



ΕΘΝΙΚΟ ΚΑΙ ΚΑΠΟΔΙΣΤΡΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

**ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΑΕΡΟΔΙΑΣΤΗΜΙΚΗΣ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ**

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αποτύπωση πρόσφατων ενδοετήσιων χωροχρονικών αλλαγών εδαφοκάλυψης στην Εύβοια με χρήση δορυφορικών δεδομένων Sentinel

Μαριάνα Γ. Μανδηλαρά

Επιβλέποντες: Σταύρος Κολιός, Επίκουρος Καθηγητής
Βάιος Λάππας, Πρόεδρος Τμήματος

ΣΥΓΚΡΟΤΗΜΑ ΕΥΡΙΠΟΥ

ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ 2024

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αποτύπωση πρόσφατων ενδοετήσιων χωροχρονικών αλλαγών εδαφοκάλυψης στην Εύβοια με χρήση δορυφορικών δεδομένων Sentinel

Μαριάννα Γ. Μανδηλαρά

A.M.: 1116201900060

ΕΠΙΒΛΕΠΟΝΤΕΣ: Σταύρος Κολιός, Επίκουρος Καθηγητής
Βάιος Λάππας, Πρόεδρος Τμήματος

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Το δεύτερο μεγαλύτερο νησί της Ελλάδας, η Εύβοια έχει υποστεί μεγάλες περιβαλλοντικές καταστροφές. Ύστερα από πολλαπλές πυρκαγιές που προκάλεσαν εκτεταμένες ζημιές σε ιδιωτικές περιουσίες, στον γεωργικό τομέα και στο οικοσύστημα του νησιού, πάρθηκε η απόφαση να γίνει αυτή η μελέτη της αλλαγής της εδαφοκάλυψης του.

Η μελέτη της αλλαγής του εδάφους έγινε με την χρήση δεδομένων Sentinel 2 MSI δορυφόρων από το 2015 μέχρι και το 2022. Συγκεκριμένα, αρχικά έγινε προεπεξεργασία των εικόνων (όπως η ατμοσφαιρική διόρθωση των δεδομένων Level 1C) και στη συνέχεια εφαρμόστηκε επιβλεπόμενη ταξινόμηση, αξιοποιώντας τα τελευταία δεδομένα CORINE (2018). Τα δεδομένα CLC CORINE βοήθησαν στην επιλογή των δειγμάτων εκπαίδευσης, ώστε να γίνει λεπτομερής ταξινόμηση σε όλη τη σειρά δορυφορικών εικόνων.

Η ακρίβεια του αλγορίθμου ξεπερνά το 85% παρέχοντας αξιόπιστα αποτελέσματα ταξινόμησης. Παρατηρείται πως η περιβαλλοντική κατάσταση έχει αλλάξει ανά τα χρόνια κυρίως στο βόρειο τμήμα της περιοχής, λόγω της μεγάλης μείωσης των δασών. Όσον αφορά τις αστικές περιοχές, παραμένουν αμετάβλητες, γεγονός που υποδηλώνει πως δεν υπάρχει αισθητή τουριστική ανάπτυξη. Επιπλέον, δεν παρατηρείται βελτίωση του οδικού δικτύου, το οποίο αποτελεί ζωτική σημασία για την ανάπτυξη του νομού. Τέλος, υπάρχουν διακριτές αλλαγές σε περιβαλλοντικές προστατευόμενες περιοχές της νότιας Εύβοιας, γεγονός που μπορεί να προκαλέσει προβλήματα στο οικοσύστημα που μελετάμε.

ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΠΕΡΙΟΧΗ: Τηλεπισκόπηση και ψηφιακή επεξεργασίας εικόνας

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ: Sentinel 2, PCA, υφές, ταξινόμηση, επιβλεπόμενη ταξινόμηση, Mahalanobis Distance, Maximum Likelihood, Neural Network, SVM

ABSTRACT

The second largest island in Greece, Evia has suffered major environmental disasters. After multiple fires that caused extensive damage to private property, the agricultural sector and the island's ecosystem, the decision was made to carry out this study of land cover change.

The land cover change study was conducted using Sentinel 2 MSI satellite data from 2015 to 2022. Specifically, image pre-processing (such as atmospheric correction of the level 1C data) was first performed and then supervised classification was applied, utilizing the latest CORINE data (2018). The CLC CORINE data helped in the selection of training samples to perform detailed classification across the satellite image series.

