεται στα πολυφασματικά δεδομένα με σκοπό το διαχωρισμό της χωρικής πληροφορίας με βάση τη φασματική της υπογραφή. Στη συνέχεια, εκτελείται η υποκατάσταση της χωρικής αυτής πληροφορίας με την πληροφορία στην παγχρωματική εικόνα με σκοπό την ενίσχυση/βελτίωση της πολυφασματικής εικόνας . Κατά αυτόν τον τρόπο, ολοκληρώνεται η διαδικασία της συγχώνευσης των απεικονίσεων, επιστρέφοντας στην αρχική πολυφασματική εικόνα, η οποία μέσω του μετασχηματισμού έχει πλέον βελτιωθεί ως προς την χωρική της ανάλυση. Αξιοσημείωτα παραδείγματα αυτής της κατηγορίας είναι οι μέθοδοι : Intensity-hue-saturation (IHS), Gram-Schmidt Adaptive (GSA) spectral sharpening και η Band-dependent spatial-detail (BDS). Στη συγκεκριμένη εργασία η τεχνική της συγχώνευσης εικόνας υλοποιήθηκε μέσω του λογισμικού PanFusion που έχει δημιουργηθεί από τον Υποψήφιο Διδάκτορα Ε.Μ.Π, Αριστείδη Βαϊόπουλο. Το λογισμικό αυτό προσφέρει πληθώρα διαφορετικών μεθόδων για τη διενέργεια συγχώνευσης εικόνων. Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, εφαρμόστηκαν οι μέθοδοι Modified IHS, High Pass filter(HPF), Band-Dependent Spatial-Detail (BDS) High Pass Filter Classic (HPFC), . Τα δεδομένα εισόδου, για τη συγχώνευση εικόνων με το λογισμικό PanFusion, ήταν :

- Η περικομμένη παγχρωματική εικόνα (Panchromatic Image)
- Η περικομμένη πολυφασματική εικόνα (Multispectral Image)
- Η επιλογή παρεμβολής (bicubic, bilinear, nearest, already interpolated)
- Ο επιθυμητός συντελεστής ακρίβειας-ανάλυσης της παραγόμενης εικόνας
- Ο δορυφορικός αισθητήρας (Ikonos, WorldView etc)
- Ο τύπος δεδομένων (datatype) της εξαγόμενης εικόνας
- Τα επιθυμητά κανάλια απεικόνισης της συγχωνευμένης εικόνας.

Αναφέρεται σε αυτό το σημείο ότι στην παρούσα εργασία επιλέχθηκαν σαν δεδομένα εισόδου τα εξής : bicubic παρεμβολή, συντελεστής ακρίβειας ίσος με 4, όσο για τον τύπο των δεδομένων επιλέχθηκε uint16.

Στις ακόλουθες εικόνες απεικονίζονται βήμα-βήμα, όλα τα στάδια που πραγματοποιήθηκαν για τη συγχώνευση της παγχρωματικής με την πολυφασματική εικόνα της περικυμμένης περιοχής μελέτης. Αναλυτικότερα, απεικονίζεται η περικυμμένη πολυφασματική και παγχρωματική εικόνα αντίστοιχα (Εικόνα 3). Από αυτές , τα καλύτερα αποτελέσματα έδωσαν οι μέθοδοι BDSB και HPFC , τα αποτελέσματα των οποίων παρουσιάζονται συγκριτικά στην Εικόνα 4. Εκ των δύο, προτιμήθηκε η μέθοδος HPFC, αφού διαπιστώθηκε ότι έδωσε πιο ευκρινή αποτελέσματα από την BDSB πράγμα που μπορεί να διαπιστωθεί οπτικά στην Εικόνα 5, που απεικονίζεται μια μικρότερη περιοχή της συγχωνευμένης εικόνας και με τις δύο μεθόδους.



Εικόνα 3. Η περικυμμένη πολυφασματική (αριστερά) και η περικυμμένη παγχρωματική (δεξιά) απεικόνιση της περιοχής μελέτης πριν τη διαδικασία της συγχώνευσης.



Εικόνα 4. Εικόνα μετά τη συγχώνευση : α) μέθοδος HPFC, b) μέθοδος BDSB



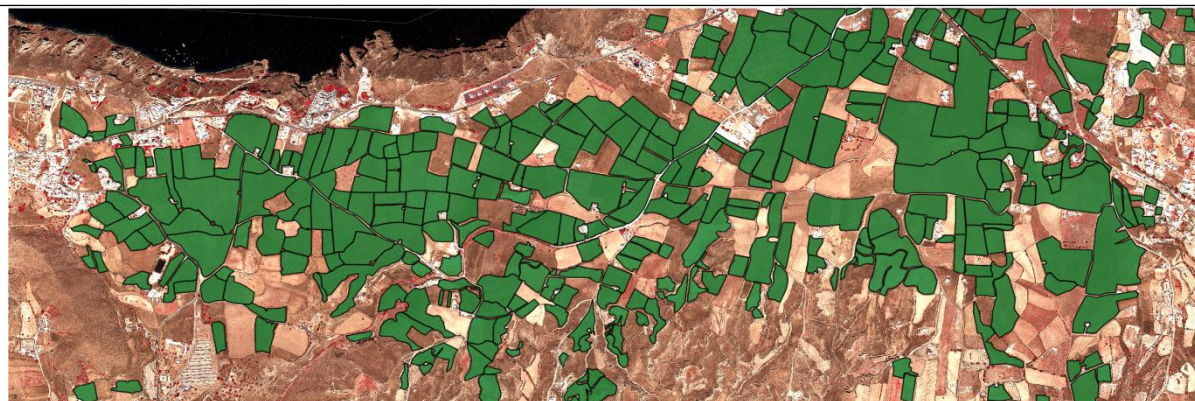
Εικόνα 5. Σύγκριση των δύο παραπάνω μεθόδων

3.3 Δημιουργία δεδομένων ελέγχου

Η παραγωγή των δεδομένων ελέγχου πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον Quantum GIS (εκδ. 2.18.28 Las Palmas) . Ψηφιοποιήθηκαν το σύνολο των αμπελοτεμαχίων (337) και πρέμνων (25628) για ολόκληρη την περιοχή. Τόσο τα αμπελοτεμάχια όσο και τα πρέμνα που ψηφιοποιήθηκαν, αναγνωρίστηκαν με φωτοερμηνευτικές μεθόδους. Η ψηφιοποίηση των αμπελοτεμαχίων πραγματοποιήθηκε πάνω στην αρχική πολυφασματική εικόνα WorldView 3, ενώ των πρέμνων πάνω στην περικομμένη και συγχωνευμένη (Pan-sharpened) εικόνα.

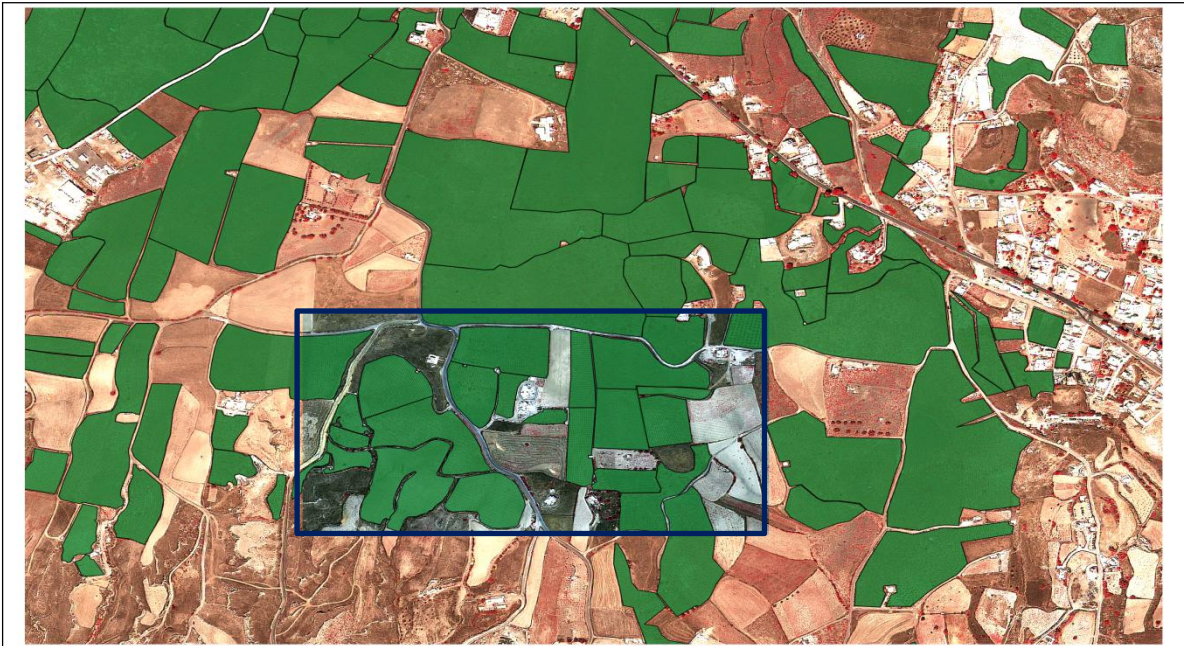
Αρχικά ψηφιοποιήθηκαν τα δεδομένα ελέγχου για τη θέση των αμπελοτεμαχίων σε όλη την έκταση της δορυφορικής απεικόνισης, ώστε να εντοπιστεί, να επιλεγεί και να περικυβεί, η καταλληλότερη υποπεριοχή για τις περαιτέρω -υψηλού υπολογιστικού φόρτου—επεξεργασίες. Ουσιαστικά σχεδιάστηκε ένα διανυσματικό επίπεδο (shapefile layer) που περιλάμβανε τα αμπελοτεμάχια των εικόνων. Η επιλογή της τελικής περιοχής μελέτης έγινε με βάση τόσο την πυκνότητα των αμπελοτεμαχίων όσο και με τη διάταξη, την ποιότητα και το μέγεθος των πρέμνων στην περιοχή αυτή. Η επιλογή μιας περιοχής με τέτοια χαρακτηριστικά κρίθηκε απαραίτητη προκειμένου να διευκολυνθεί η ψηφιοποίηση των πρέμνων, καθώς η ιδιαίτερη μορφή τους στο νησί της Σαντορίνης (κυπελλοειδής μορφή), τα καθιστά πολλές φορές δυσδιάκριτα και την ψηφιοποίηση ιδιαίτερος δύσκολη και χρονοβόρα. Παρόλες τις δυσκολίες, ψηφιοποιήθηκαν σε ολόκληρη την εικόνα 337 αμπελοτεμάχια και έπειτα από φωτοερμηνευτική μελέτη όλης της περιοχής επιλέχθηκε υπό-περιοχή στην οποία ψηφιοποιήθηκαν όλα τα πρέμνα (25628 φυτά) για να αρχίσει η πειραματική διαδικασία της

μεθοδολογίας της παρούσης εργασίας. Με αυτή τη διαδικασία δημιουργήθηκαν δηλαδή τα διανυσματικά αρχεία που περιείχαν τα φυτά που μετέπειτα συμμετείχαν στις ταξινομήσεις.

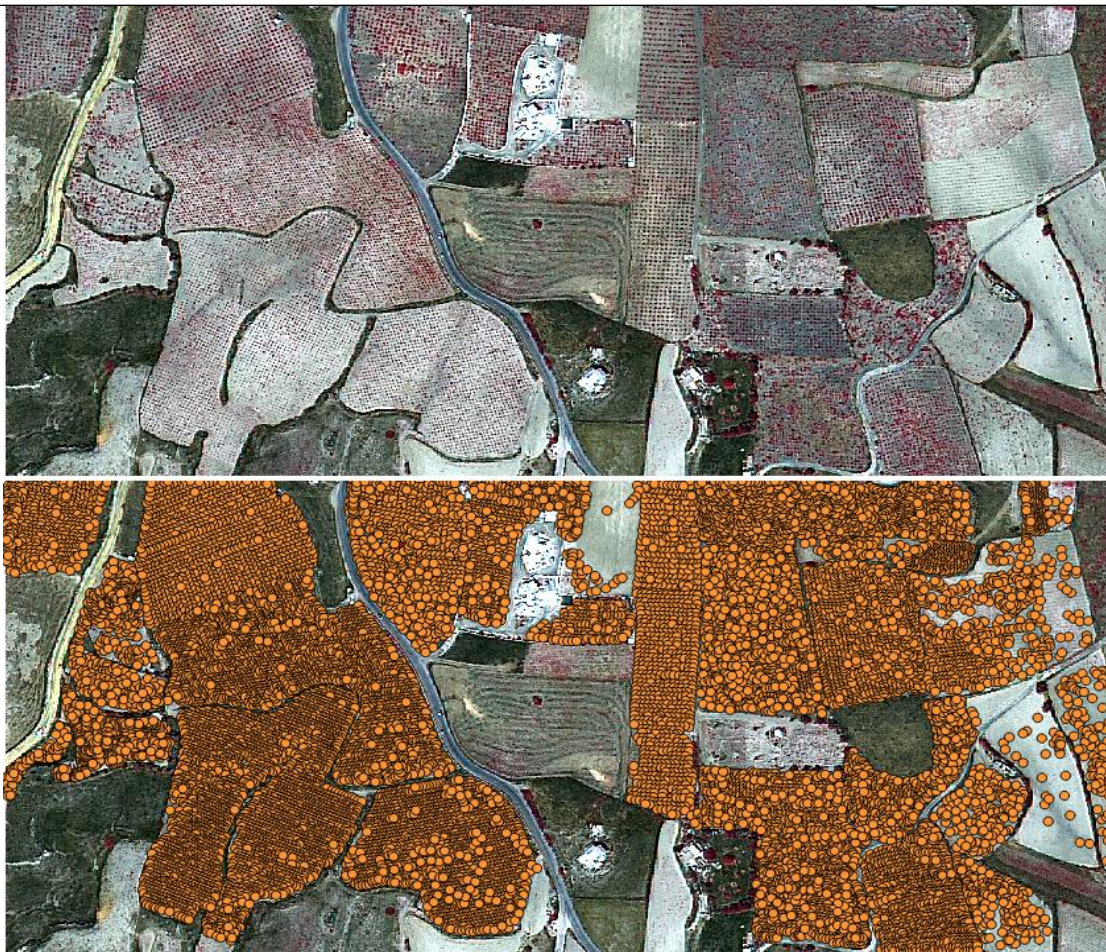


Εικόνα 6. Τα δεδομένα ελέγχου για τη θέση των αμπελοτεμαχίων σε ολόκληρη την περιοχή της εικόνας WorldView-3 σε ψευδέγχρωμο σύνθετο όπου το υπέρυθρο βρίσκεται στο κόκκινο

Η Εικόνα 6 απεικονίζει όλα τα αμπελοτεμάχια που εντοπίστηκαν και στην συνέχεια ψηφιοποιήθηκαν στην έκταση της πολυφασματικής απεικόνισης. Το εν λόγω διανυσματικό αρχείο δημιουργήθηκε προκειμένου να γίνει μια αρχική επισκόπηση της πυκνότητας αμπελοτεμαχίων στην ευρύτερη περιοχή και χρησίμευσε στην επιλογή της κατάλληλης υπο-περιοχής που επρόκειτο να χρησιμοποιηθεί για την συνέχεια της μεθοδολογίας. Σημειώνεται ότι στην εν λόγω εικόνα απεικονίζονται με πράσινο και τα 337 αμπελοτεμάχια που εντοπίστηκαν στην περιοχή με φωτοερμηνευτικές μεθόδους. Η επόμενη εικόνα (Εικόνα 7) απεικονίζει την υπο-περιοχή που επιλέχθηκε τελικά από όλη την αρχική εικόνα, καθώς εκείνο το σημείο κρίθηκε ως το καταλληλότερο για την μελέτη του αυτόματου εντοπισμού των πρέμων. Η επιλογή της εν λόγω υπο-περιοχής επέτρεψε την συνέχιση της διαδικασίας παραγωγής δεδομένων ελέγχου, που περιελάμβανε την ψηφιοποίηση των 25628 πρέμων που εντοπίστηκαν με φωτοερμηνεία στην περιοχή εκείνη. Η υπο-περιοχή μελέτης της συγχωνευμένης εικόνας πριν και μετά την ψηφιοποίηση των πρέμων αμπέλου, παρουσιάζονται συγκριτικά στην Εικόνα 8 ώστε να διαπιστωθεί η εμφανής διαφορά σε μέγεθος, διάταξη, σχήμα και πυκνότητα που μπορεί να έχει ένα πρέμνο από αμπελοτεμάχιο σε κάποιο άλλο. Αξίζει να σημειωθεί η διαχείριση κάθε προς ψηφιοποίηση πρέμνου ως σημειακό αντικείμενο και όχι ως πολύγωνο καθώς και ότι ενώ το μέγεθος του πρέμνου στην εικόνα αποτελούσε μια περιοχή περίπου 3*3 εικονοστοιχεία, στην ψηφιοποίηση διαχειρίστηκε ως σημείο που αντιστοιχούσε σε ένα μεμονωμένο εικονοστοιχείο, στο κέντρο περίπου του φυτού.



Εικόνα 7. Τα ψηφιοποιημένα αμπελοτεμάχια στην τελική περιοχή μελέτης απεικονισμένα σε μεγεθυμένη περιοχή της αρχικής εικόνας σε ψευδέγχρωμο σύνθετο με το υπέρυθρο στο κόκκινο



Εικόνα 8. Περιοχή μελέτης πριν και μετά την ψηφιοποίηση των πρέμων

3.4 Εντοπισμός Πρεμνών

Το επόμενο στάδιο μετά την συλλογή και επεξεργασία των δεδομένων καθώς και της δημιουργίας δεδομένων ελέγχου, ήταν η επίτευξη του στόχου της παρούσης εργασίας, δηλαδή της εύρεσης της κατάλληλης μεθόδου για τον εντοπισμό των πρεμνών με την βέλτιστη ακρίβεια, μέσω της δοθείσας δορυφορικής απεικόνισης. Για αυτό τον σκοπό κρίθηκε αναγκαία η εξαγωγή του δείκτη βλάστησης κανονικοποιημένων διαφορών NDVI (normalized difference vegetation index) με τη βοήθεια της γλώσσας προγραμματισμού, Python, από την πλέον διορθωμένη και συγχωνευμένη απεικόνιση της επιλεγείσας περιοχής μελέτης.

3.4.1 Εφαρμογή δείκτη βλάστησης NDVI

Ο δείκτης NDVI χρησιμοποιείται συχνά σε πληθώρα μελετών για την πρόβλεψη της γεωργικής παραγωγής, την παρακολούθηση της ξηρασίας, την παροχή βοήθειας για την πρόβλεψη των πυροσβεστικών ζωνών και για διάφορες άλλες εφαρμογές. Αξιοποιείται κυρίως στην παγκόσμια παρακολούθηση της βλάστησης, καθώς βοηθά στην αντιστάθμιση των αλλαγών στις συνθήκες φωτισμού, της κλίσης της γήινης επιφάνειας και άλλους εξωτερικούς παράγοντες. Υπολογίζεται πολύ εύκολα με βάση τον παρακάτω τύπο :

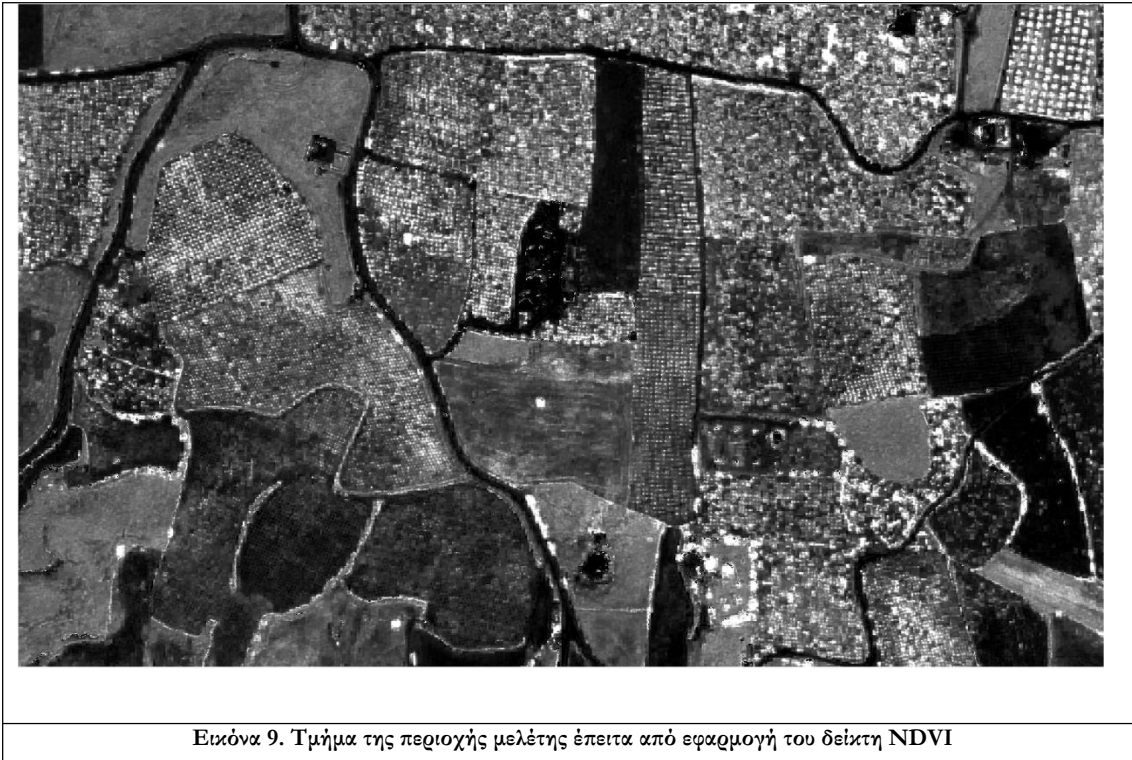
$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

NIR- reflection in the near-infrared spectrum

RED- reflection in the red range of the spectrum

Εξίσωση 1. Τύπος Υπολογισμού του δείκτη βλάστησης NDVI

Σύμφωνα με τον τύπο (Εξίσωση 1), η πυκνότητα της βλάστησης (NDVI) σε ένα συγκεκριμένο σημείο της εικόνας είναι ίση με τη διαφορά στις εντάσεις του ανακλώμενου φωτός στην περιοχή κόκκινου και υπερόθρου διαιρούμενη με το άθροισμα αυτών των εντάσεων. Με άλλα λόγια ο δείκτης αυτός είναι ένα μέτρο υπολογισμού της κατάστασης της ευρωστίας του φυτού με βάση το πώς το φυτό αντανακλά το φως σε ορισμένες συχνότητες (μερικά κύματα απορροφούνται και άλλα αντικατοπτρίζονται). (<https://eos.com>)



Εικόνα 9. Τμήμα της περιοχής μελέτης έπειτα από εφαρμογή του δείκτη NDVI

Στην παραπάνω εικόνα είναι εμφανές ότι η εφαρμογή του δείκτη έχει δώσει αυτόματα μια καλύτερη απεικόνιση της βλάστησης στην περιοχή μελέτης, παραμένουν όμως περιοχές στην εικόνα που είναι θολές και τα πρέμνα δυσδιάκριτα, πράγμα αναμενόμενο καθώς ο δείκτης NDVI έχει και κάποιες αδυναμίες, όπως στην περίπτωση που η κάλυψη βλάστησης είναι χαμηλή. Στις περιοχές αυτές με την χαμηλή βλάστηση, ότι είναι κάτω από την κόμη της βλάστησης συμβάλλει στο καταγραφόμενο σήμα ανάκλασης, το οποίο μπορεί να είναι γυμνό έδαφος, κατάλοιπα βλάστησης ή κάποιο άλλο είδος βλάστησης. Για παράδειγμα, αν η κάλυψη είναι 60%, τότε το 60% του σήματος είναι ενέργεια που αντανακλάται από τη βλάστηση ενώ το υπόλοιπο 40% είναι από ότι δεν καλύπτεται από τον θόλο των φυτών. Επίσης ο δείκτης βλάστησης NDVI ανιχνεύει την βλάστηση γενικά και όχι μεμονωμένα. Επομένως προκειμένου να εξαλειφθεί κάπως αυτός ο «θόρυβος», η παραπάνω εικόνα έπρεπε να κατωφλιωθεί και να μετατραπεί σε δυαδική εικόνα για να ξεχωρίσουν όσο το δυνατό περισσότερο τα πρέμνα από τις άλλες καλύψεις γης.

Αναφέρθηκε παραπάνω πως η χρήση του δείκτη NDVI έγινε με σκοπό την μετέπειτα κατωφλίωση της εικόνας, έτσι ώστε να μετατραπεί σε δυαδική. Κατωφλίωση εικόνας (Image Thresholding) είναι πρακτικά ο μετασχηματισμός μιας εικόνας f σε μια δυαδική (Binary) εικόνα g , ως εξής :

$$g(i,j) = 1 \text{ για } f(i,j) \geq T$$

$$g(i,j) = 0 \text{ για } f(i,j) < T$$

Όπου T : τιμή-κατώφλι.

Εξίσωση 2. Τύπος Μετασχηματισμού εικόνας σε δυαδική

Οι δορυφορικοί αισθητήρες είναι ικανοί να ανιχνεύουν επίπεδα ανάκλασης από τα υψηλότερης ανακλαστικής ικανότητας στα χαμηλότερα και τα εικονοστοιχεία (pixel) λαμβάνουν τιμές από 0-255, τιμές οι οποίες αντιπροσωπεύουν την ένταση του χρώματος κάθε εικονοστοιχείου. Επομένως χαμηλές τιμές ανακλαστικότητας απεικονίζονται ως σκούρα σημεία ενώ αντίστοιχα φωτεινά σημεία σε μια δορυφορική απεικόνιση έχουν υψηλότερη τιμή. Μέσω της επιλογής της κατάλληλης τιμής κατωφλίωσης T , όποιο εικονοστοιχείο είχε τιμή μεγαλύτερη ή ίση από το κατώφλι θα έπαιρνε τιμή 1, άρα θα απεικονιζόταν πλέον λευκό ενώ οποιαδήποτε τιμή εικονοστοιχείου μικρότερη από την επιλεγμένη θα απεικονιζόταν μαύρο. Με αυτό τον τρόπο, την κατωφλίωση δηλαδή της εικόνας στην οποία είχε εφαρμοστεί ο δείκτης NDVI, κανονικοποιήθηκαν αρχικά οι τιμές που μπορούσε να λάβει ένα εικονοστοιχείο (από 0-255 σε 0-1) στην εικόνα και έπειτα κατωφλιώθηκε και μετατράπηκε σε εικόνα δυαδικής μορφής όπου πλέον τα πράσινα θα εμφανίζονταν με λευκό χρώμα , ενώ οτιδήποτε άλλο θα εμφανιζόταν ως μαύρο φόντο.



Εικόνα 10. Κατωφλιωμένη εικόνα με $T=0,35$



Όταν όμως δοκιμάστηκε να αξιολογηθεί το κατά πόσον η κατωφλιωμένη εικόνα ανταποκρινόταν στην πραγματικότητα , δηλαδή αν μέσω της κατωφλίωσης επιτεύχθηκε με ταύτιση με τα ψηφιοποιημένα δεδομένα ελέγχου , η μέθοδος έδωσε πολύ μικρή ακρίβεια. Αυτή η πρώιμη μέθοδος που ακολουθήθηκε, ώστε να απεικονίζονται μόνο τα φυτά με λευκό χρώμα δεν πέτυχε να δώσει αξιόλογα αποτελέσματα , η ανάλυση όμως των αποτελεσμάτων έπεται σε επόμενο κεφάλαιο που αφορά στα αποτελέσματα και την αξιολόγηση των.

3.4.2 Μοντέλο μη-γραμμικής διάχυσης για την παρεμβολή εικόνας-Γενικά στοιχεία

Η επόμενη μέθοδος που εφαρμόστηκε, βασίζεται στην χρήση μοντέλων Μερικών Διαφορικών Εξισώσεων (ΜΔΕ). Η μεθοδολογία αυτή παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα, όπως τα ακόλουθα :

- Επειδή οι ΜΔΕ εμφανίζονται κατεξοχήν στη μαθηματική μοντελοποίηση φυσικών φαινομένων, μπορεί να αποκτηθεί φυσική διαίσθηση για τη συμπεριφορά της λύσης τους και να σχεδιαστούν μέθοδοι επεξεργασίας με επιθυμητές ιδιότητες μέσω της μίμησης και παραλλαγής φυσικών διεργασιών.

- Η μεθοδολογία των ΜΔΕ προσφέρει νέες ερμηνείες διάφορων κλασικών μεθόδων (π.χ. γκαουσιανή εξομάλυνση, median φιλτράρισμα διαμέσου, μορφολογική διαστολή και συστολή) σε ενοποιημένο πλαίσιο καθώς και γενικεύσεις των μεθόδων αυτών.

Η εφαρμογή των ΜΔΕ στην όραση Υπολογιστών έχει μεταξύ άλλων συνεισφέρει σημαντικά στην ανάπτυξη της θεωρίας των χώρων κλίμακας (scale spaces). Οι χώροι κλίμακας μιας εικόνας αποτελούν μία μονοπαραμετρική οικογένεια εικόνων, που περιλαμβάνει ολοένα και περισσότερο απλοποιημένες και αφαιρετικές αναπαραστάσεις της αρχικής εικόνας. Με τον τρόπο αυτό, εισάγεται μία ιεραρχία στις δομές της, αφού για μεγάλες τιμές της παραμέτρου κλίμακας, μόνο τα κυρίαρχα αντικείμενα της εικόνας παραμένουν εμφανή. Τέτοιου είδους ιεραρχίες βοηθούν στην μετάβαση από την απλή αναπαράσταση της εικόνας ως δισδιάστατο σήμα φωτεινότητας σε μία υψηλού επιπέδου περιγραφή των απεικονιζόμενων αντικειμένων. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι ΜΔΕ αποτελούν ουσιαστικά την «φυσική γλώσσα» περιγραφής των χώρων κλίμακας : 'Όπως έχει αποδειχθεί, όλοι οι συνεχείς χώροι κλίμακας που ικανοποιούν έναν μικρό αριθμό αξιωμάτων, τα οποία σχετίζονται με θεμελιώδεις επιθυμητές ιδιότητες, μπορούν να μοντελοποιηθούν από (γενικά μη-γραμμικές) ΜΔΕ δεύτερης τάξης.

Οι χώροι κλίμακας που προτάθηκαν αρχικά δημιουργούνται μέσω του βαθυπερατού φιλτράρισματος της εικόνας με ιστροπικούς γκαουσιανούς πυρήνες αυξανόμενου χωρικού εύρους , το οποίο μπορεί να περιγραφεί από την ΜΔΕ γραμμικής διάχυσης θερμότητας . Αυτή η απλή διαδικασία όμως, δεν απομακρύνει μόνο τα χαρακτηριστικά μικρής κλίμακας της εικόνας, αλλά επίσης θολώνει και εξαπλώνει χωρικά σημαντικές δομές της τρέχουσας κλίμακας. Με στόχο την αντιμετώπιση τέτοιου είδους περιορισμών, έχουν προταθεί διάφοροι τύποι μη-γραμμικών χώρων κλίμακας, εκ των οποίων δύο σημαντικές κατηγορίες είναι οι μορφολογικοί χώροι κλίμακας και οι χώροι κλίμακας που δημιουργούνται από τη μη-γραμμική διάχυση.

Η μη-γραμμική διάχυση εισάχθηκε στην όραση Υπολογιστών με στόχο να ξεπεράσει τις αδυναμίες των γραμμικών χώρων κλίμακας. Ένα από τα πρώτα μοντέλα τέτοιου είδους προτάθηκε από τους Perona και Malik (J.Malik., 1990) και περιγράφεται από την ακόλουθη

$$\text{ΜΔΕ : } \frac{\partial u(x, y, t)}{\partial t} = \text{div} (g(\|\nabla u\|^2) \nabla u),$$

$$u(x, y, 0) = u_0(x, y)$$

όπου:

- t είναι μία παράμετρος εικονικού χρόνου που μοντελοποιεί την αύξηση της κλίμακας
- $u_0(x, y)$ είναι η εικόνα εισόδου
- $u(x, y, t)$ είναι η εξελισσόμενη εικόνα ή αλλιώς η οικογένεια εικόνων του χώρου κλίμακας

Εξίσωση 3. Η ΜΔΕ που περιγράφει την μη γραμμική διάχυση, των Perona-Malik

Επίσης, η συνάρτηση g του συντελεστή διάχυσης είναι φθίνουσα, έτσι ώστε να ευνοείται η εξομάλυνση της εικόνας u εντός ομοιογενών περιοχών και να αποτρέπεται η ανάμειξη μεταξύ γειτονικών ετερογενών περιοχών και το θόλωμα των ακμών (στις οποίες το $\|\nabla u\|^2$ είναι μεγάλο). (Ρούσσος, 2010)

Για τους σκοπούς της παρούσης διπλωματικής μελετήθηκε η μεθοδολογία της αναπαράστασης εικόνων σε μη γραμμικούς χώρους κλίμακας, όπως αυτή προτάθηκε σε μια εργασία που αφορούσε στην ανίχνευση χαρακτηριστικών κηλίδων (blobs) δέντρων ελιάς, με σκοπό την εξαγωγή αυτών των χαρακτηριστικών αυτόματα. (K. G. Karantzas, 2004) . Στην εργασία αυτή επιχειρήθηκε η ανίχνευση των πρέμνων ως προσομοίωση κηλίδων (blobs) στην δορυφορική απεικόνιση. Το μοντέλο ΜΔΕ που χρησιμοποιήθηκε, εκτελεί μη-γραμμική παρεμβολή αξιοποιώντας έναν συνδυασμό της συνθήκης αντιστρεψιμότητας και της ανισοτροπικής διάχυσης. Το εν λόγω μοντέλο, είναι σχεδιασμένο για γενικές διανυσματικές εικόνες και επεξεργάζεται τα διαφορετικά κανάλια της εικόνας με έναν συζευγμένο τρόπο. Πιο συγκεκριμένα, το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε και αναπτύχθηκε μέσω της γλώσσας προγραμματισμού Python ήταν το φίλτρο δεύτερης παραγωγού LoG (Laplacian of Gaussian).

Πιο συγκεκριμένα, η αρχική συγχωνευμένη δορυφορική απεικόνιση της υπό μελέτη περιοχής, μετατράπηκε σε εικόνα τόνων του γκρι και έπειτα υπολογίστηκαν οι παράγωγοι πρώτης και δεύτερης τάξης κατά x και y , βάσει των παρακάτω εξισώσεων:

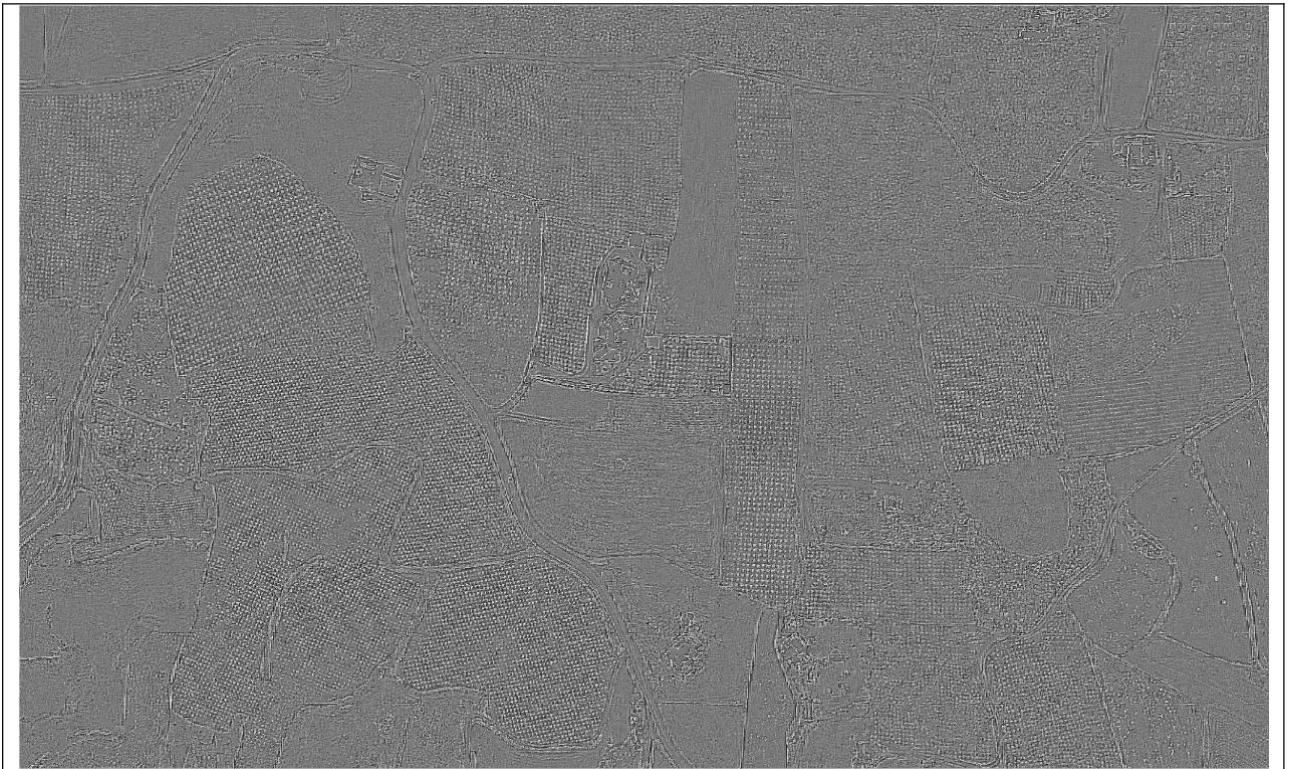
$\nabla I = (I_x, I_y)$: παράγωγος πρώτης τάξεως

$H_I = \begin{pmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{yx} & I_{yy} \end{pmatrix}$: πίνακας των δεύτερων παραγώγων

$\nabla I^2 = I_{xx} + I_{yy}$: λαπλασιανή εξίσωση

Εξίσωση 4. Λαπλασιανή της ραδιομετρικής συνάρτησης της πολυφασματικής εικόνας

Με βάση την παραπάνω μεθοδολογία, οι κηλίδες μπορούν να εντοπιστούν αν βρεθούν τα τοπικά ακρότατα της Λαπλασιανής εξίσωσης.



Εικόνα 12. Περιοχή μελέτης μετά την εφαρμογή της μεθοδολογίας ΜΔΕ

Στην Εικόνα 12 παρουσιάζεται το αποτέλεσμα της εφαρμογής του ισότροπου φίλτρου της Λαπλασιανής της ραδιομετρικής συνάρτησης της εικόνας της περιοχής μελέτης. Μπορούν εύκολα να εντοπιστούν οι περιοχές στις οποίες εντοπίστηκαν τα υφιστάμενα πρέμνα.



Εικόνα 13. Σύγκριση αρχικής και Λαπλασιανής εικόνας

Στην Εικόνα 13 συγκρίνεται μια υπο-περιοχή της συγχωνευμένης με την μέθοδο BDSD εικόνας, με την παραγόμενη από την εφαρμογή του φίλτρου Laplace . Παρατηρείται ότι η μεθοδολογία συνέβαλλε μεν στην ενίσχυση των ακμών της εικόνας, παρόλα αυτά παρόλα αυτά δεν λειτούργησε ικανοποιητικά στον εντοπισμό των πρέμων αμπέλου. Η βελτίωση των αποτελεσμάτων αυτής της μεθόδου δεν κρίθηκε σκόπιμη. Αντ' αυτής εφαρμόστηκαν μεθοδολογίες ταξινόμησης της εικόνας, οι οποίες και αναλύονται παρακάτω. .

3.4.3 Ταξινόμησης

Οι δορυφορικές εικόνες της γήινης επιφάνειας μπορούν να αναλυθούν με στόχο τη μετατροπή των δεδομένων σε θεματική πληροφόρηση. Η «ψηφιακή ταξινόμηση εικόνας» είναι μια από τις μεθόδους που χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή της πληροφόρησης από τα δεδομένα, δηλαδή είναι η διαδικασία της κατανομής των εικονοστοιχείων (pixels) μιας εικόνας σε κλάσεις, όπου στο κάθε εικονοστοιχείο μιας δορυφορικής εικόνας αποδίδεται μια ιδιότητα, η οποία περιγράφει ένα γήινο χαρακτηριστικό-αντικείμενο.

Η διαδικασία ταξινόμησης (classification) περιέχει ουσιαστικά δύο βήματα, που είναι:

α) Η αναγνώριση των κατηγοριών των γήινων αντικειμένων. Στο πλαίσιο της τηλεπισκόπησης της γήινης επιφάνειας, οι ομάδες αυτές μπορούν να περιλαμβάνουν για παράδειγμα δασώδεις περιοχές, υδάτινες μάζες, λιβάδια καθώς και άλλους τύπους κάλυψης γης, που εξαρτώνται από τη φύση της κάθε μελέτης.

β) Η απόδοση μιας ιδιότητας (καταχώρηση ονόματος) στα εικονοστοιχεία, τα οποία με αυτόν τον τρόπο ταξινομούνται.