The accuracy of the algorithm exceeds 85% providing reliable classification results. It is observed that the environmental situation has changed over the years mainly in the northern part of the region due to the large reduction of forests. As for the urban areas, they remain unchanged, suggesting that there is no noticeable tourist development. Moreover, there is no improvement in the road network, which is vital for the development of the county. Finally, there are discrete changes in environmental protected areas in southern Evia, which may cause problems for the ecosystem under study.

SUBJECT AREA: Remote sensing and digital image processing

KEYWORDS: Sentinel 2, PCA, textures, classification, supervised classification, Mahalano-bis Distance, Maximum Likelihood, Neural Network, SVM

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Με αυτή τη μελέτη ολοκληρώνονται οι σπουδές μου στο τμήμα Αεροδιαστημικής Επιστήμης και Τεχνολογίας του ΕΚΠΑ. Μία μοναδική εμπειρία σε ένα φρέσκο τμήμα και τόσο καινοτόμο στην χώρα μου, δίνοντας πολλές ελπίδες για το μέλλον όλων, με πολλές βλέψεις και ευκαιρίες. Χάρη στους καθηγητές αυτής της σχολής που δίνουν την ευκαιρία να χτίσουμε την καριέρα μας και να εξελίξουμε τις γνώσεις μας, πόσο μάλλον μας προωθούν για μελλοντικές δουλειές.

Θα ήθελα συγκεκριμένα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Σταύρο Κολιό που σε συνεργασία μαζί του ολοκληρώσαμε αυτή την εργασία και έχουμε σκοπό να την εξελίξουμε. Είμαι ευγνώμων και τον ευχαριστώ για κάθε καθοδήγηση και ευκαιρίες που έχει δώσει, για την παραμικρή βοήθεια σε έρευνες και για την εξαιρετική βοήθεια κατά την διάρκεια εκπόνησης αυτής της εργασίας με ιδέες, παρατηρήσεις και την παροχή του εργαστηρίου του στη σχολή ΕΚΠΑ στο συγκρότημα Ευρίπου.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για την συμπαράσταση και τον σκύλο μου για την μεγάλη υπομονή και στήριξη καθ' όλη την διάρκεια της εργασίας.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	5
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	8
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	9
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	10
1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	11
2 ΓΝΩΣΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΚΑΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	12
2.1 ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ.....	12
2.1.1 <i>Ιστορία και Χαρακτηριστικά</i>	13
2.1.2 <i>Έδαφος</i>	13
2.1.3 <i>Δάση</i>	14
2.2 SENTINEL-2 ΚΑΙ ΛΗΨΗ ΕΙΚΟΝΩΝ.....	14
2.2.1 <i>Sentinel-2</i>	16
2.2.2 <i>Λήψη εικόνων</i>	18
2.3 ΠΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	19
2.3.1 <i>Ατμοσφαιρική διόρθωση</i>	19
2.3.2 <i>Επεξεργασία για μία ολοκληρωμένη εικόνα</i>	19
2.3.3 <i>Επιλογή ζωνών και υπολογισμός δεικτών</i>	20
2.3.4 <i>Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς βλάστησης (NDVI – Normalized difference vegetation index)</i>	20
2.3.5 <i>Δείκτη φωτεινότητας (BI – Brightness Index)</i>	21
2.3.6 <i>Περικοπή</i>	22
2.3.7 <i>Υπολογισμός υφών</i>	23
2.3.8 <i>Εφαρμογή μάσκας νεφών και χιονιού</i>	25
2.4 ΑΝΑΛΥΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	30
2.4.1 <i>Μεθοδολογία επιλογής τάξεων</i>	30
2.4.2 <i>Corine Land Cover</i>	31
2.4.3 <i>Δημιουργία τάξεων</i>	31
2.5 ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ.....	35
2.5.1 <i>Μέθοδοι ταξινόμησης</i>	36
2.5.2 <i>Maximum Likelihood</i>	36
2.5.3 <i>Mahalanobis Distance</i>	37
2.5.4 <i>Neural Network</i>	37
2.5.5 <i>Support Vector Machine</i>	38
2.5.6 <i>IsoData</i>	39
2.5.7 <i>K-means</i>	40
2.5.8 <i>Μετρικές ακρίβειας</i>	40