Κάθε εικονοστοιχείο μιας εικόνας μπορεί να αντιμετωπιστεί ως ένα ατομικό χαρακτηριστικό, που παρουσιάζει διάφορες τιμές σε διαφορετικά φασματικά κανάλια. Συγκρίνοντας τα εικονοστοιχεία, τόσο μεταξύ τους όσο και με εικονοστοιχεία που έχουν γνωστή ταυτότητα, είναι δυνατό να ομαδοποιηθούν σε ομάδες όμοιων εικονοστοιχείων που συμπίπτουν με τις ομάδες πληροφόρησης που ενδιαφέρουν τους εκάστοτε χρήστες. Οι ομάδες που σχηματίζονται ορίζουν περιοχές, με τέτοιο, τρόπο ώστε μετά την ταξινόμηση η ψηφιακή εικόνα να εμφανίζεται ως ένα μωσαϊκό από ομοιόμορφα τεμάχια, που το καθένα διαχωρίζεται με ένα χρώμα ή ένα σύμβολο.

Η ταξινόμηση της εικόνας αποτελεί ένα σημαντικό εργαλείο για την ανάλυση των ψηφιακών εικόνων διότι βοηθάει στην εξαγωγή σημαντικής πληροφορίας από μία εικόνα. Η χρησιμότητα της ταξινόμησης εντοπίζεται στο γεγονός ότι το εξαγόμενο αποτέλεσμα είναι ένας θεματικός χάρτης, ο οποίος, αν διορθωθεί και γεωμετρικά, μετατρέπεται και μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως προβολή χάρτη, καθιστώντας δυνατή την εισαγωγή του σε ένα Γεωγραφικό Σύστημα Πληροφοριών.

Ο όρος «ταξινομητής» αναφέρεται στο πρόγραμμα (software) του Η/Υ που εφαρμόζει μία συγκεκριμένη διαδικασία για την ταξινόμηση της εικόνας. Υπάρχουν αρκετοί ταξινομητές οι οποίοι βασίζονται σε διαφορετικούς αλγόριθμους. Ένας ταξινομητής δεν μπορεί να είναι κατάλληλος για όλες τις πιθανές περιπτώσεις, διότι τα χαρακτηριστικά κάθε περιοχής, καθώς και οι συνθήκες κάθε μελέτης διαφέρουν αρκετά μεταξύ τους. Στις περισσότερες περιπτώσεις, τα καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης, σε μία υβριδική προσέγγιση, λαμβάνονται χρησιμοποιώντας πολλούς διαφορετικούς ταξινομητές.

Ο βασικός διαχωρισμός μεταξύ μεθόδων ταξινόμησης διαχωρίζει την ελεγχόμενη (supervised) από τη μη ελεγχόμενη (unsupervised) ταξινόμηση. Η ελεγχόμενη ταξινόμηση απαιτεί από τον αναλυτή να αναγνωρίσει σε μια εικόνα περιοχές που ξέρει ότι ανήκουν

σίγουρα σε κάποια συγκεκριμένη κατηγορία, με σκοπό ουσιαστικά να οδηγήσει ο ίδιος την ταξινόμηση. Στη μη ελεγχόμενη ταξινόμηση η διαδικασία προχωρεί με ελάχιστη συνεισφορά του αναλυτή και μπορεί να χαρακτηριστεί ως μια έρευνα φυσικών ομάδων από εικονοστοιχεία που βρίσκονται και μπορούν να διαχωριστούν μέσα σε μια εικόνα. Έτσι, στην επιβλεπόμενη προσέγγιση ταξινόμησης σχεδιάζονται χρήσιμες κατηγορίες πληροφόρησης και έπειτα εξετάζεται ο φασματικός τους διαχωρισμός, στη δε μη ελεγχόμενη καθορίζονται φασματικές ομάδες και μετά καθορίζεται η ωφελιμότητα της πληροφόρησης που παράγουν (Forster, 1992) (Campbell, 1996).

Το βασικό πλεονέκτημα της ελεγχόμενης ταξινόμησης επικεντρώνεται στην υψηλή εξειδίκευση της διαδικασίας, η οποία οφείλεται στην επιλογή των περιοχών δειγματοληψίας, γεγονός που απλοποιεί τη διαδικασία ταύτισης των φασματικών κλάσεων με τις κλάσεις πληροφόρησης, που ενδιαφέρουν τον αναλυτή, στον τελικό χάρτη.

Η ελεγχόμενη ταξινόμηση εξαρτάται από την ικανότητα του αναλυτή να εφαρμόσει μια διαρθρωμένη ταξινόμηση έτσι ώστε οι τελικές φασματικές κλάσεις να είναι ευδιάκριτες στον πολυδιάστατο χώρο των δεδομένων. Για αυτό τον λόγο η διαδικασία επιλογής του πεδίου δειγματοληψίας πρέπει να γίνεται πολύ προσεκτικά. Ο αντικειμενικός σκοπός της κατάλληλης επιλογής του πεδίου δειγματοληψίας είναι η παραγωγή ενός σετ στατιστικών αναλύσεων, που θα περιγράφουν τα χαρακτηριστικά φασματικής απόκρισης για κάθε είδος κάλυψης γης που ταξινομείται. (Παρχαρίδης, 2015)

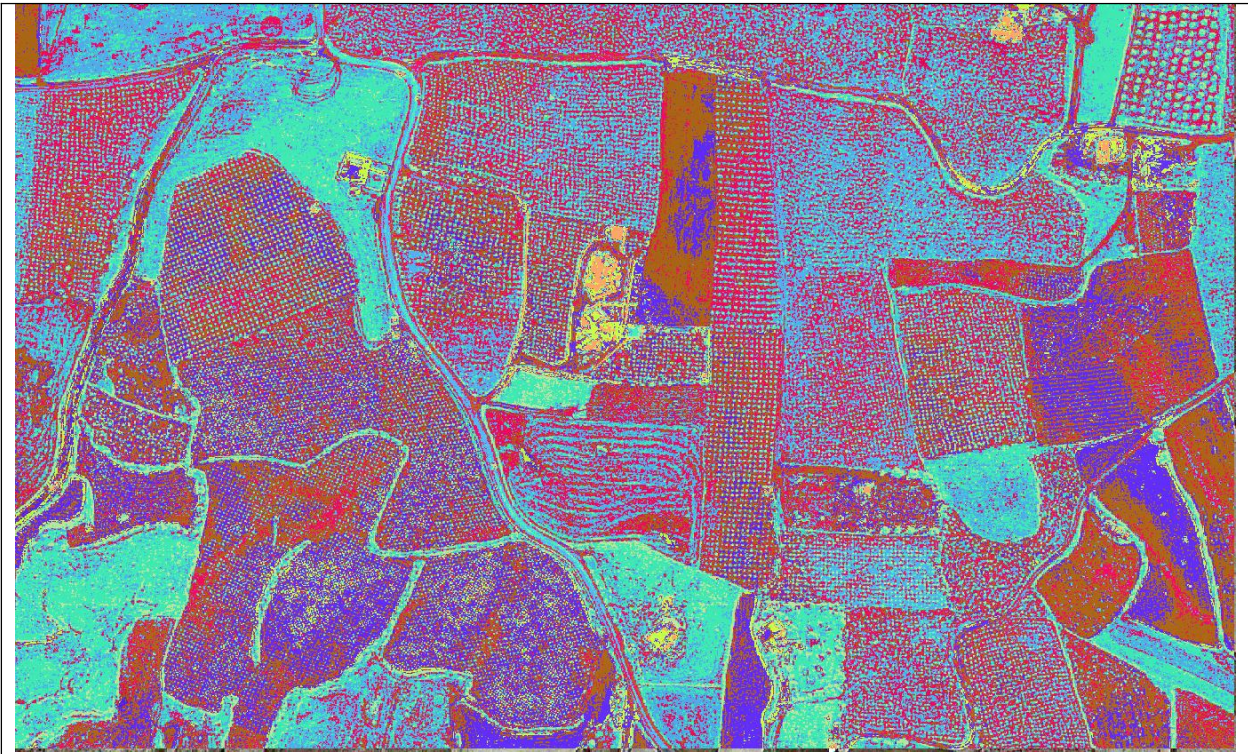
3.5.2 Μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση-Αλγόριθμος K-means

Η K-means αποτελεί μια μέθοδο μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης στην Τηλεπισκόπηση, η οποία λειτουργεί σε επίπεδο εικονοστοιχείου και κατά την οποία μια δορυφορική απεικόνιση ταξινομείται σε ομάδες που προσδιορίζονται από τον χρήστη χωρίς να είναι εκ των προτέρων γνωστή η κατηγορία κάλυψης γης στην οποία αντιστοιχεί κάθε ταξινομημένη ομάδα. Είναι ο χρήστης που αναλαμβάνει να ορίσει τι αντιπροσωπεύει κάθε ομάδα ως προς την κάλυψη γης, μετά την ολοκλήρωση της ταξινόμησης. Η μέθοδος συνίσταται από τα παρακάτω στάδια τα οποία επαναλαμβάνονται έως ότου σταθεροποιηθεί η ομαδοποίηση (clustering) δηλ. έως ότου δεν υπάρχουν εικονοστοιχεία που να αλλάζουν ομάδα στην επόμενη επανάληψη (ή τα κέντρα των ομάδων – μέσες ραδιομετρικές τιμές των ομάδων- να μην μεταβάλλονται στις επόμενες επαναλήψεις του αλγόριθμου). Τα στάδια εφαρμογής της μεθόδου είναι:

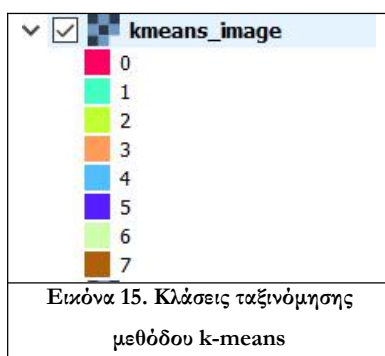
1. Ορίζονται αυθαίρετα k - κέντρα ομάδων χωρικά (k τυχαία ζεύγη συντεταγμένων x,y στα όρια των διαστάσεων της δορυφορικής εικόνας κατά γραμμή και κατά στήλη). Τα k αυτά ζεύγη προσδιορίζουν k εικονοστοιχεία στα m κανάλια (δηλ. k διανύσματα με m ραδιομετρικές τιμές το καθένα). Έτσι, το κάθε κέντρο είναι ένα διάνυσμα που περιέχει τις ραδιομετρικές τιμές ενός συγκεκριμένου εικονοστοιχείου στα m κανάλια.
2. Κάθε εικονοστοιχείο ταξινομείται σε μια από τις k ομάδες και συγκεκριμένα σε αυτήν που η ραδιομετρική απόστασή του είναι η μικρότερη. Ως απόσταση είναι συνήθως η Ευκλείδεια.
3. Για τις ομάδες που δημιουργούνται τελικά υπολογίζεται το κέντρο βάρους (διάνυσμα με τις μέσες ραδιομετρικές τιμές όλων των εικονοστοιχείων της ομάδας σ' όλα τα κανάλια).
4. Τα βήματα 2 και 3 επαναλαμβάνονται έως ότου σταθεροποιηθούν οι ομάδες (δεν αλλάζουν τιμές τα κέντρα τους ή δεν μετακινείται κανένα εικονοστοιχείο σε άλλη ομάδα με την επανάληψη του αλγορίθμου). (Κωνσταντίνος Γ. Περάκης, 2015)

Για την εφαρμογή του αλγορίθμου στην παρούσα εργασία, αρχικά δημιουργήθηκε ένα έγχρωμο σύνθετο (κανάλια 7,5,3) της συγχωνευμένης δορυφορικής εικόνας της περιοχής μελέτης προκειμένου να υλοποιηθεί ένας πίνακας διαστάσεων n επί m , όπου n , τα ζεύγη συντεταγμένων x,y επί όλα τα δορυφορικά κανάλια και m , τα κανάλια που απαρτίζουν το έγχρωμο σύνθετο.

Αφού δημιουργήθηκε ο παραπάνω πίνακας, ορίστηκε ένας άλλος πίνακας με τις ομάδες k -clusters, ώστε κάθε pixel να ταξινομηθεί σε μια από αυτές με βάση την ραδιομετρική του απόσταση. Ο αριθμός των ομάδων/κλάσεων στις οποίες μπορούσαν να ταξινομηθούν τα εικονοστοιχεία, ορίστηκε ως 8. Έτσι, κάθε στοιχείο του πίνακα χαρακτηριστικών κατηγοριοποιήθηκε σε κάποια ομάδα. Με αυτόν τον τρόπο, δημιουργήθηκε μια εικόνα που αναπαριστούσε τις κλάσεις στις οποίες υπόκειται κάθε εικονοστοιχείο της απεικόνισης με βάση την φασματική του απόκριση.



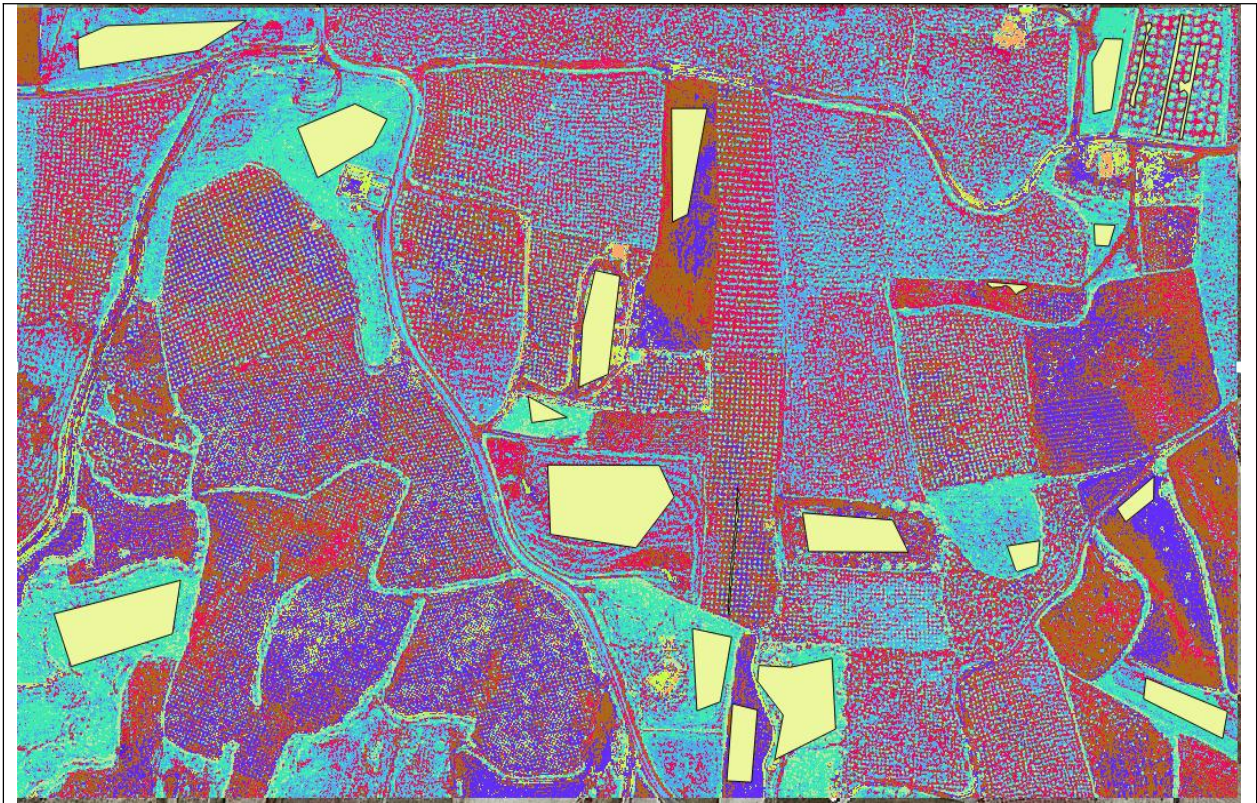
Εικόνα 14. Ταξινόμηση k -means με 8 κλάσεις



Εικόνα 15. Κλάσεις ταξινόμησης μεθόδου k -means

Στην Εικόνα 15 παρουσιάζεται το αποτέλεσμα της ταξινόμησης k -means με 8 κλάσεις. Οι κλάσεις στις οποίες έχουν ταξινομηθεί τα πρέμνα αμπέλου είναι τρεις και στην εικόνα απεικονίζονται με τόνους του τριχουάζ, γαλάζιο και λαχανί(κλάσεις 1,4,6) αντίστοιχα, βλ.

υπόμνημα Εικόνα 16). Μέσα σε αυτές τις κλάσεις έχουν ταξινομηθεί επίσης και άλλα εικονοστοιχεία, που πιθανότατα ανήκουν σε βλάστηση διαφόρων τύπων. Συνεπώς κατέστη σαφές ότι θα ήταν απαραίτητη η αξιοποίηση επιβλεπόμενης ταξινόμησης, για το διαχωρισμό των εν λόγω κατηγοριών σε περισσότερες. Παράλληλα αποφασίστηκε να οριστεί το πρόβλημα ως δυαδική ταξινόμηση (αμπέλια – όχι-αμπέλια, vines – non-vines). Τα δεδομένα ελέγχου της κατηγορίας non-vines ψηφιοποιήθηκαν όπως παρουσιάζεται στην Εικόνα 16, λαμβάνοντας υπ' όψη, σαν επιπλέον οδηγό τις τρεις φασματικές κατηγορίες του k-means όπου υπήρχε σύγκριση με τα αμπέλια.



Εικόνα 16. Δεδομένα Ελέγχου non-vines

Επιβλεπόμενη ταξινόμηση

Επιβλεπόμενη ταξινόμηση αποκαλείται η διαδικασία στην οποία χρησιμοποιούνται «δείγματα» γνωστής ταυτότητας (π.χ. εικονοστοιχεία τα οποία ήδη έχουν χαρακτηριστεί με

κάποια ετικέτα κλάσης) με σκοπό την ταξινόμηση των εικονοστοιχείων, των οποίων δεν έχει προσδιοριστεί η κλάση. Τα δείγματα λαμβάνονται από περιοχές δειγματοληψίας που καθορίζει ο αναλυτής και συνήθως οριοθετούνται με ψηφιοποίηση επάνω στην εικόνα. Οι περιοχές αυτές πρέπει να έχουν γνωστή ταυτότητα και να εμπεριέχουν μονάχα ένα χαρακτηριστικό. Τα εικονοστοιχεία που βρίσκονται μέσα σε αυτές τις περιοχές και τα οποία χρησιμοποιούνται για την επιβλεπόμενη ταξινόμηση είναι οι οδηγοί που θα χρησιμοποιηθούν από τον αλγόριθμο ταξινόμησης. Οι φασματικές τιμές όλων των υπόλοιπων εικονοστοιχείων συγκρίνονται με αυτές των περιοχών δειγματοληψίας και καταχωρίζονται στην πιο κοντινή από άποψη απόστασης κατηγορία. Έτσι, καθίσταται προφανές ότι η επιλογή των περιοχών δειγματοληψίας είναι ουσιαστικά το κλειδί για την επιτυχία της επιβλεπόμενης ταξινόμησης.

Το βασικό πλεονέκτημα της επιβλεπόμενης ταξινόμησης επικεντρώνεται στην υψηλή εξειδίκευση της διαδικασίας, η οποία οφείλεται στην επιλογή των περιοχών δειγματοληψίας, γεγονός που απλοποιεί τη διαδικασία ταύτισης των φασματικών κλάσεων με τις πραγματικές κλάσεις, που ενδιαφέρουν τον αναλυτή, στον τελικό χάρτη.

Η επιβλεπόμενη ταξινόμηση εξαρτάται από την ικανότητα του αναλυτή να εφαρμόσει μια διαρθρωμένη ταξινόμηση έτσι ώστε οι τελικές φασματικές κλάσεις να είναι ευδιάκριτες στον πολυδιάστατο χώρο των δεδομένων. Για αυτό τον λόγο η διαδικασία επιλογής του πεδίου δειγματοληψίας πρέπει να γίνεται πολύ προσεκτικά. Ο αντικειμενικός σκοπός της κατάλληλης επιλογής του πεδίου δειγματοληψίας είναι η παραγωγή ενός σετ στατιστικών αναλύσεων, που θα περιγράφουν τα χαρακτηριστικά φασματικής απόκρισης για κάθε είδος κάλυψης γης που ταξινομείται. (Παρχαρίδης, 2015)

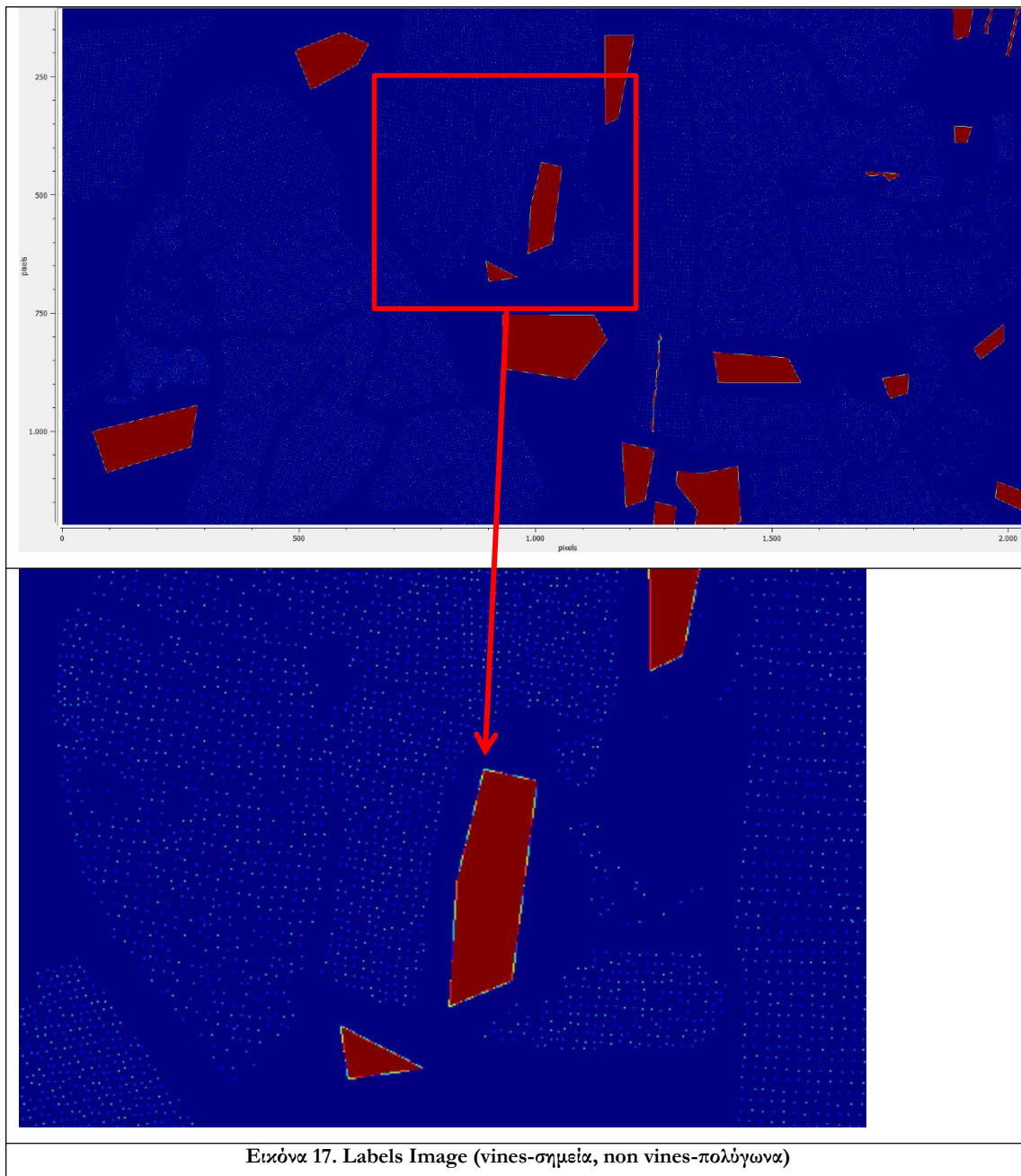
Random Forest

Ο ταξινομητής Random Forest (RF), είναι ένας από τους πιο γνωστούς ομοιογενείς, συνδυαστικούς ταξινομητές επιβλεπόμενης ταξινόμησης, κατά την χρήση του οποίου αξιοποιούνται πολλά, ασυσχέτιστα μεταξύ τους μοντέλα-δέντρα αποφάσεων για να πραγματοποιήσει μία εκτίμηση (Belgiu, (2016)). Η συγκεκριμένη μέθοδος ταξινόμησης επιλέχθηκε γιατί αποτελεί μια εξαιρετικά αξιόπιστη τεχνική εξαγωγής χρησιμων στοιχείων για την ταξινόμηση των δεδομένων. Η βασική ιδέα πίσω από το μοντέλο Random Forest, είναι η μείωση της συσχέτισης μεταξύ των ταξινομητών που το απαρτίζουν και του φαινομένου overfitting που προκαλεί την προσαρμογή του μοντέλου στον θόρυβο που υπάρχει στα δεδομένα. Η έλλειψη συσχέτισης μεταξύ των μοντέλων-δέντρων απόφασης που απαρτίζουν το συνδυαστικό μοντέλο, βασίζεται στην επιλογή τυχαίων υποσυνόλων

εκπαίδευσης (bagging) με αντικατάσταση. Αυτό σημαίνει ότι μέρος του συνόλου των δειγμάτων που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση ενός δέντρου(training set), μπορεί να επιλεγεί περισσότερες από μία φορές για την εκπαίδευση και άλλων δέντρων μέσα στο σύμπλεγμα, ενώ άλλα δείγματα ενδέχεται να μην επιλεγούν καθόλου. Σε κάθε περίπτωση, τα υποσύνολα εκπαίδευσης που δημιουργούνται είναι διαφορετικά μεταξύ τους και κατά συνέπεια στατιστικά ανεξάρτητα.

Αφού επιλεχθούν τα κανάλια και τα υποσύνολα των δεδομένων εκπαίδευσης που θα χρησιμοποιηθούν για την ανάπτυξη του κάθε δέντρου(feature table), σε κάθε εσωτερικό κόμβο επιλέγεται το σημείο διαχωρισμού μεταξύ των υποψήφιων φασματικών κλάσεων. Τα κριτήρια που θα καθορίσουν τη διαδρομή αυτού του εικονοστοιχείου μέχρι έναν τερματικό κόμβο (φύλλο), καθορίζονται από τα όρια διαχωρισμού. Η τελική απόφαση κατηγοριοποίησης του κάθε εικονοστοιχείου, λαμβάνεται βάση της ψήφου πλειοψηφίας στο σύνολο των αποφάσεων από τα δέντρα. Εκτός από τα δεδομένα εκπαίδευσης και τον αριθμό των μεταβλητών που επιλέγεται τυχαία για την εκπαίδευση του κάθε δέντρου, ακόμα ένας παράγοντας πρέπει να καθοριστεί για την κατασκευή του αλγορίθμου και αυτός είναι ο αριθμός των δέντρων απόφασης που απαρτίζουν το δάσος. Θεωρητικά, όσο το πλήθος των δέντρων αυξάνεται, τόσο πιο ομαλά είναι τα όρια διαχωρισμού και κατά συνέπεια καλύτερη η απόδοση του ταξινομητή.

Η ταξινόμηση Random Forest που υλοποιήθηκε βασίστηκε σε φασματικά χαρακτηριστικά και στα 8 πολυφασματικά κανάλια και σε 3 φασματικούς δείκτες (NDVI, MSAVI, NDWI). Για να κατασκευαστεί το μοντέλο του ταξινομητή σύμφωνα με το οποίο θα ταξινομηθούν τα δεδομένα, χρησιμοποιείται ένα σύνολο δεδομένων γνωστών κατηγοριών για εκπαίδευση του μοντέλου(training set) και ένα άλλο για τον έλεγχο του (validation set). Όταν καθοριστεί το training set, κάποιο ποσοστό δεδομένων μένουν εκτός τους δείγματος και τα δεδομένα αυτά θα αποτελέσουν το validation set του δέντρου απόφασης. Στην ταξινόμηση Random Forest που πραγματοποιήθηκε για αυτή την εργασία οι κατηγορίες (labels) που δημιουργήθηκαν προκειμένου να ταξινομηθούν τα εικονοστοιχεία της εικόνας (features) με βάση την ραδιομετρική τους τιμή, ήταν δύο στον αριθμό και συγκεκριμένα οι αμπέλια και όχι-αμπέλια (vines, non vines). Πραγματοποιήθηκαν πειράματα ταξινόμησης των εικονοστοιχείων για διάφορους λόγους δεδομένων εκπαίδευσης προς δεδομένα ελέγχου, με αρκετά καλή ακρίβεια ως προς την ορθή ταξινόμηση των εικονοστοιχείων. Οι δύο κατηγορίες που δημιουργήθηκαν απεικονίζονται στην Εικόνα 17.



Εικόνα 17. Labels Image (vines-σημεία, non vines-πολύγωνα)

Εξειδίκευση της διαδικασίας επιβλεπόμενης ταξινόμησης

Στην εικόνα μετά το πέρας της ταξινόμησης εντοπίστηκαν εικονοστοιχεία που είχαν ταξινομηθεί ως vines και ήταν στην πραγματικότητα άλλες χρήσεις (πχ. Δρόμοι, κτίσματα) . Επίσης παρατηρήθηκε, σε αμπελοτεμάχια μεγάλης πυκνότητας σε πρέμνα, ότι η απεικόνιση ήταν ιδιαίτερα δυσανάγνωστη και ως εκ τούτου η μέθοδος σε πολλές περιπτώσεις δεν ταξινόμησε έγκυρα όλα τα εικονοστοιχεία. Αποφασίστηκε επομένως, ότι η μέχρι πρότινος διαχείριση των πρέμνων ως σημεία σε επίπεδο εικονοστοιχείων αποτελούσε υποεκτίμηση του μεγέθους και της διάταξής τους και η μεθοδολογία κρίθηκε αναγκαίο να εξειδικευτεί και πλέον να δημιουργηθεί μια προσέγγιση διαχείρισης των πρέμνων ως αντικείμενα.

Αποφασίστηκε και πραγματοποιήθηκε για αυτό το σκοπό, η διαστολή(dilation) των υπό ταξινόμηση εικονοστοιχείων, προκειμένου να διευκρινιστεί αν στην γειτονική σε αυτά περιοχή (επιλέχθηκε διαστολή 3*3 εικονοστοιχείων), ο ταξινομητής εντόπιζε πρέμνο, καθώς έτσι η εικόνα θεωρήθηκε ότι θα αποσυμφορηθεί από την σύγκυση κατηγοριών και θα αντιστοιχήσει τα ταξινομημένα πρέμνα με τα πραγματικά που έχουν συλλεχθεί από την ψηφιοποίηση. Η συγκεκριμένη επιλογή συνδυάστηκε με δύο επιπλέον συνθήκες: πρώτον τη διαστολή των δεδομένων ελέγχου (επιλέχθηκε διαστολή 3*3 εικονοστοιχείων) και δεύτερον την απομάκρυνση από την εικόνα τόσο των άλλων χρήσεων, -πέραν των αμπελοτεμαχίων- όσο και των μονών εικονοστοιχείων που είχαν ταξινομηθεί στην κατηγορία πρέμνα (vines) έπειτα από την διαστολή και ταξινόμηση, καθώς αποφασίστηκε ότι δεν θα προσέδιδαν στην εικόνα και ότι θα δυσχέραιναν την ποιότητα της. Αυτές οι αποφάσεις ολοκλήρωσαν την μέθοδο της ταξινόμησης της εικόνας και στα ζητούμενα αποτελέσματα της παρούσης εργασίας, τα οποία θα σχολιαστούν και θα αξιολογηθούν στο επόμενο κεφάλαιο

4.ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται, για το σύνολο των τεχνικών και μεθόδων που εφαρμόστηκαν, τα αποτελέσματα τους, η αξιολόγηση τους ως προς την αποτελεσματικότητα στην ανίχνευση των πρέμων καθώς και οι σχετικές παρατηρήσεις που προέκυψαν. Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων ήταν ποιοτική, μέσω της φωτοερμηνείας των αποτελεσμάτων στον χάρτη, καθώς και ποσοτική, με τον υπολογισμό ποσοτικών δεικτών αξιολόγησης για τον εντοπισμό των πρέμων. Στις επόμενες ενότητες θα αναλυθούν εκτενώς όλα τα παραπάνω. Σημειώνεται ότι η υλοποίηση του αλγορίθμου ταξινόμησης, όπως και όλων των πειραμάτων/μεθοδολογιών έγινε με χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Python3, ενώ η οπτικοποίηση και ποιοτική αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον QGIS.

4.1 Ποσοτικοί Δείκτες Αξιολόγησης

Την πραγματοποίηση της ταξινόμησης ακολούθησε η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων για όλα τα πειράματα που έλαβαν χώρα για τις ανάγκες της εργασίας αυτής. Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων κάθε μοντέλου, εξετάστηκαν οι Πίνακες Σύγχυσης και υπολογίστηκαν κάποια στατιστικά στοιχεία.

- Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix): Πρόκειται για πίνακα διαστάσεων $k \times k$, όπου k ο αριθμός των κλάσεων της ταξινόμησης. Σε κάθε στοιχείο του πίνακα f_{ij} , συμπληρώνεται το πλήθος των δειγμάτων που εκτιμήθηκαν από το μοντέλο ως κατηγορία i , με πραγματική κατηγορία του δείγματος j . Η διαγώνιος $i = j$ αναφέρει τις πετυχημένες εκτιμήσεις του μοντέλου, ενώ πάνω απ' τη διαγώνιο αναφέρονται οι False Negative προβλέψεις, και κάτω οι False Positive.

Όπως παρατηρείται στον Πίνακα 1, για $k=2$ κλάσεις, ο Πίνακας Σύγχυσης διαμορφώνεται με βάση την θετική ή την αρνητική πρόβλεψη του μοντέλου σε συνδυασμό με την θετική ή αρνητική αντιστοιχία της πρόβλεψης με την αληθή τιμή. Έτσι δημιουργούνται πιθανές περιπτώσεις (True Positives, True Negatives, False Positives, False Negatives) οι οποίες ορίζονται παρακάτω:

Πίνακας Σύγκρισης	Πρόβλεψη Μοντέλου		
		Positive	Negative
Αληθής τιμή	Positive	f_{11} TP	f_{12} FN
	Negative	f_{21} FP	f_{22} TN

Πίνακας 1. Ορισμός του Πίνακα Σύγκρισης και τα πιθανά σενάρια

True Positives (TP): Οι περιπτώσεις στις οποίες προβλέψαμε ότι το εικονοστοιχείο αντιστοιχούσε σε πρέμνο (vine) και στην πραγματικότητα υπήρχε πρέμνο.

True Negatives (TN): περιπτώσεις στις οποίες προβλέψαμε ότι δεν υπήρχε πρέμνο και στην πραγματικότητα δεν υπήρχε.

False Positives (FP): Οι περιπτώσεις στις οποίες προβλέψαμε ότι υπήρχε πρέμνο και στην πραγματικότητα δεν υπήρχε.

False Negatives (FN): Οι περιπτώσεις στις οποίες προβλέψαμε ότι δεν υπήρχε πρέμνο αλλά στην πραγματικότητα υπήρχε.

Στη συνέχεια είναι δυνατή η εξαγωγή των δεικτών αξιολόγησης που βασίζονται στα στοιχεία του Πίνακα Σύγκρισης και με βάση τους οποίους μπορεί να ολοκληρωθεί η ποσοτική αξιολόγηση μιας μεθόδου:

- **Ανάκληση (Recall):**
$$\frac{TP}{TP+FN}$$

- **Ακρίβεια (Precision):**
$$\frac{TP}{TP+FP}$$

Στην επιβλεπόμενη ταξινόμηση με την μέθοδο των τυχαίων δασών , Random Forest η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε με διαχωρισμό των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου για τα διάφορα πειράματα που υλοποιήθηκαν. Θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα για validation set (δεδομένα ελέγχου) που κυμαίνεται από 20-80 % και 50-50% και θα αξιολογηθεί η ποιότητα τους μέσω Πινάκων Σύγχυσης (Confusion Matrix) που προέκυψαν από τους διάφορους συνδυασμούς δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου. Ο καλύτερος συνδυασμός των δεδομένων ελέγχου και εκπαίδευσης ερμηνεύεται με βάση τα παρακάτω ποσοστά δεικτών αξιολόγησης:

- Ακρίβεια Παραγωγού (Producer's Accuracy- PA) : υπολογίζεται διαιρώντας τον αριθμό των σωστά ταξινομημένων εικονοστοιχείων (Pixel) ανά κατηγορία (vines, non vines) είτε με τον συνολικό αριθμό των pixel στην δεδομένη στήλη που αντιστοιχεί. Υποδεικνύει δηλαδή το πόσο καλά έχουν ταξινομηθεί τα ψηφιοποιημένα δεδομένα ελέγχου(ground truth data)
- Αξιοπιστία του Χρήστη (User's Accuracy- UA) :υποδεικνύει την πιθανότητα ένα εικονοστοιχείο να έχει ταξινομηθεί σε μια δοσμένη κατηγορία η οποία να αντιστοιχεί στην πραγματική κατηγορία στο έδαφος.
- Δείκτη Συνολικής Ακρίβειας(Overall Accuracy) : Υπολογίζεται διαιρώντας τον συνολικό αριθμό των σωστά ταξινομημένων εικονοστοιχείων με τον συνολικό αριθμό των ψηφιοποιημένων δεδομένων ελέγχου.
- Τελεστής kappa (kappa coefficient) : υποδεικνύει το ποσοστό κατά το οποίο ο παραγόμενος χάρτης είναι καλύτερος από έναν χάρτη που θα προέκυπτε με τυχαία ταξινόμηση των εικονοστοιχείων σε κάποια κατηγορία. Παίρνει τιμές από -1 έως 1 , τιμές οι οποίες αντιστοιχούν σε τέλεια διαφωνία (-1) έως τέλεια συμφωνία (1) με τιμή κοντά στο 0 να θεωρείται τυχαία συμφωνία.

Αξίζει να σημειωθεί ότι για τα παραπάνω ποσοστά , αυτό στο οποίο δόθηκε η μεγαλύτερη βαρύτητα ήταν αυτά της Ακρίβειας Παραγωγού (Producer's Accuracy- PA) , της Αξιοπιστίας του Χρήστη (User's Accuracy- UA) και του τελεστή kappa, καθώς η τιμή του Δείκτη Συνολικής Ακρίβειας(Overall Accuracy) θεωρείται ότι επηρεάζεται από το πλήθος των εικονοστοιχείων κάθε κατηγορίας και ως εκ τούτου δεν ανταποκρίνεται πάντα σε πραγματικά ποσοστά εγκυρότητας και ποιότητας.

4.2 Δείκτης βλάστησης NDVI με κατωφλίωση

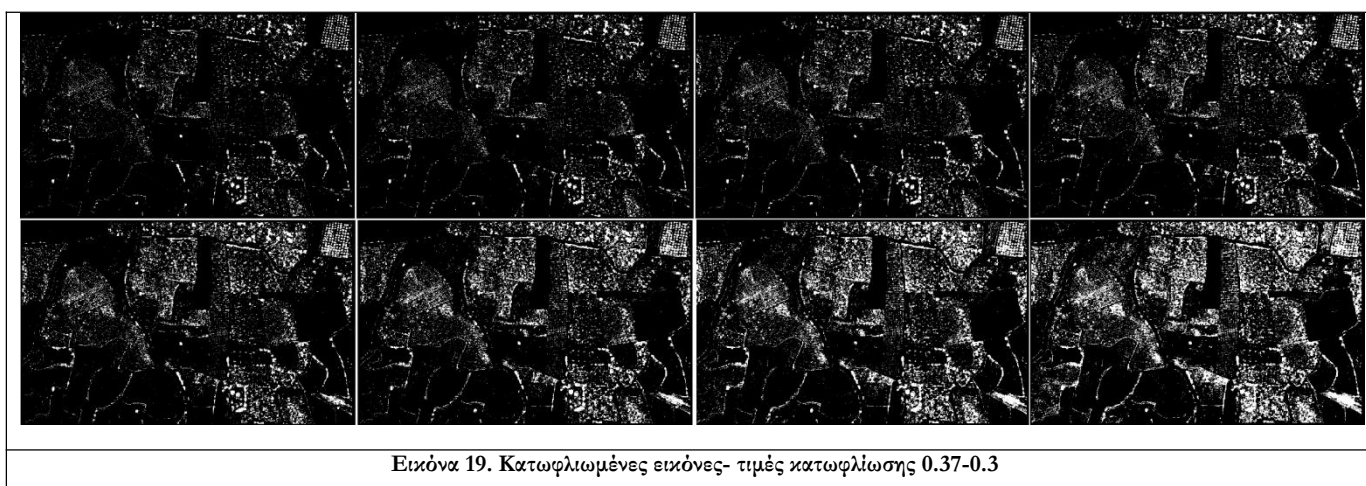


Εικόνα 18. Κατωφλιωμένη εικόνα με εφαρμογή δείκτη NDVI για κατώφλι $T=0,35$

Η Εικόνα 17 δημιουργήθηκε από την κατωφλίωση της συγχωνευμένης εικόνας στην οποία είχε εφαρμοστεί ο Δείκτης Βλάστησης Κανονικοποιημένων Διαφορών, NDVI για τιμή κατωφλίου ίση με 0.35. Όταν δοκιμάστηκε να αξιολογηθεί το κατά πόσον η κατωφλιωμένη εικόνα ανταποκρινόταν στην πραγματικότητα, δηλαδή αν μέσω της κατωφλίωσης επιτεύχθηκε με ταύτιση με τα ψηφιοποιημένα δεδομένα ελέγχου, η μέθοδος έδωσε πολύ μικρή ακρίβεια. Με άλλα λόγια η διαδικασία μετασχηματισμού της εικόνας σε δυαδική, ώστε να απεικονίζονται μόνο τα φυτά με λευκό χρώμα δεν πέτυχε να δώσει αξιόλογα αποτελέσματα αν συγκριθούν με τα δεδομένα από την ψηφιοποίηση, φυτά. Ενώ δοκιμάστηκαν διάφορα επίπεδα κατωφλίωσης, η εφαρμογή του δείκτη βλάστησης NDVI απέτυχε να δώσει τα επιθυμητά αποτελέσματα ως προς την ανίχνευση των πρέμων στο μεγαλύτερο κομμάτι της εικόνας, πράγμα που εντοπίστηκε κυρίως ποιοτικά, μέσω φωτοερμηνείας. Τα πολύ καλά ποσοστά των True Positives σε σχέση όλα τα αντικείμενα που ήταν υπό ανίχνευση (reference data objects), δεν υποδείκνυαν ότι η μέθοδος ήταν ορθή, ή έγκυρη αλλά ότι πολλά αντικείμενα ανιχνεύτηκαν και ταξινομήθηκαν ως πρέμνα, χωρίς αυτό να είναι αληθές. Ήταν εμφανές και οπτικά ότι για όλα τα επίπεδα κατωφλίωσης που πραγματοποιήθηκαν, πολλά στοιχεία της εικόνας που δεν αντιστοιχούσαν σε πρέμνα με βάση τα δεδομένα ελέγχου που υλοποιήθηκαν, είχαν ανιχνευτεί λανθασμένα. Για αυτό τον λόγο κρίθηκε αβάσιμος ο υπολογισμός των False Positives και ως εκ τούτου η ποσοτική αξιολόγηση, μέσω των καθιερωμένων δεικτών ποιότητας. Η μέθοδος κατωφλίωσης της μετασχηματισμένης με δείκτη εικόνας, καθώς εφαρμόζεται σε όλη την εικόνα και η

κατωφλίωση είναι ενιαία, ενισχύονται και εντοπίζονται όλα τα είδη βλάστησης, και όχι τα πρέμνα μονάχα. Αυτός ήταν και ο λόγος που δεν κρίθηκε αναγκαία η ποσοτική αξιολόγηση της μεθόδου στην ανίχνευση των πρέμνων αμπέλου.