3	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	41
3.1	ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΤΡΙΚΩΝ ΑΚΡΙΒΕΙΑΣ	42
3.2	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΕΩΝ	43
3.3	ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΗ ΚΑΜΕΝΩΝ ΕΚΤΑΣΕΩΝ	55
4	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	61
	ΠΙΝΑΚΑΣ ΟΡΟΛΟΓΙΑΣ	64
	ΣΥΝΤΜΗΣΕΙΣ – ΑΡΚΤΙΚΟΛΕΞΑ – ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ	65
	ΠΗΓΕΣ	67

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 1: Διάγραμμα πορείας των κύριων βημάτων λήψης, προεπεξεργασίας των προϊόντων του Sentinel-2 που εφαρμόστηκαν και τον υπολογισμό των δεικτών και της υφής, ώστε να γίνουν οι ταξινομήσεις.....	15
Σχήμα 2: Ιστογράμματα της ζώνης 5 μετά (αριστερά) και πριν (δεξιά) την επαναδειγματοληψία.....	23
Σχήμα 3: Ιστόγραμμα αποτελεσμάτων NDSI για όλες τις ημερομηνίες.....	29
Σχήμα 4: Ποσοστά επί τοις εκατό (%) εδαφοκάλυψης κλάσεων ανά έτος για την ταξινόμηση MD.....	53
Σχήμα 5: Ποσοστά επί τοις εκατό (%) εδαφοκάλυψης κλάσεων ανά έτος για την ταξινόμηση ML.....	53
Σχήμα 6: Ποσοστά επί τοις εκατό (%) εδαφοκάλυψης κλάσεων ανά έτος για την ταξινόμηση NN.....	54
Σχήμα 7: Ποσοστά επί τοις εκατό (%) εδαφοκάλυψης κλάσεων ανά έτος για την ταξινόμηση SVM.....	54

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1 : Γεωγραφικό ανάγλυφο της περιοχής μελέτης	12
Εικόνα 2: Επίπεδα προεπεξεργασίας της ESA για τις εικόνων Sentinel-2.....	17
Εικόνα 3: NDVI παράδειγμα στις 20/6/2016	21
Εικόνα 4: BI παράδειγμα στις 20/6/2016.....	22
Εικόνα 5: Αποτέλεσμα ιδιοτιμών από τον υπολογισμό PCA για τις 12 ζώνες της ημερομηνίας 20/6/2016.....	24
Εικόνα 6: Παράδειγμα διαφοράς της μάσκας QA60 και s2cloudless. Στην πρώτη εικόνα φαίνεται η κεντρική Εύβοια στις 26/04/2018 με ένα νέφος. Με ροζ στην επόμενη εικόνα είναι η μάσκα QA60 και με μπλε η s2cloudless.....	27
Εικόνα 7: (α) Με ανοικτό μπλε τα νέφη και με σκούρο οι σκιές που δημιουργούνται, (β) η συνολική μάσκα νεφών που χρησιμοποιείται.....	28
Εικόνα 8: Δεδομένα CLC του 2018 με τις 44 τάξεις του	32
Εικόνα 9: Sentinel-2 (αριστερά) και Quickbird (δεξιά) στα Ψαχνά Ευβοίας τον έκτο μήνα του 2017.....	35
Εικόνα 10: Παράδειγμα σύγκρισης αρχικής εικόνας (RGB) με το αποτέλεσμα της ταξινόμησης ML και Mahalanobis	42
Εικόνα 11: Σύγκριση καλλιεργειών με υδάτινες επιφάνειες – σύγκριση NN με SVM στις 20/6/2016.....	49
Εικόνα 12: Σύγκριση MD με ML στις 20/6/2016	49
Εικόνα 13: Ταξινομήσεις MD, ML, NN και SVM σε περιοχή με είδη βλάστησης για τις 20/06/2016.....	50
Εικόνα 14: Ταξινομήσεις MD, ML, NN και SVM ολόκληρης της περιοχής μελέτης για τις 20/06/2016.....	51
Εικόνα 15: Βόρεια Εύβοια κατά την διάρκεια της πυρκαγιάς στις 8 Αυγούστου 2021 από την ιστοσελίδα του Copernicus	55
Εικόνα 16: Καμένο βόρειο τμήμα της Εύβοιας από κάθε μέθοδο ταξινόμησης.....	60
Εικόνα 17: Νότιο τμήμα της Εύβοιας με βλάστηση	61