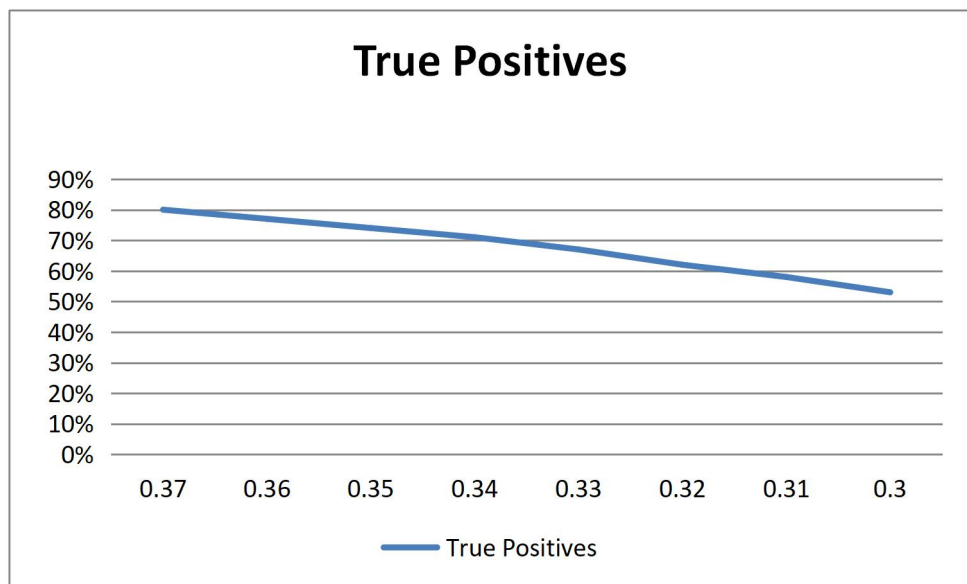
Στην Εικόνα 18 εμφανίζονται οι παράγωγες απεικονίσεις από την κατωφλίωση της εικόνας στην οποία είχε εφαρμοστεί δείκτης NDVI για κάθε επίπεδο κατωφλίωσης που εφαρμόστηκε. Η τοποθέτηση τους έγκειται στην παρουσίαση της διαβάθμισης της ποιότητας όσο αυξάνεται η τιμή κατωφλίου. Συγκεκριμένα, είναι εμφανές οπτικά ότι η αύξηση της τιμής του κατωφλίου, η οποία συνεπάγεται την αυστηροποίηση της μεθόδου, σηματοδοτεί λιγότερα ανιχνευμένα αντικείμενα.



ΠΟΣΟΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ ΓΙΑ ΤΟΝ ΕΝΤΟΠΙΣΜΟ ΤΩΝ ΠΡΕΜΝΩΝ ΚΑΤΩΦΛΙΩΜΕΝΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ								
ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ							
Τιμές Κατωφλίωσης	0.3	0.31	0.32	0.33	0.34	0.35	0.36	0.37
True Positives	19839	19141	18634	17517	16572	15549	14314	13095
False Negatives	4837	5535	6312	7159	8104	9127	10362	11581

True Positives/ reference data=24676 objects	80%	77%	74%	71%	67%	62%	58%	53%
--	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Πίνακας 2. Πίνακας Αποτελεσμάτων για διάφορες τιμές κατωφλίσωσης



Πίνακας 3. Διαγραμματική απεικόνιση των αποτελεσμάτων της μεθόδου

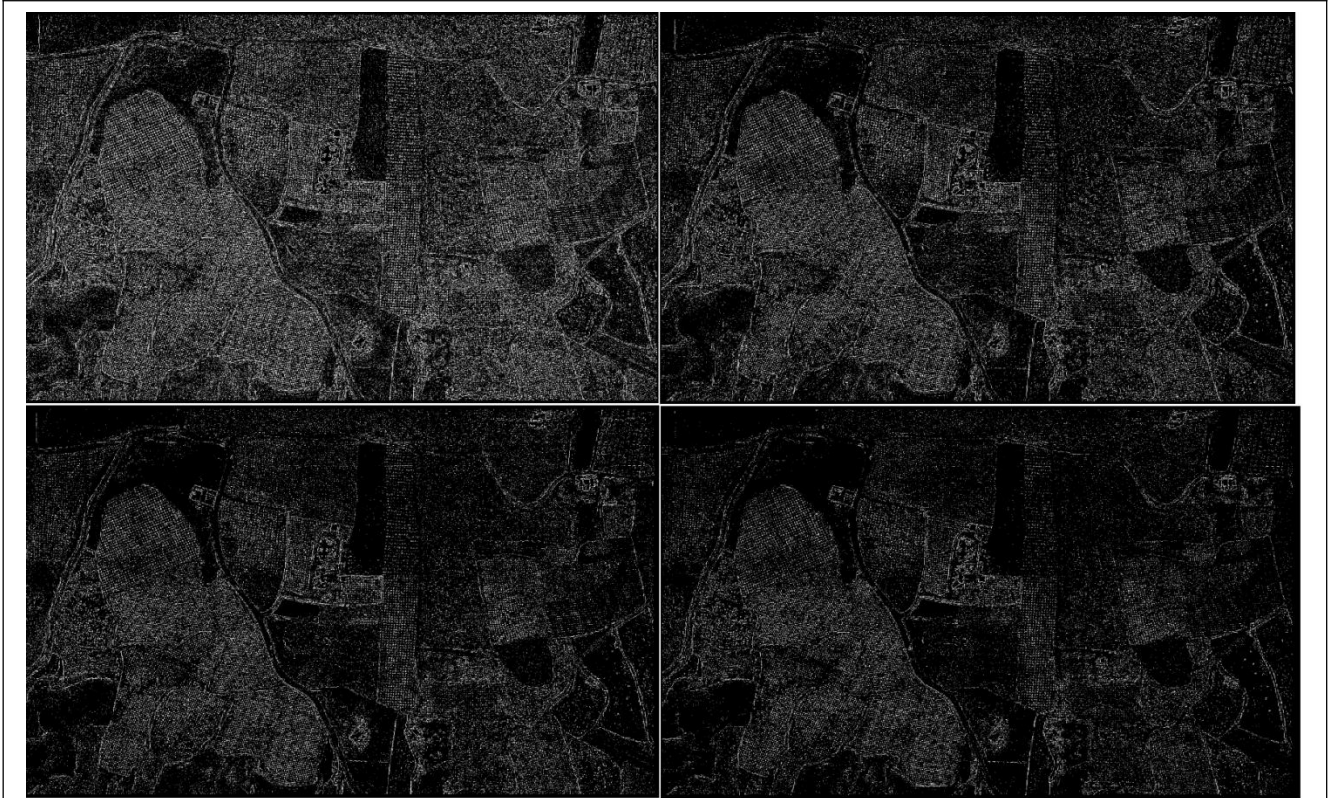
Στον παραπάνω πίνακα παρουσιάζονται όλα τα αποτελέσματα για διάφορες τιμές κατωφλίσωσης και σε διαγραμματική μορφή. Φωτοερμηνευτικά εντοπίστηκαν περιοχές με μεγάλο ποσοστό επιτυχίας, οι οποίες αφορούν περιοχές με φυτά μεγάλα και καλής διάταξης που ήταν ευκρινή και κατά την ψηφιοποίηση, επομένως η κατωφλίωση τα εντόπισε επιτυχώς. Σε μεγάλο βαθμό όμως η μέθοδος απέτυχε στο μεγαλύτερο κομμάτι της απεικόνισης. Στην Εικόνα 19 απεικονίζονται μια περιοχή στην οποία ο αλγόριθμος απέτυχε να δώσει τα επιθυμητά αποτελέσματα, καθώς είναι εμφανής η ασάφεια ως προς το τι έχει ανιχνευτεί ως πρέμνο αμπέλου και μια άλλη περιοχή στην οποία παρατηρείται πολύ καλή ακρίβεια αφού έχουν αποτυπωθεί το σχήμα, ο αριθμός και η διάταξη των πρέμων με τρόπο που αντιστοιχεί στην πραγματικότητα βάσει των ψηφιοποιημένων δεδομένων ελέγχου. (τιμή κατωφλίσωσης 0.32)



4.3 Μοντέλο μη-γραμμικής διάχυσης για την παρεμβολή εικόνας

Ο ίδιος αλγόριθμος που αναπτύχθηκε για την ανίχνευση πρέμων με χρήση της κατωφλιωμένης εικόνας NDVI αξιοποιήθηκε και για αυτό το πείραμα, αυτή τη φορά με εισαγόμενη εικόνα εκείνην του μοντέλου μη-γραμμικής διάχυσης. Θεωρήθηκε ότι λόγω της ιδιαιτερότητας του σχήματος των πρέμων στο νησί της Σαντορίνης, η μέθοδος για εξαγωγή αυτών θα ταίριαζε με σχετική εργασία που αφορούσε στα δέντρα ελιών τα οποία προσομοιάστηκαν, όπως και στην περίπτωση της παρούσας διπλωματικής ως κηλίδες (blobs). Αξίζει να σημειωθεί ότι αφού εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος για το μοντέλο μη-γραμμικής διάχυσης, η παραγόμενη εικόνα επίσης κατωφλιώθηκε για αρκετές τιμές κατωφλίων.

Το αποτέλεσμα που προκύπτει από την φωτοερμηνευτική παρατήρηση της εικόνας 20, είναι ότι όσο αυξάνεται το κατώφλι μειώνεται η ποιότητα της παραγόμενης εικόνας από την μέθοδο που αναλύεται σε αυτή την ενότητα. Αναλυτικότερα, όπως και το πείραμα της προηγούμενης ενότητας απέτυχε να εντοπίσει με αποτελεσματικότητα τα πρέμνα της απεικόνισης, έτσι και με την εφαρμογή του φίλτρου Laplace, προέκυψαν εικόνες στις οποίες ανιχνεύτηκαν μεν τα πρέμνα στις περισσότερες περιοχές τις εικόνας, αλλά τα όρια των αμπελοτεμαχίων, οι δρόμοι και τα κτήρια επίσης εντοπίστηκαν ενώ δεν άνηκαν στην κατηγορία πρέμνα. Επίσης στις περιοχές της απεικόνισης όπου τα φυτά ήταν νέα, σε ακανόνιστη διάταξη και σε μεγάλη πυκνότητα εντός του αμπελοτεμαχίου στο οποίο άνηκαν, ο αλγόριθμος μη- γραμμικής διάταξης απέτυχε να τα διαχωρίσει από το έδαφος, κατά συνέπεια το οπτικό αποτέλεσμα ήταν κακής ποιότητας, και η αναγνώριση των πρέμων ήταν ιδιαίτερος δύσκολη .



Εικόνα 20. Εικόνες μετά την κατωφλίωση για το μοντέλο μη-γραμμικής διάχυσης (κατώφλια 1.01-1.04)

ΠΟΣΟΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ ΓΙΑ ΤΟΝ ΕΝΤΟΠΙΣΜΟ ΤΩΝ ΠΡΕΜΝΩΝ ΚΑΤΩΦΛΙΩΜΕΝΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ				
ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ			
Τιμές Κατωφλίωσης	1.01	1.02	1.03	1.04
True Positives	13016	9976	8538	7257
False Negatives	11660	14799	16138	17419
TP/FN %	0.5275	0.4042	0.346	0.2941

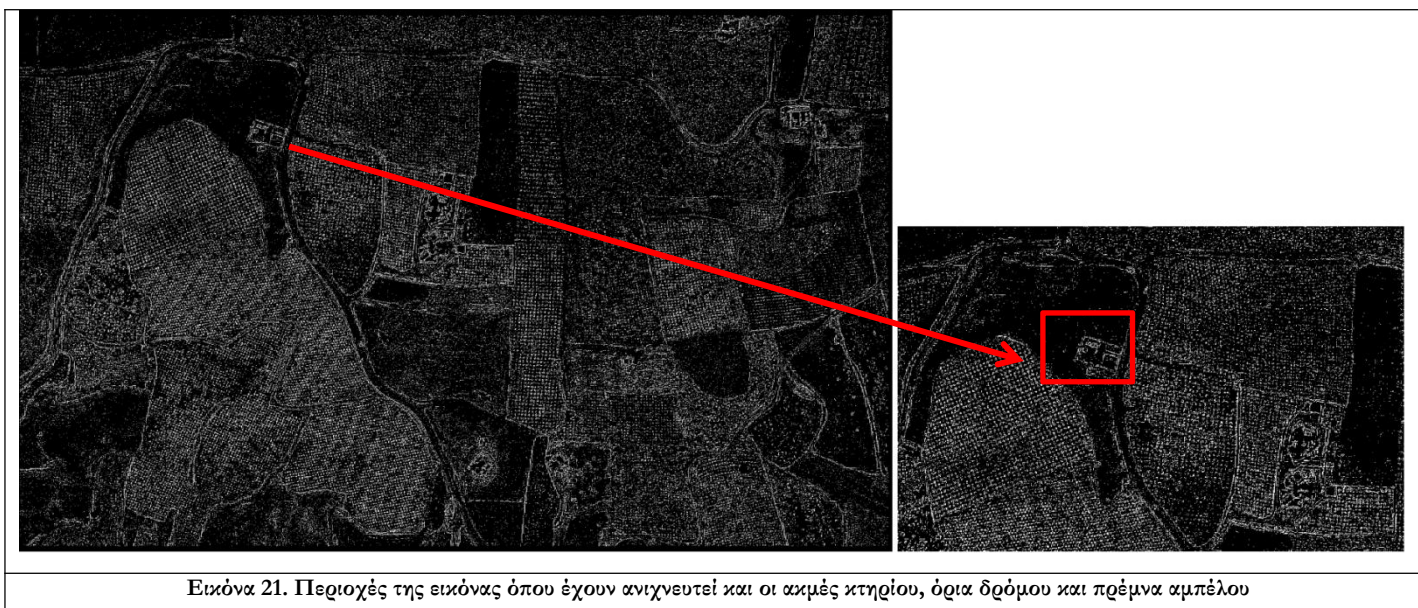
Πίνακας 4. Ποσοτική Αξιολόγηση Μεθόδου

Στον Πίνακα 4, παρουσιάζονται τα πιο επιτυχημένα δείγματα αυτής της μεθόδου όπως και η αναλογία True Positives και False Negatives που απέφερε ως προς τον εντοπισμό των πρέμνων της εικόνας. Λόγω της διαπίστωσης ότι η αναλογία εκείνη δεν ανταποκρίνεται στην πραγματικότητα, αποφασίστηκε πάλι να μην υπολογιστούν όλοι οι βιβλιογραφικά καθιερωμένοι δείκτες αξιολόγησης και η ποσοτική αξιολόγηση της μεθόδου ολοκληρώθηκε με εξαγωγή της αναλογίας και μόνο των True Positives που προέκυψαν σε σχέση με τα

False Negatives. χωρίς όμως το ποσοστό εκείνο να ανταποκρίνεται στην ορθότητα της μεθόδου.



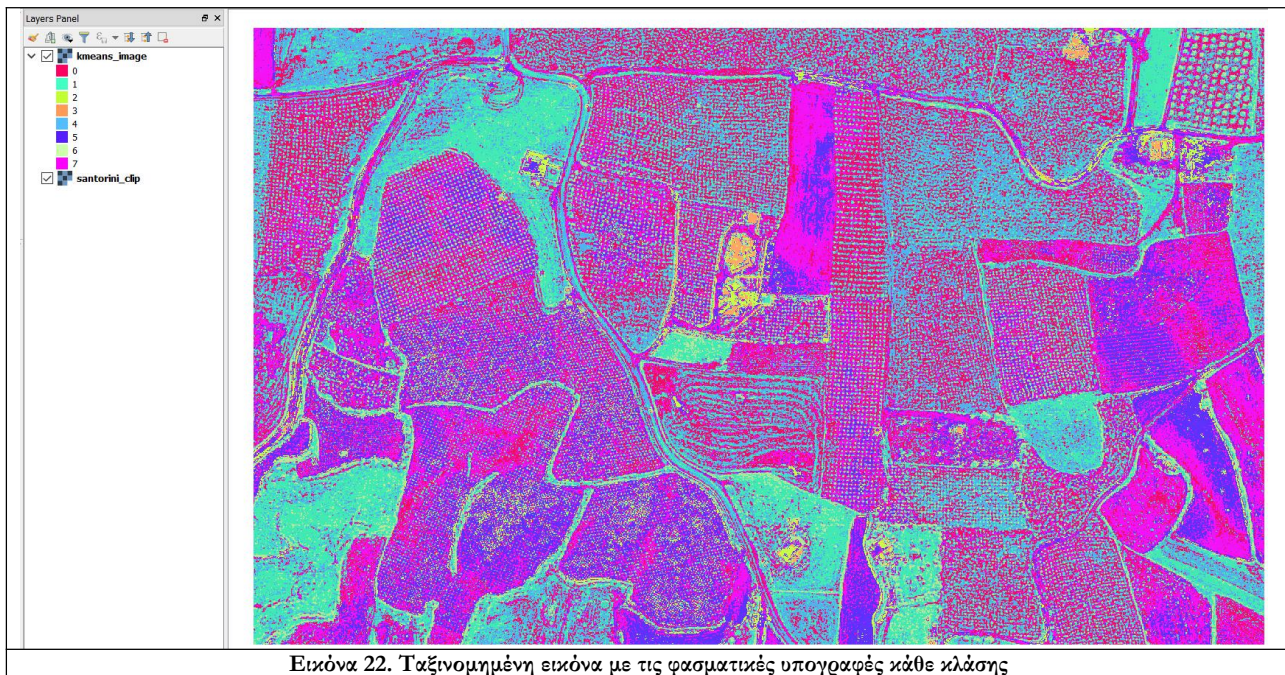
Η παραπάνω εικόνα (Εικόνα 21), που παρουσιάζει το αποτέλεσμα της εφαρμογής του φίλτρου Laplace με το μικρότερο κατώφλι που εφαρμόστηκε, ίσο με 1.01 έδωσε το μεγαλύτερο ποσοστό False Positives σε σχέση με τον συνολικό αριθμό των αναμενόμενων προς ανίχνευση αντικειμένων. Συγκεκριμένα για αυτό το κατώφλι επιτεύχθηκε ποσοστό αναλογίας ίσο με 53 %. Εύλογο είναι να θεωρηθεί ότι ο αλγόριθμος αναγνώριζε πρακτικά τυχαία την ύπαρξη ή μη ενός πρέμνου. Η αποτυχία αυτού του πειράματος ήταν εμφανής πέραν των βιβλιογραφικά καθιερωμένων δεικτών ποιότητας και ποιοτικά μέσω φωτοερμηνείας, καθώς μπορεί οπτικά να εντοπιστεί πληθώρα άλλων αντικειμένων που έχουν εξαχθεί από τον αλγόριθμο, όπως τα όρια των αμπελοτεμαχίων και των δρόμων αλλά και ακμές κτηρίων. Η εικόνα 22 παρουσιάζει συγκεκριμένη περιοχή της εικόνας στην οποία εφαρμόστηκε το φίλτρο Laplace η οποία κρίθηκε ενδεικτική του αποτελέσματος που περιγράφηκε.



Εικόνα 21. Περιοχές της εικόνας όπου έχουν ανιχνευτεί και οι ακμές κτηρίου, όρια δρόμου και πρέμνα αμπέλου

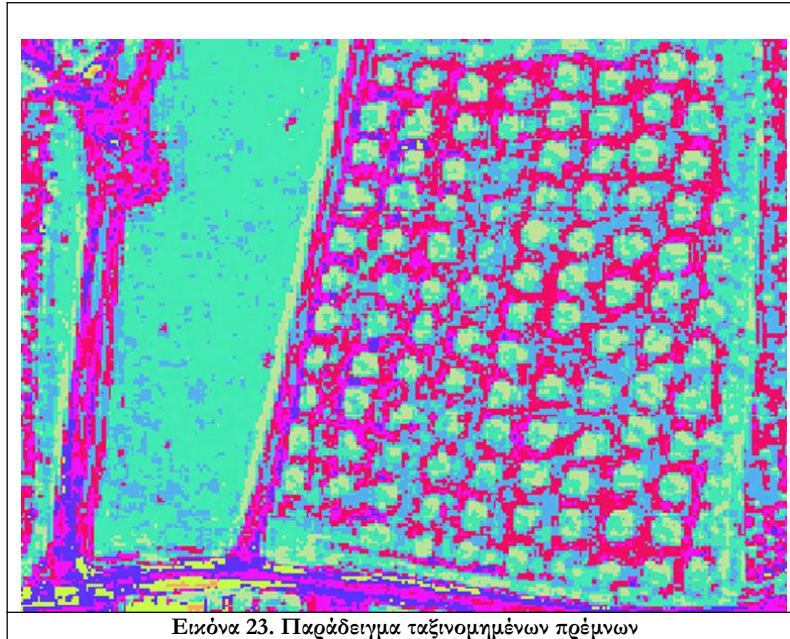
4.4 Μέθοδος μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης- Αλγόριθμος k-means

Η μέθοδος μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης μέσω του αλγόριθμου k-means, δεν αξιολογήθηκε καθόλου ποσοτικά αλλά μόνο ποιοτικά, καθώς στόχος ήταν η αξιολόγηση του διαχωρισμού, μέσω της ταξινόμησης, των φασματικών κατηγοριών που ενείχε η περιοχή μελέτης και κατ' επέκταση η εικόνα, ώστε αυτά τα αποτελέσματα να λειτουργήσουν σαν οδηγός του φασματικού διαχωρισμού, για την μέθοδο επιβλεπόμενης ταξινόμησης με τον αλγόριθμο τυχαίων δασών (Random Forest). Αναλυτικότερα, αυτή η μέθοδος αξιολογήθηκε ως προς την ικανότητα της –ποιοτικά- να εντάξει όσο το δυνατόν πιο πολλά πρέμνα σε μια φασματική κατηγορία. Έπειτα εντοπίστηκαν, πάλι φωτοερμηνευτικά μέσω οπτικοποίησης του παραγόμενου χάρτη στο περιβάλλον QGIS, φασματικές κατηγορίες που αντιστοιχούσαν λανθασμένα σε πρέμνα, δηλαδή περιοχές της εικόνας που ταξινομήθηκαν σε κατηγορία που ταξινομήθηκαν με ορθό τρόπο αμπέλια. Αυτές οι περιοχές της εικόνας, ψηφιοποιήθηκαν στο QGIS και χρησιμοποιήθηκαν έπειτα για την ταξινόμηση με τυχαία δάση ως κατηγορία μη αμπέλια (non-vines). Παρακάτω παρουσιάζονται αυτά τα βήματα οπτικά :



Εικόνα 22. Ταξινομημένη εικόνα με τις φασματικές υπογραφές κάθε κλάσης

Για τις ανάγκες της παρούσας διπλωματικής ο αλγόριθμος k-means υλοποιήθηκε πειραματικά για 8 έως 12 κλάσεις που θα αντιστοιχούσαν σε φασματικές κατηγορίες που ενδέχεται να εφίσταντο στην πραγματικότητα (λ.χ : δρόμοι, άλλα είδη βλάστησης, κτήρια, χρώμα κ.α). Τα αποτελέσματα όλων των πειραμάτων αυτών κρίθηκε απαραίτητο να παρουσιαστεί καθώς αποφασίστηκε φωτορμηνευτικά ότι η ταξινόμηση με 8 κλάσεις-φασματικές κατηγορίες ήταν αυτή που προσέγγιζε καταλλήλότερα την πραγματικότητα. Η Εικόνα 23 παρουσιάζει το αποτέλεσμα της μη-επιβλεπόμενης ταξινόμησης κ-μέσων για 8 κλάσεις, όπου κάθε κλάση που εντοπίστηκε στην εικόνα αναπαρίσταται με διαφορετική απόχρωση, ώστε έπειτα να μελετηθεί σε ποια από αυτές τις κλάσεις υπάγονται συχνότερα τα πρέμνα της εικόνας και όπως και να εντοπιστούν μετέπειτα περιοχές που με βάση τα ψηφιοποιημένα δεδομένα ελέγχου ανήκουν σε φασματική κατηγορία πρέμνου αμπέλου χωρίς αυτό να ισχύει. Φωτοερμηνευτικά από την παραπάνω εικόνα είναι εμφανής αυτή η σύγχυση φασματικών κατηγοριών- κλάσεων .

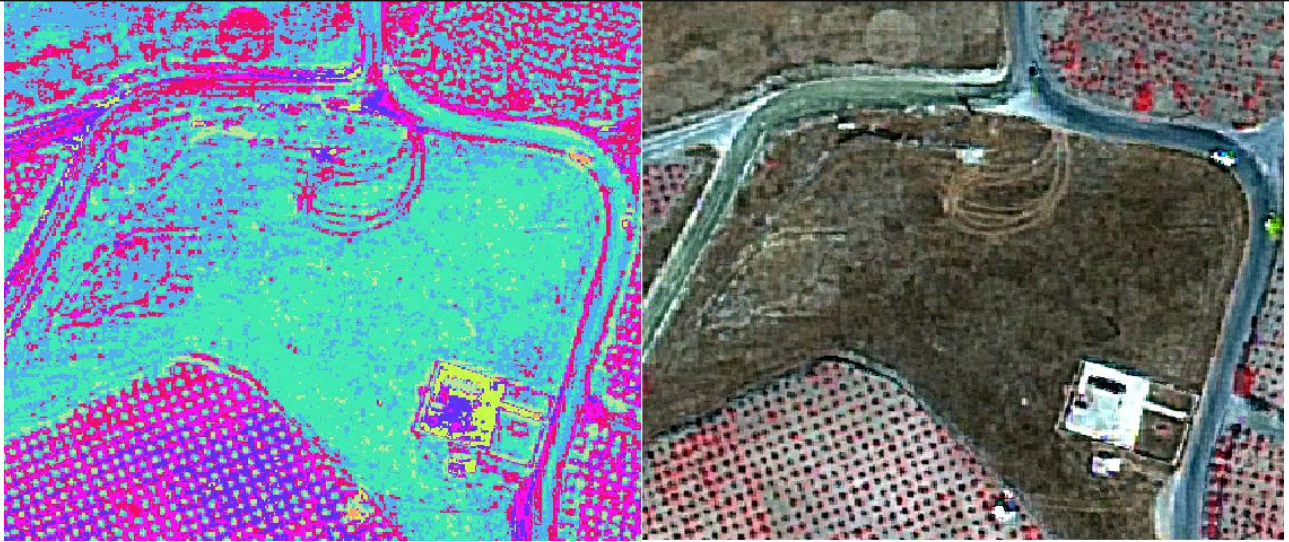


Εικόνα 23. Παράδειγμα ταξινομημένων πρέμων

Η παραπάνω εικόνα, είναι ενδεικτική της σύγχυσης φασματικής κατηγορίας που αναφέρθηκε προηγουμένως. Συγκεκριμένα, παρατηρείται τα περισσότερα αμπέλια σε αυτή την περίπτωση αλλά και στην ευρύτερη περιοχή μελέτης (με βάση τα ψηφιοποιημένα δεδομένα ελέγχου) ταξινομήθηκαν κυρίως στις κατηγορίες 0, 1, 4, 6 με τα περισσότερα εικονοστοιχεία εντοπισμού πρέμων να έχουν ταξινομηθεί στην κλάση 1, το οποίο είναι εμφανές και από την παραγόμενη εικόνα. Επίσης όμως γειτονικά του αμπελοτεμαχίου στο οποίο ανιχνεύτηκαν πρέμνα τα οποία και ταξινομήθηκαν στις ανάλογες κλάσεις, εντοπίζεται ένα οικόπεδο στο οποίο με βάση την πραγματικότητα δεν υπάρχει βλάστηση αλλά χώμα. Το εν λόγω οικόπεδο ο αλγόριθμος κ-μέσων το ταξινόμησε στην κλάση 1, στην οποία επίσης ταξινομούνται και εικονοστοιχεία που αντιστοιχούν σε πρέμνα.

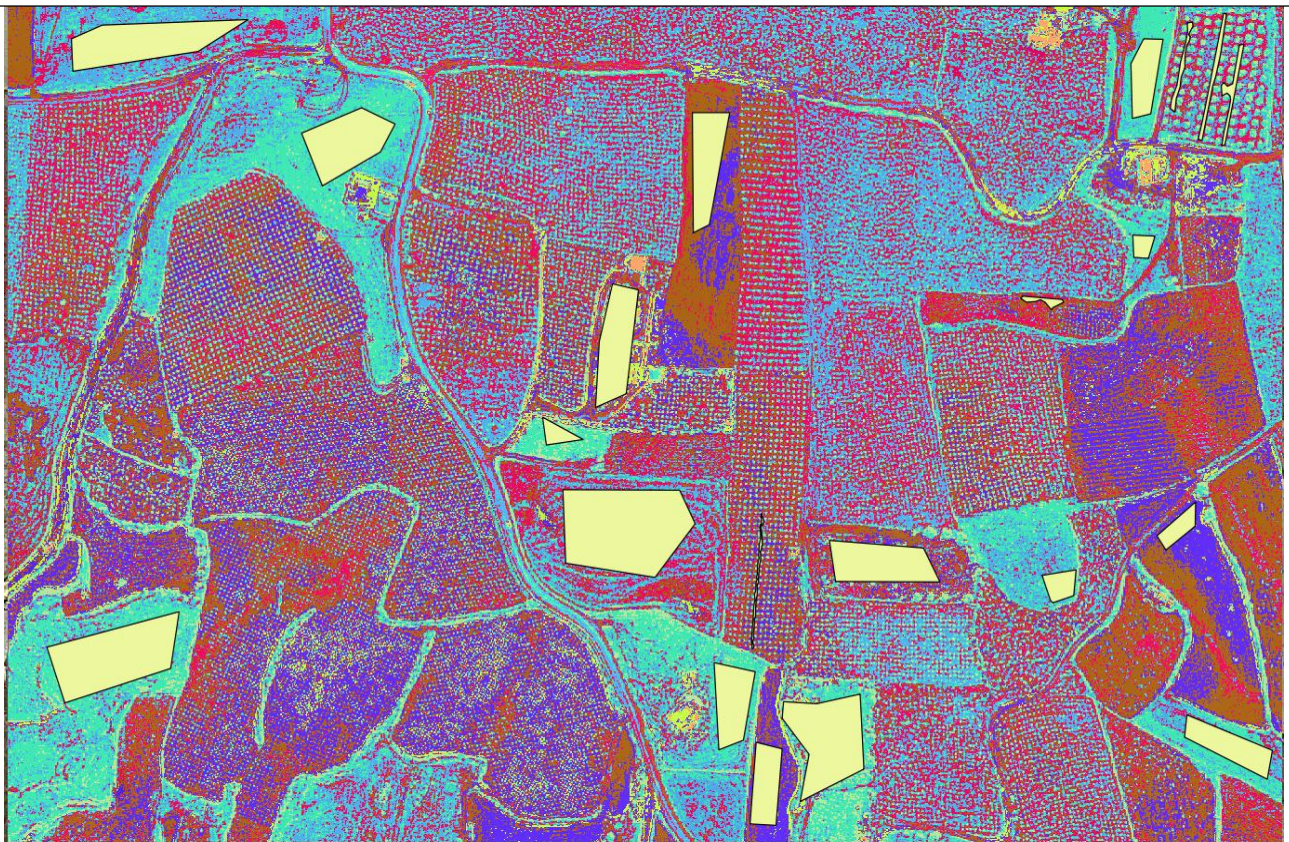
Φασματικές κατηγορίες-κλάσεις ταξινόμησης	Αριθμός εικονοστοιχείων ανά κατηγορία
0	1412
1	10130
4	3786
6	8710

Πίνακας 5. Κλάσεις στις οποίες αποδόθηκαν κυρίως τα πρέμνα της εικόνας



Εικόνα 24. Περιοχή με εμφανώς λάθος ταξινομημένα εικονοστοιχεία

Στην παραπάνω εικόνα παρατηρείται η σύγκριση μιας περιοχής της εικόνας στην οποία εντοπίζεται πληθώρα ταξινομημένων εικονοστοιχείων στις κλάσεις 1,4 ενώ εμφανώς δεν πρόκειται για αμπελοτεμάχιο, με βάση την συγχωνευμένη εικόνα που δημιουργήθηκε πρότερα των μεθοδολογιών.



Εικόνα 25. Ψηφιοποιημένες περιοχές που απεικονίζουν την κλάση μη αμπέλου(non vines)

Ανάλογες περιοχές που είχαν άλλη χρήση στην πραγματικότητα αλλά ταξινομήθηκαν εσφαλμένα, όπως δρόμοι, κτήρια και χώμα, ψηφιοποιήθηκαν προκειμένου να λειτουργήσουν ως δεδομένα ελέγχου μη-πρέμνου(Ground Truth Data- non vines). Αυτά τα δεδομένα ελέγχου, τα οποία και απεικονίζονται στην Εικόνα 26, κρίθηκε αναγκαίο να σχεδιαστούν καθώς αποτέλεσαν και τα δεδομένα εισόδου για την επιβλεπόμενη ταξινόμηση με τον αλγόριθμο Τυχαίων Δασών που θα αξιολογηθεί στην επόμενη ενότητα.

4.5 Αποτελέσματα Επιβλεπόμενης Ταξινόμησης με τον Αλγόριθμο Random Forest

4.5.1 Ταξινόμηση με τα φασματικά κανάλια

Αρχικά, θα αξιολογηθεί η ταξινόμηση με τον αλγόριθμο Random Forest με την πολυφασματική εικόνα 8 καναλιών και την εικόνα με τα δεδομένα ελέγχου που αντιστοιχούν στις κατηγορίες αμπέλι και μη-αμπέλι (vines, non vines) για διάφορα σύνολα δεδομένων ελέγχου (validation, training set).



Εικόνα 26. Random Forest- Ratio 0.2 (validation set 20%)

Πίνακας 6. Πίνακας Σύγχυσης-Πολυφασματική εικόνα-Συνδυασμός δεδομένων 20% validation, 80% training set

	vines	non_vines	sum	PA
vines	15796.0	3417.0	19213.0	0.82
non_vines	3952.0	110575.0	114527.0	0.97

sum	19748.0	113992.0	kappa:	0.78
UA	0.8	0.97	OA:	0.94



Εικόνα 27. Random Forest Ratio 0.5(validation set 50%)

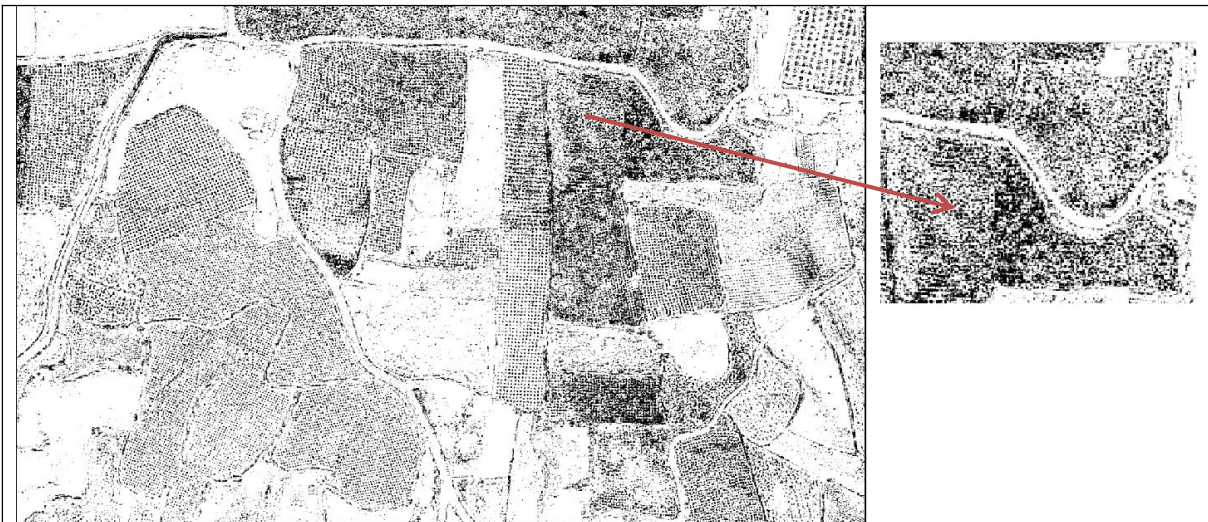
Πίνακας 7. Πίνακας Σύγχυσης-Πολυφασματική εικόνα-Συνδυασμός δεδομένων 50% validation, 50% training set

	vines	non_vines	sum	PA
vines	10169.0	1955.0	12124.0	0.84
non_vines	2174.0	69290.0	71464.0	0.97
sum	12343.0	71245.0	kappa:	0.8
UA	0.82	0.97	OA:	0.95

Παραπάνω παρουσιάστηκαν οπτικά , στις Εικόνες 27 και 28 οι παράγωγοι χάρτες που προέκυψαν από την ταξινόμηση Random Forest για 2 συνδυασμούς training-validation set μαζί με τους Πίνακες Σύγχυσης που προέκυψαν (Πίνακες 6, 7) . Αυτό αποφασίστηκε λόγω της σχεδόν πανομοιότυπης ακρίβειας που είχαν όλοι οι συνδυασμοί από 10-60 % validation και 90-40 % training set. Επομένως κρίθηκε σκόπιμη η ενδεικτική παράθεση 2 περιπτώσεων μόνο και όχι όλων.

Η ταξινόμηση Random Forest με εικόνα εισαγωγής την πολυφασματική εικόνα με βάση τις παραπάνω εικόνες και τους δείκτες ποιότητας έδωσε αξιοπρεπή αποτελέσματα σε όλους τους δείκτες αξιολόγησης για όλους τους συνδυασμούς δεδομένων που μελετήθηκαν. Είναι

αρκετά εύκολο να αξιολογήσει κάποιος το ίδιο με φωτοερμηνευτικές μεθόδους αφού στην μεγαλύτερη έκταση της εικόνας φαίνεται τα εικονοστοιχεία να έχουν ταξινομηθεί σωστά στην κάθε κατηγορία. Οι ενέργειες που ακολουθήθηκαν μετέπειτα, οι οποίες θα αναλυθούν παρακάτω, αποσκοπούσαν κυρίως σε καλύτερα αποτελέσματα καθώς εντοπίστηκαν περιοχές της εικόνας στην οποία είχαν ταξινομηθεί και άλλα αντικείμενα μαζί με τα πρέμνα, υποβαθμίζοντας την ποιότητα της εικόνας και την επιτυχία της ταξινόμησης.



Εικόνα 28.Περιοχή στην οποία η ταξινόμηση δεν αποδόθηκε σωστά

Στην Εικόνα 29 απεικονίζεται μια ενδεικτική υπο-περιοχή της ταξινομημένης εικόνας, στο οποίο διαφαίνεται η αποτυχία του ταξινομητή Τυχαίων Δασών να διαχωρίσει τα πρέμνα που είναι δεδομένο ότι υπήρχαν από το χώμα, πράγμα το οποίο ήταν ενδεχομένως αναμενόμενο, λόγω του μικρού μεγέθους που είχαν τα πρέμνα της συγκεκριμένης υπο-περιοχής καθώς και λόγω της ασαφούς και πυκνής τους διάταξης εντός του αμπελοτεμαχίου. Το εν λόγω αποτέλεσμα της ταξινόμησης είναι μια περιοχή κακής ποιότητας όπου είναι αδύνατο να διευκρινιστεί το οτιδήποτε. Παρόλα αυτά στην ευρύτερη περιοχή που μελετήθηκε, τα πρέμνα φάνηκε να έχουν ανιχνευτεί σε ικανοποιητικό βαθμό.

4.5.2 Ταξινόμηση με φασματικά κανάλια και φασματικούς Δείκτες βλάστησης

Σε αυτή την ενότητα θα αξιολογηθεί η επιβλεπόμενη ταξινόμηση με τυχαία δάση με εικόνα εισαγωγής την πολυφασματική εικόνα στην οποία έχουν προστεθεί κάποιοι φασματικοί δείκτες βλάστησης, οι NDVI(Normalized Difference Vegetation Index), MSAVI (modified soil-adjusted vegetation index)και NDWI(Normalized Difference Water Index) , προκειμένου να διαπιστωθεί πώς θα αντιδράσει ο αλγόριθμος με την επίδραση της επιπλέον πληροφορίας στην αποτελεσματικότητα της ταξινόμησης. Σε αυτό το σημείο να

σημειωθεί ότι οι εν λόγω δείκτες δεν επιλέχθηκαν σε αυτό το πείραμα με κάποιο συγκεκριμένο κριτήριο και ότι τα επιλεγθέντα σύνολα δεδομένων που υλοποίησαν αυτό το πείραμα της ταξινόμησης κυμάνθηκαν από 20%-60% validation set(δεδομένα ελέγχου) και 80%-40% training set(δεδομένα εκπαίδευσης). Αφού λοιπόν επιχειρήθηκε η ταξινόμηση Random Forest με κάθε μια από αυτές τις εικόνες ξεχωριστά για διάφορους συνδυασμούς δεδομένων ελέγχου και εκπαίδευσης, το πείραμα ολοκληρώθηκε με την ταξινόμηση όλων των εικόνων που απεικονίζουν τους φασματικούς δείκτες βλάστησης, με την πολυφασματική εικόνα όλες ταυτόχρονα για 20% validation set Και 80% training set. Αυτό ήταν και το πείραμα που μας έδωσε τα τελικά αποτελέσματα για την ταξινόμηση τα οποία και χρησιμοποιήθηκαν μετέπειτα για την εξαγωγή των True Positives, False Negatives και False Positives που αφορούσαν την επιβλεπόμενη αυτή ταξινόμηση και ως εκ τούτου τα τελικά πορίσματα της παρούσας αυτής εργασίας. Όλα τα παραπάνω πειράματα υλοποιήθηκαν με χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Python .



Εικόνα 29. Random Forest- πολυφασματική εικόνα και δείκτης NDVI Ratio 0.2 (validation set 20%)

Πίνακας 8. Πίνακας Σύγκρισης- εικόνα NDVI-Συνδυασμός δεδομένων 20% validation, 80% training set

	vines	non_vines	sum	PA
vines	15976.0	3575.0	19551.0	0.82
non_vines	3772.0	110417.0	114189.0	0.97
sum	19748.0	113992.0	kappa:	0.78
UA	0.81	0.97	OA:	0.95



Εικόνα 30. Random Forest- πολυφασματική εικόνα και δείκτης MSAVI-ratio 0.2 (validation set 20%)

Πίνακας 9. Πίνακας Σύγκρισης- εικόνα MSAVI -Συνδυασμός δεδομένων 20% validation, 80% training set

	vines	non_vines	sum	PA
vines	15888.0	3542.0	19430.0	0.82
non_vines	3860.0	110450.0	114310.0	0.97
sum	19748.0	113992.0	kappa:	0.78
UA	0.8	0.97	OA:	0.94



Εικόνα 31. Random Forest- πολυφασματική εικόνα και δείκτης NDWI-ratio 0.2 (validation set 20%)

Πίνακας 10. Πίνακας Σύγκρισης- εικόνα NDWI -Συνδυασμός δεδομένων 20% validation, 80% training set

	vines	non_vines	sum	PA
vines	16074.0	3646.0	19720.0	0.82
non_vines	3674.0	110346.0	114020.0	0.97
sum	19748.0	113992.0	kappa:	0.78
UA	0.81	0.97	OA:	0.95

Είναι εμφανές τόσο από την μελέτη των Εικόνων 29, 30 και 31 όσο και από την ανάγνωση των Πινάκων Σύγκρισης που αντιστοιχούν σε εκείνες(8, 9, 10) ότι όλοι οι φασματικοί δείκτες που επιλέχθηκαν και ταξινομήθηκαν με τον αλγόριθμο Random Forest έδωσαν επίσης σχεδόν πανομοιότυπα αποτελέσματα, στην ακρίβεια εντοπισμού πρέμνων αμπέλου και περιοχών που δεν περιείχαν πρέμνα, με τον δείκτη MSAVI να δίνει οριακά χειρότερα αποτελέσματα από τους άλλους δυο. Ανεξάρτητα όμως των υψηλών ποσοστών ακρίβειας που αποδόθηκαν στην ταξινόμηση, οι οποίες δεν έπεσαν κάτω από 81% στην Ακρίβεια Χρήστη και κάτω από το 82% Ακρίβεια Παραγωγού σε ότι αφορά την ανίχνευση πρέμνων (καθώς στην κατηγορία ταξινόμησης των εικονοστοιχείων στην κατηγορία μη-πρέμνα η ακρίβεια ήταν εντυπωσιακά υψηλότερη), πάλι εντοπίστηκαν περιοχές στις οποίες δεν κατάφεραν να διαχωριστούν οι κατηγορίες πρέμνο και μη-πρέμνο. Σε εκείνες τις περιοχές το οπτικό αποτέλεσμα ήταν αντίστοιχο με εκείνο που απεικονίστηκε στην Εικόνα 30.

Σε ότι αφορά τις ταξινομήσεις που έλαβαν χώρα με διαφορετικούς συνδυασμούς συλλογής δεδομένων (training set), οι διαφορές στους δείκτες αξιολόγησης ήταν οριακά καλύτεροι όσο μεγάλωνε το validation set σαν ποσοστό αλλά και οι διαφορές στην ακρίβεια βρέθηκαν αμελητέες. Παρατίθεται ενδεικτικά το πείραμα με validation set 60% Και training set 40% (Εικόνες 32, 33, 34 και αντίστοιχοι Πίνακες Σύγκρισης 11, 12, 13), καθώς έδωσε τα καλύτερα ποσοστά στην ταξινόμηση για όλους τους δείκτες βλάστησης. Σε αυτό το σημείο αξίζει να σημειωθεί ότι το τελικό πείραμα με βάση το οποίο ολοκληρώθηκε η μεθοδολογία και αξιολογήθηκε τελικά η μελέτη του αυτόματου εντοπισμού των πρέμων, υλοποιήθηκε με συνδυασμό των εικόνων που απεικόνιζαν την ταξινόμηση με εφαρμοσμένους τους δείκτες βλάστησης και της πολυφασματικής εικόνας της περιοχής μελέτης.



Εικόνα 32. Random Forest- πολυφασματική εικόνα και δείκτης MSAVI-ratio 0.6 (validation set 60%)

Πίνακας 11. Πίνακας Σύγκρισης- εικόνα MSAVI -Συνδυασμός δεδομένων 60% validation, 40% training set

	vines	non_vines	sum	PA
vines	14136.0	2904.0	17040.0	0.83
non_vines	3144.0	96839.0	99983.0	0.97
sum	17280.0	99743.0	kappa:	0.79
UA	0.82	0.97	OA:	0.95



Εικόνα 33. Random Forest- πολυφασματική εικόνα και δείκτης NDVI-ratio 0.6 (validation set 60%)

Πίνακας 12. Πίνακας Σύγκρισης- εικόνα NDVI -Συνδυασμός δεδομένων 60% validation, 40% training set

	vines	non_vines	sum	PA
vines	8162.0	1497.0	9659.0	0.85
non_vines	1712.0	55499.0	57211.0	0.97
sum	9874.0	56996.0	kappa:	0.81
UA	0.83	0.97	OA:	0.95



Εικόνα 34. Random Forest- πολυφασματική εικόνα και δείκτης NDWI-ratio 0.6 (validation set 60%)

	vines	non_vines	sum	PA
vines	8289.0	1475.0	9764.0	0.85
non_vines	1585.0	55521.0	57106.0	0.97
sum	9874.0	56996.0	kappa:	0.82
UA	0.84	0.97	OA:	0.95

Πίνακας 13. Πίνακας Σύγχυσης- εικόνα NDWI -Συνδυασμός δεδομένων 60% validation, 40% training set

4.5.3 Αλγόριθμος Random Forest-Πολυφασματική Εικόνα και 3 Φασματικοί Δείκτες

Προαναφέρθηκε ότι οι ταξινομήσεις που έλαβαν χώρα στις προηγούμενες ενότητες, έδωσαν μεν καλά αποτελέσματα σε ότι αφορά την αξιολόγηση μιας ταξινόμησης σε επίπεδο Pixel αλλά αξιοποιήθηκε η συγκεντρωτική ταξινόμηση για να επιτευχθεί ο τελικός σκοπός της διπλωματικής εργασίας, ο οποίος ήταν η αξιολόγηση σε επίπεδο αντικειμένων(blobs). Αποφασίστηκε μια σειρά από ενέργειες προκειμένου να διαπιστωθεί άμα η ταξινόμηση θα ανίχνευε τα πρέμνα ως αντικείμενα πλέον και όχι σαν εικονοστοιχεία που λάμβαναν κάποιες τιμές. Κατά αυτόν τον τρόπο, τελικά ο αλγόριθμος έτρεξε χρησιμοποιώντας ταυτόχρονα όλους τους δείκτες βλάστησης και την πολυφασματική εικόνα για δεδομένα ελέγχου 20% και δεδομένα εκπαίδευσης 80%. Αποφασίστηκε λόγω του ότι λανθασμένα εντοπίστηκαν άλλα αντικείμενα στην εικόνα ως πρέμνα, όπως δρόμοι και κτίσματα, ενώ σε άλλες περιοχές της εικόνας η πυκνότητα των πρέμνων και η κακή τους διάταξη οδηγούσε σε ασαφή συμπεράσματα ως προς το αν η ταξινόμηση πέτυχε ή όχι, να χρησιμοποιηθούν τα ψηφιοποιημένα δεδομένα ελέγχου που είχαν δημιουργηθεί αρχικά και απεικόνιζαν τα

αμπελοτεμάχια της περιοχής μελέτης. Έτσι θα ήταν εφικτή η εφαρμογή του αλγόριθμου ταξινόμησης Random Forest μόνο για τις περιοχές που ήταν γνωστό ότι αντιστοιχούσαν σε αμπελοτεμάχια και κατ' επέκταση να αξιολογηθεί υπό αυτή την συνθήκη η ακρίβεια της ταξινόμησης. Παρακάτω θα απεικονιστούν βήμα βήμα οι παραπάνω ενέργειες που οδήγησαν στο τελικό συμπέρασμα για τον εντοπισμό των πρέμων της Σαντορίνης με τηλεπισκοπικές μεθόδους.



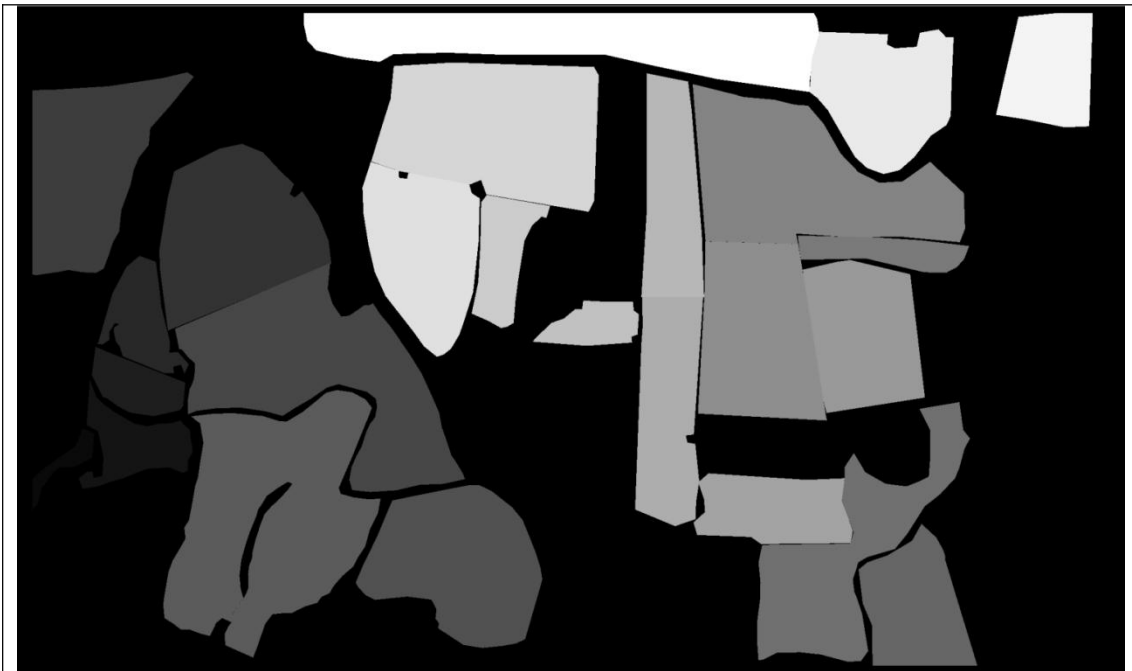
Εικόνα 35. Ταξινόμηση με εφαρμογή δεικτών MSAVI,NDVI,NDWI και πολυφασματικής εικόνας- ratio 0.2

Πίνακας 14. Πίνακας Σύγκρισης- πολυφασματική εικόνα και δείκτες -Συνδυασμός δεδομένων 20% validation, 80% training set

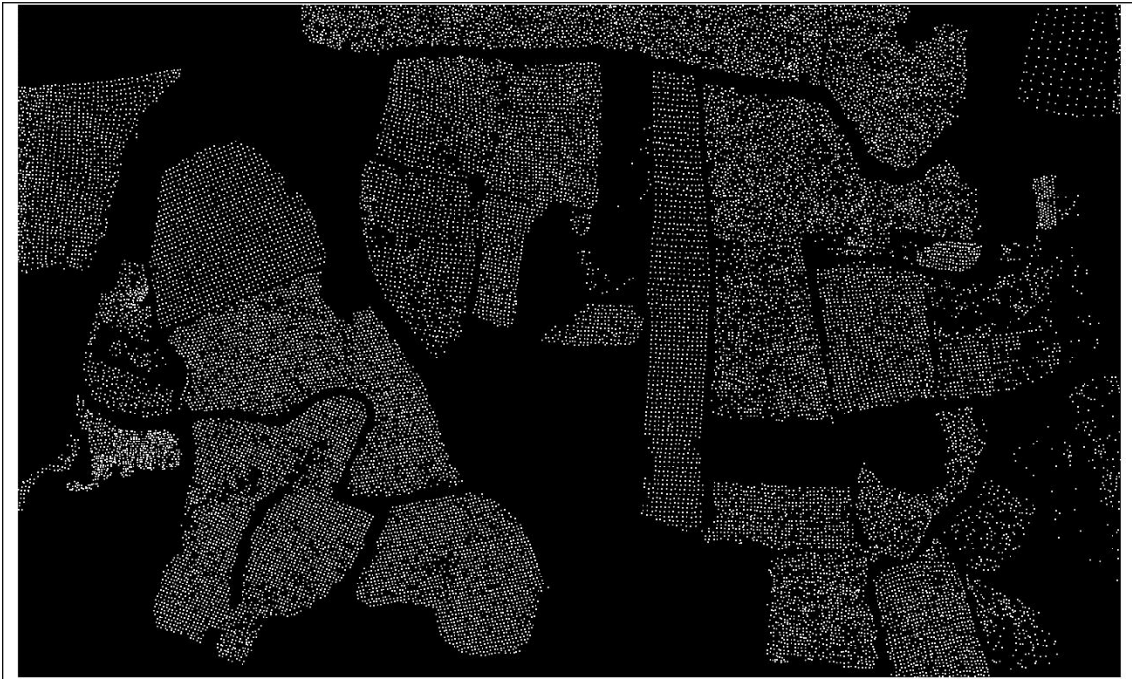
	vines	non_vines	sum	PA
vines	16071.0	3587.0	19658.0	0.82
non_vines	3677.0	110405.0	114082.0	0.97
sum	19748.0	113992.0	kappa:	0.78
UA	0.81	0.97	OA:	0.95

Η Εικόνα 35 αποτελεί την εικόνα για την οποία αξιοποιήθηκαν τόσο οι μετασχηματισμένες με δείκτες βλάστησης εικόνες, όσο και η πολυφασματική εικόνα για την πραγματοποίηση της ταξινόμησης. Εκείνη είναι που χρησιμοποιήθηκε για την εξαγωγή των τελικών συμπερασμάτων, με τον πίνακα σύγκρισης που της αντιστοιχεί (Πίνακας 14).

Η Εικόνα 35 χρησιμοποιήθηκε προκειμένου να γίνει μια καλύτερη και πιο αυστηρή εκτίμηση του αποτελέσματος της ελεγχόμενης ταξινόμησης με την μέθοδο Τυχαίων Δασών. Αρχικά πραγματοποιήθηκε η οπτική σύγκριση της εν λόγω εικόνας με τα δεδομένα ελέγχου που συλλέχτηκαν μέσω ψηφιοποίησης για να κριθεί οπτικά το αποτέλεσμα της ταξινόμησης. Έπειτα αποφασίστηκε με βάση την οπτική σύγκριση, ότι η μεθοδολογία που είχε ακολουθηθεί μέχρι στιγμής και βάσει της οποίας τα ψηφιοποιημένα πρέμνα διαχειρίστηκαν ως σημεία και όχι ως αντικείμενα με επιφάνεια μεγαλύτερη του ενός εικονοστοιχείου, αποτελούσε υποεκτίμηση της πραγματικής τους υπόστασης. Επομένως, πραγματοποιήθηκε η διαστολή τους από μεμονωμένα εικονοστοιχεία σε αντικείμενα μεγέθους 3*3 εικονοστοιχείων (Εικόνα 37) και ταυτόχρονα εξαλείφθηκαν από την ταξινομημένη εικόνα όλα τα εντοπισμένα πρέμνα μεμονωμένου εικονοστοιχείου, καθώς θεωρήθηκε ότι θα δυσχέραιναν μόνο την οπτική ποιότητα της εικόνας και θα εισήγαγαν μόνο θόρυβο (Εικόνα 38). Όλες οι παραπάνω ενέργειες, σε συνδυασμό με τον καθαρισμό της περιοχής μελέτης από όλες τις άλλες καλύψεις γης, πέραν αυτής των αμπελοτεμαχίων (ο οποίος υλοποιήθηκε χάρη στα ψηφιοποιημένα δεδομένα ελέγχου των αμπελοτεμαχίων της περιοχής που είχαν δημιουργηθεί στην αρχή της μεθοδολογίας) οδήγησαν στα εξαγωγή νέων ποσοτικών δεικτών αξιολόγησης της προτεινόμενης μεθόδου εντοπισμού των πρέμνων. Παρακάτω παρουσιάζεται η διανυσματική απεικόνιση των αμπελοτεμαχίων χωρίς τις άλλες χρήσεις γης που υπήρχαν κανονικά στην περιοχή (Εικόνα 36).



Εικόνα 36. Τα ψηφιοποιημένα αμπελοτεμάχια της εικόνας σε διανυσματική μορφή



Εικόνα 37. Απεικόνιση εικόνας αφού εφαρμόστηκε η διαστολή των δεδομένων ελέγχου(ground truth vines)



Εικόνα 38. Αποτέλεσμα όλων των επεξεργασιών και εντοπισμός τελικών στοιχείων

Αφού η ταξινομημένη εικόνα μετασχηματίστηκε με τις ενέργειες που αναλύθηκαν προηγουμένως, η τελική εικόνα (Εικόνα 38) είχε την παραπάνω μορφή στην οποία εντοπίστηκαν 29216 αντικείμενα, ταξινομημένα ως πρέμνα. Από αυτά, πράγματι αντιστοιχούσαν σε πρέμνα (με βάση τα δεδομένα ελέγχου, ground truth vines) τα 21237 ,

τα 2958 αντικείμενα ταξινομήθηκαν λανθασμένα στην κατηγορία όχι πρέμνα ,ενώ στην πραγματικότητα αντιστοιχούσαν σε πρέμνα και 7979 αντικείμενα ταξινομήθηκαν ως πρέμνα ενώ στην πραγματικότητα άνηκαν σε άλλη κατηγορία κάλυψης γης.

Εντοπισμένα Αντικείμενα	29216
True Positives	21237
False Negatives	2958
False Positives	7979
Recall	88%
Precision	73%

Πίνακας 15. Δείκτες Αξιολόγησης Ταξινόμησης Random Forest

Τα ποσοστά που παρουσιάζονται στον Πίνακα 15 παραπάνω, αποτελούν τα τελικά αποτελέσματα της μεθόδου που προτείνεται στην παρούσα διπλωματική, σε ότι αφορά τον αυτόματο εντοπισμό πρέμνων αμπέλου τύπου κουλούρας. Τα αποτελέσματα αυτά προέκυψαν από την εξειδίκευση της μεθόδου επιβλεπόμενης ταξινόμησης, κατά την οποία τα πρέμνα αντιμετωπίστηκαν ως αντικείμενα πλέον με επιφάνεια 3*3 εικονοστοιχεία και όχι ως μεμονωμένα εικονοστοιχεία , όπως μελετήθηκε αρχικά στην μεθοδολογία της εργασίας. Σε ότι αφορά τα ποσοστά στην ανάκληση και την ακρίβεια, φανερώνεται μια σαφής τάση υπέρ της ορθής ανίχνευσης των πρέμνων με την μέθοδο που ακολουθήθηκε. Τα True Positives υπερίσχυαν κατά πολύ των False Negatives και των False Positives πράγμα που σημαίνει ότι η εξειδίκευση της μεθόδου ταξινόμησης προσέφερε υψηλή ακρίβεια και πολύ υποσχόμενα αποτελέσματα.

5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

Η αξιολόγηση όλων των μεθοδολογιών που αναπτύχθηκαν για τους σκοπούς της παρούσας διπλωματικής εργασίας, καταδεικνύουν μια αρκετά επιτυχημένη προσέγγιση στην εφαρμογή του αυτόματου εντοπισμού πρέμων τύπου «κουλούρα» της Σαντορίνης, επομένως και την πλήρωση των στόχων που τέθηκαν αρχικά.

Αναπτύχθηκε μεθοδολογία ταξινόμησης Random Forest με σημαντικό βαθμό τυποποίησης στην οποία εντοπιστήκαν τα πρέμνα αμπέλου με ακρίβεια σε ποσοστό της τάξης του 73% (σε ορθότητα) και 88% (σε ανάκληση) στην περιοχή μελέτης. Τα αποτελέσματα αυτά της ακρίβειας της μεθοδολογίας δείχνουν ότι υπάρχει μια σαφή τάση εντοπισμού των πρέμων, ακολουθώντας την μεθοδολογία που αναπτύχθηκε σε αυτή την εργασία, με χώρο όμως για περαιτέρω εξέλιξη και ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων που προκύπτουν από αυτήν. Σημαντική συνεισφορά της διπλωματικής εργασίας αποτελεί η προσπάθεια εντοπισμού μεμονωμένων πρέμων και όχι γραμμών φύτευσης όπως εντοπίζεται συχνά σε σχετικές ερευνητικές εργασίες που αφορούν στην αμπελουργία ακριβείας, δεδομένου ότι η διαμόρφωση των αμπελώνων στο νησί της Σαντορίνης αποτελούν ένα κομμάτι της επιστήμης της αμπελουργίας ακριβείας που ακόμη δεν είχε παρατηρηθεί/ μελετηθεί. Επιπρόσθετα, αξίζει να σημειωθεί η πολυπλοκότητα που ενέχει μια τέτοια μελέτη σε σχέση με τις ήδη υπάρχουσες, καθώς η διάσπαρτη διάταξη που έχουν στον χώρο και το πολύ μικρότερο μέγεθος των υπό ανίχνευση φυτών, καθιστά ακόμα και την φωτοερμηνευτική ικανότητα μελέτης των πρέμων της Σαντορίνης απαιτητική.

Το πρώτο σκέλος αυτής της εργασίας, δηλαδή η προσπάθεια αυτόματου εντοπισμού πρέμων αμπέλου σε εικόνες πολύ υψηλής ανάλυσης, υλοποιούμενη με μετασχηματισμούς της δοθείσας πολυφασματικής εικόνας, μέσω κατωφλίωσης του εξαγόμενου δείκτη βλάστησης NDVI, δεν στέφθηκε με μεγάλο βαθμό επιτυχίας. Ανάλογα αποτελέσματα προέκυψαν από την εφαρμογή του ισότροπου φίλτρου της Λαπλασιανής της ραδιομετρικής συνάρτησης της πολυφασματικής εικόνας που απεικόνιζε το νησί της Σαντορίνης και τα πρέμνα τύπου κουλούρας.

Το δεύτερο σκέλος της μελέτης, αποσκοπούσε στην αποτίμηση διάφορων μεθόδων ταξινόμησης ως προς την αποτελεσματικότητά τους στο να ανιχνεύουν τα πρέμνα στην περιοχή μελέτης και σημείωσαν σημαντική υπεροχή σε σχέση με τις άλλες μεθοδολογίες. Πραγματοποιήθηκε αρχικά η μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση της εικόνας, με την μέθοδο των κ-μέσων (k-means clustering) η οποία κρίθηκε αποδοτική στον διαχωρισμό σε μεγάλο

βαθμό της κατηγορίας πρέμνα από όλες τις υπόλοιπες της απεικόνισης, μια ανάλυση η οποία βασίστηκε στα φασματικά χαρακτηριστικά των εικονοστοιχείων που αντιστοιχούσαν στα υπό μελέτη αμπέλια. Η κρισιμότητα της μεθόδου των κ-μέσων έγκειται στην χρήση των αποτελεσμάτων της ως οδηγούς για την μετέπειτα υλοποίηση της επιβλεπόμενης ταξινόμησης που πραγματοποιήθηκε μέσω του αλγόριθμου Τυχαίων Δασών (Random Forest Classification), αλγόριθμος ο οποίος ανήκει στην ευρύτερη κατηγορία των «αυστηρών» ή «σκληρών» ταξινομητών (hard classifiers). Το αποτέλεσμα της επιβλεπόμενης ταξινόμησης ήταν η προσάρτηση στον επιθυμητό βαθμό πληρότητας και ορθότητας των εικονοστοιχείων πρέμνων αμπέλου στην σωστή κατηγορία, συγκρινόμενα με τα δεδομένα ελέγχου που είχαν παραχθεί για τους σκοπούς της παρούσης εργασίας. Συγκεκριμένα, η προσέγγιση της μεθοδολογίας της επιβλεπόμενης ταξινόμησης Τυχαίων Δασών εμπεριείχε τον έλεγχο των ταξινομημένων εικονοστοιχείων και κατ' επέκταση αντικειμένων με τα υλοποιημένα μέσω ψηφιοποίησης δεδομένα ελέγχου (Ground Truth Data), με σκοπό την ολιστική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων.

Τα παραπάνω συμπεράσματα της διπλωματικής εργασίας, δημιουργούν ποικίλες σκέψεις και προβληματισμούς σε ότι αφορά την συνέχιση της συγκεκριμένης μελέτης για περαιτέρω έρευνα στο πεδίο της Αμπελουργίας Ακριβείας γενικότερα και ειδικότερα σε περιπτώσεις διαμόρφωσης αμπελώνων όπως αυτές του νησιού της Σαντορίνης. Σημειώνεται ότι η συγκεκριμένη μορφή-τύπου κουλούρας- απαντάται και σε άλλες περιοχές ανά τον κόσμο, που έχουν ηφαιστιογενή εδάφη και ισχυρούς ανέμους. Παρατίθενται κάποιες κύριες προτάσεις για τον εμπλουτισμό αυτής της εργασίας :

- ❖ Βελτιστοποίηση όλων των διαδικασιών προεπεξεργασίας εικόνων και δεδομένων , τόσο σε επίπεδο βελτίωσης μιας δορυφορικής απεικόνισης ατμοσφαιρικά και ραδιομετρικά, όσο και στην ποιοτικότερη και εκτενέστερη παραγωγή δεδομένων ελέγχου, με σκοπό το μεγαλύτερο πλήθος προς εξαγωγή δεδομένων, μέσω των μεθόδων ταξινόμησης και την ελαχιστοποίηση του βαθμού επιρροής της ταξινόμησης από άλλα μη επιθυμητά αντικείμενα, όπως είναι –μεταξύ άλλων- το χώμα.
- ❖ Η χρήση μεγαλύτερης ποικιλίας δεικτών και φίλτρων σε ένα μεγαλύτερο εύρος δεδομένων θα ήταν δόκιμο να μελετηθεί, για να αξιολογηθούν και περαιτέρω ως προς την αποτελεσματικότητά τους.
- ❖ Η εισαγωγή σε σχετικές μελέτες επεξεργασμένων δεδομένων από φασματογράφο, θα ωφελούσαν σε καλύτερη επισκόπηση περί της φασματικής υπογραφής ενός

πρέμνου και ως εκ τούτου σε έναν πιο ακριβή τρόπο να διαχωριστεί εκείνο από άλλο τύπο βλάστησης. Η χρήση του φασματογράφου θα μπορούσε να οδηγήσει σε ορθότερα δεδομένα εισαγωγής σε μια μέθοδο επιβλεπόμενης ταξινόμησης με μικρότερο αλλά περιεκτικότερο πλήθος προς ταξινόμηση δειγμάτων.

- ❖ Η παρατήρηση και μελέτη των αμπελώνων και κατ' επέκταση των πρέμνων τύπου κουλούρας με χρήση υπερφασματικών δεδομένων, είναι δεδομένο ότι θα παρείχε καλύτερα αποτελέσματα σε τέτοιες εφαρμογές.
- ❖ Σε ένα γενικότερο πλαίσιο, μια πιθανή επέκταση της παρούσας εργασίας σε συνεργασία με την ΣΑΤΜ στο πλαίσιο των εφαρμογών της Αμπελουργίας Ακριβείας θα μπορούσε να πετύχει στην ανάπτυξη μεθοδολογιών για τον διαχωρισμό όχι μόνο των αμπελώνων από άλλου τύπου κάλυψη γης, αλλά και στον διαχωρισμό των αμπελώνων του νησιού της Σαντορίνης και βάσει ποικιλίας.
- ❖ Η συνεργασία με όλους τους ενδιαφερόμενους ειδικούς της αμπελουργικής, όπως τους γεωπόνους, οινοποιούς και αμπελουργούς με την ταυτόχρονη τηλεπισκοπική παρατήρηση, θα μπορούσε να δημιουργήσει πληρέστερη ερμηνεία των αποτελεσμάτων των εφαρμογών αμπελουργίας ακριβείας, περισσότερες δυνατότητες και προοπτικές για νέες μελέτες και μια ολιστική προσέγγιση του ζητήματος της παρατήρησης των αμπελώνων και των πρέμνων, έχοντας επιτύχει την σύνδεση όλων των «συνδαιτυμόνων» της επιστήμης της αμπελουργίας και συνεργασίες σε ευρύτερη –πέραν της τοπικής- κλίμακας.

Βιβλιογραφία

- G. V. (May 2015). "*A critical comparison among pansharpening algorithms*". IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.
- Andrew Hall, J. L. (2003, August). Characterising and mapping vineyard canopy using high-spatial-resolution aerial multispectral images. *Computers & Geosciences*, vol.29, σσ. p.813-822.
- Belgiu, M. a. ((2016)). "RandomForest in remote sensing: a review of applications and future directions". ISPRS.
- Bramley, R. G. (2003). Smarter thinking on soils survey. *Australian and New Zealand Wine Industry Journal*,, σσ. pp. 88–94.
- Campbell, B. (1996). Introduction to Remote Sensing. *The Guilford Publications Press*.
- Forster, , B. (1992). Introduction to Remote Sensing Data Processing and Analysis. University of New South Wales.
- Fridgen, J. J. (2004). Management zone analyst (MZA): Software for subfield management zone delineation. *Agronomy Journal*, vol. 96, σσ. pp. 100–108.
- Hall, A. L. (2003). Characterising and mapping vineyard canopy using high-spatial-resolution aerial multispectral images. *Computers & Geosciences*.
- Hansen, P. M. (2003). Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression. *Remote Sensing Environment*, vol. 86, σσ. pp. 542–553.
- J.Malik., P. P. (1990, July). Scale space and edge detection using anisotropic diffusion.IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, σσ. 629–639.
- Johnson, L. F. (2003). *Image-Based Decision Tools for Vineyard Management*. ASAE Annual International Meeting.
- K. G. Karantzalos, D. P. (2004, January). *Towards automatic olive tree detection from satellite imagery*. Αθήνα : Laboratory of Remote Sensing, Department of Topography, School of Rural and Surveying Engineering, National Technical University of Athens, Greece.
- Kitchen N. R., S. K. (2005). Delineating productivity zones on claypan soil fields apparent soil electrical conductivity. *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 46, σσ. pp. 285–308.

- Lamb, D. (2000). The use of qualitative airborne multispectral imaging for managing agricultural crops – a case study in south-eastern Australia. *Australian Journal of Experimental Agriculture*, vol. 40, σσ. pp. 725-38.
- Longley, P. G. (2005). *Geographical Information Systems: Principles, Techniques, Management and Applications (Abridged Edition)*. New Jersey: John Wiley and Sons Inc.
- Mather, M. (1999). Computer Processing of Remotely-Sensed Images. Στο M. Mather, *Computer Processing of Remotely-Sensed Images*. (σ. p.292). UK: J. Wiley & Sons.
- Molin, J. P. (2008). Establishing management zones using soil electrical conductivity and other soil properties by the fuzzy clustering technique. *Scientia Agricola*, vol. 65(6), σσ. pp. 567–573.
- Moral, F. J. (n.d.). Delineation of management zones using mobile measurements of soil apparent electrical conductivity and multivariate geostatistical techniques. *Soil and Tillage Research* vol. 106(2), σσ. pp. 335–343.
- Schepers, A. R. (2004). Appropriateness of management zones for characterizing spatial variability of soil properties and irrigated corn yields across years. *Agronomy Journal*, vol. 96, σσ. pp. 195–203.
- Tagarakis A., L. V. (2012). Management zones delineation using fuzzy clustering techniques in grapevines. *Precision Agriculture*, vol. 14, σσ. pp. 18-39.
- Vivone, G. (17 April 2019). *Robust Band-Dependent Spatial-Detail Approaches for Panchromatic Sharpening*. IEEE.
- (2000). Στο B. M. Whelan, *The “Null Hypothesis” of Precision Agriculture*.
- Whelan, B. M. (2000). The “Null Hypothesis” of Precision Agriculture.
- Γεώργιος, Σ. (2009). *Εφαρμογή Τεχνολογιών Γεωργίας Ακριβείας σε Αμπελώνα*. Βόλος .
- Κολοπτάς, Ε. (2013). *Η Αντικειμενοστραφής Ανάλυση Τηλεπισκοπικών Εικόνων στην Μελέτη θεμάτων του Περιβάλλοντος*. Θεσσαλονίκη.
- Κωνσταντίνος Γ. Περάκης, Ι. Ν. (2015). *Η Τηλεπισκόπηση σε 13 Ενότητες- Θεωρία, Μέθοδοι και Εφαρμογές*. Αθήνα: ΣΕΑΒ.
- Λαζαρίδου, Μ. (2012). *“Φωτογραμμετρικές, Τηλεπισκοπικές και Γεωπληροφοριακές Μέθοδοι και Συστήματα”*. Θεσσαλονίκη.
- Παρχαρίδης, Ι. (2015). *Αρχές δορυφορικής Τηλεπισκόπησης-Θεωρία και Εφαρμογές*. Αθήνα .
- Ρούσσο, Α. (2010). *Μη-γραμμική Διάχωση στην Όραση Υπολογιστών και Στατιστικά Μοντέλα Σχήματος με Εφαρμογές στην Ανάλυση Εικόνων Αρθρωτών Φωνητικού και Νοηματικού Λόγου*. Αθήνα.
- Σπύρος Φουντάς, Θ. Γ. (2015). *Γεωργία Ακριβείας*. Αθήνα: ΣΕΑΒ.

Συλλαιός, Ν. (2000). *Εισαγωγή στην τηλεπισκόπηση και στα γεωγραφικά συστήματα πληροφοριών*.
Θεσσαλονίκη : Γιαχούδη.

<https://el.wikipedia.org/wiki/>.

<https://eos.com>.

<https://www.santorini.gr>.

worldview3.digitalglobe.com.

Παράρτημα Εικόνων

Εικόνα 1. Το νησί της Σαντορίνης.....	20
Εικόνα 2. Δορυφορική εικόνα WorldView-3 της περιοχής μελέτης.....	20
Εικόνα 3. Η περικομμένη πολυφασματική (αριστερά) και η περικομμένη παγχρωματική (δεξιά) απεικόνιση της περιοχής μελέτης πριν τη διαδικασία της συγχώνευσης.....	29
Εικόνα 4. Εικόνα μετά τη συγχώνευση : α) μέθοδος HPFC, b) μέθοδος BDS.....	29
Εικόνα 5. Σύγκριση των δύο παραπάνω μεθόδων.....	30
Εικόνα 6. Τα δεδομένα ελέγχου για την θέση των αμπελοτεμαχίων σε ολόκληρη την περιοχή της εικόνας WorldView-3.....	31
Εικόνα 7. Τα ψηφιοποιημένα αμπελοτεμάχια στην τελική περιοχή μελέτης.....	32
Εικόνα 8. Περιοχή μελέτης πριν και μετά την ψηφιοποίηση των πρέμνων.....	32
Εικόνα 9. Περιοχή μελέτης έπειτα από εφαρμογή του δείκτη NDVI.....	34
Εικόνα 10. Κατωφλιωμένη εικόνα με $T=0,35$	35
Εικόνα 11. Δυαδική (Binary) εικόνα.....	36
Εικόνα 12. Περιοχή μελέτης μετά την εφαρμογή της μεθοδολογίας.....	39
Εικόνα 13. Σύγκριση αρχικής και Λαπλασιανής εικόνας.....	40
Εικόνα 14. Ταξινόμηση k-means με 8 κλάσεις.....	44
Εικόνα 15. Κλάσεις ταξινόμησης μεθόδου k-means.....	44
Εικόνα 16. Δεδομένα Ελέγχου non-vines.....	45
Εικόνα 17. Labels Image (vines , non vines).....	48
Εικόνα 18. Κατωφλιωμένη εικόνα με εφαρμογή δείκτη NDVI για κατώφλι $T=0,35$	53
Εικόνα 19. Κατωφλιωμένες εικόνες- τιμές κατωφλίωσης 0.3-0.37.....	54
Εικόνα 20. Περιοχές που απεικονίζουν την επιτυχία ή μη της μεθόδου.....	56

Εικόνα 21. Περιοχές της εικόνας όπου έχουν ανιχνευτεί και οι ακμές κτηρίου, όρια δρόμου και πρέμνα αμπέλου.....	59
Εικόνα 22. Ταξινομημένη εικόνα με τις φασματικές υπογραφές κάθε κλάσης.....	60
Εικόνα 23. Παράδειγμα ταξινομημένων πρέμνων.....	61
Εικόνα 24. Περιοχή με εμφανώς λάθος ταξινομημένα εικονοστοιχεία.....	62
Εικόνα 25. Ψηφιοποιημένες περιοχές που απεικονίζουν την κλάση μη αμπέλου(non vines).....	62
Εικόνα 26. Random Forest- Ratio 0.2 (validation set 20%).....	63
Εικόνα 27. Random Forest Ratio 0.5(validation set 50%).....	64
Εικόνα 28.Περιοχή στην οποία η ταξινόμηση δεν αποδόθηκε σωστά.....	65
Εικόνα 29. Random Forest-εικόνα NDVI Ratio 0.2 (validation set 20%).....	66
Εικόνα 30. Random Forest-εικόνα MSAVI-ratio 0.2 (validation set 20%).....	67
Εικόνα 31. Random Forest-εικόνα NDWI-ratio 0.2 (validation set 20%).....	68
Εικόνα 32. Random Forest-εικόνα MSAVI-ratio 0.6 (validation set 60%).....	69
Εικόνα 33. Random Forest-εικόνα NDVI-ratio 0.6 (validation set 60%).....	70
Εικόνα 34. Random Forest-εικόνα NDWI-ratio 0.6 (validation set 60%).....	71
Εικόνα 35.Ταξινόμηση με εφαρμογή δεικτών MSAVI,NDVI,NDWI και πολυφασματικής εικόνας- ratio 0.2.....	72
Εικόνα 36. Τα ψηφιοποιημένα αμπελοτεμάχια της εικόνας σε διανυσματική μορφή.....	73
Εικόνα 37. Απεικόνιση εικόνας αφού εφαρμόστηκε η διαστολή των δεδομένων ελέγχου(ground truth vines).....	74
Εικόνα 38. Αποτέλεσμα όλων των επεξεργασιών και εντοπισμός τελικών στοιχείων.....	74