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακα 1: Χωρικές ζώνες για τους αισθητήρες Sentinel-2 (S2A και S2B) σε επίπεδο Level-1C	17
Πίνακα 2: Ημερομηνίες μελέτης	18
Πίνακα 3: Οι τάξεις εδαφοκάλυψης που θα χρησιμοποιηθούν με σύντομη περιγραφή και η κάλυψη που καταλαμβάνουν (km ²).....	33
Πίνακα 4: Διαχωριστικότητα των κλάσεων	34
Πίνακα 5: Αποτελέσματα αλγορίθμων Neural Network και SVM με διαφορετικά κριτήρια .	43
Πίνακα 6: Αποτελέσματα OA και συντελεστή kappa για όλες τις ημερομηνίες	45
Πίνακα 7: Στατιστικά κλάσεων για την ημερομηνία 20/6/2016	46
Πίνακα 8: Mahalanobis Distance - Πίνακας σύγκυσης τάξεων για τις 20/6/2016	47
Πίνακα 9: Maximum Likelihood - Πίνακας σύγκυσης τάξεων για τις 20/6/2016.....	47
Πίνακα 10: Neural network - Πίνακας σύγκυσης τάξεων για τις 20/6/2016	47
Πίνακα 11: Support Vector Machine - Πίνακας σύγκυσης τάξεων για τις 20/6/2016	48
Πίνακα 12: Στατιστικά κλάσεων για τις ημερομηνίες μετά την πυρκαγιά (24/7/2022, 30/7/2023).....	56
Πίνακα 13: Πίνακας σύγκυσης τάξης 'Καμένη έκταση' για τις 24/7/2022	57
Πίνακα 14: Mahalanobis Distance – Πίνακας σύγκυσης τάξεων για τις 29/7/2023	58
Πίνακα 15: Maximum Likelihood – Πίνακας σύγκυσης τάξεων για τις 29/7/2023	58
Πίνακα 16: Neural Network – Πίνακας σύγκυσης τάξεων για τις 29/7/2023.....	58
Πίνακα 17: Support Vector Machine – Πίνακας σύγκυσης τάξεων για τις 29/7/2023	59

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η μελέτη και ανάλυση της αλλαγής του εδάφους είναι ζωτικής σημασίας για πολλούς λόγους όπως, για τη διατήρηση της βιοποικιλότητας, τη μελέτη της κλιματικής αλλαγής, τον κοινωνικοοικονομικό σχεδιασμό καθώς και την εκτίμηση μελλοντικών κινδύνων και φυσικών καταστροφών. Το όνομα του νησιού προέρχεται από τις λέξεις «Εύ» και «βους», δηλαδή η περιοχή πλούσια σε βόδια, την ονόμασε ο Όμηρος φανερώνοντας το γόνιμο καλλιεργήσιμο έδαφος της. Είναι γνωστό πως η οικονομία της βασίζεται στην αγροτική παραγωγή της, όμως καταστρέφοντας τον βιότοπό της προκύπτουν προβλήματα στη φύση όσο και στους κατοίκους. Με αφορμή τις πυρκαγιές που προκλήθηκαν το 2021 στο βόρειο μέρος του νησιού, γίνεται η παρατήρηση του με σκοπό να βελτιωθεί η διαχείριση έκτακτων καταστάσεων, να μειωθούν οι πιθανές απειλές και να επιταχυνθεί η ανάκαμψη από αυτές [1][2][3][4][5].

Αυτή η εργασία εστιάζει στην μελέτη της αλλαγής της εδαφοκάλυψης στην Εύβοια με τη χρήση δορυφορικών δεδομένων Sentinel 2 MSI από το 2016 έως και το 2022. Οι εικόνες των Sentinel 2 προσφέρουν πολυφασματικές πληροφορίες και υψηλή ανάλυση, μέχρι τα 10 μέτρα, καθιστώντας τις ιδανικές για την παρακολούθηση των αλλαγών της γης μέσα στο έτος σε αυτή τη σειρά δορυφορικών εικόνων.

Στο πρώτο υποκεφάλαιο της δεύτερης ενότητας παρουσιάζεται μια σύντομη ιστορική αναδρομή της Ευβοίας, καθώς και το ανάγλυφό της.

Το τρίτο υποκεφάλαιο, προβάλλεται η συλλογή των δεδομένων, παρουσιάζοντας τα βήματα λήψης των εικόνων και τις ημερομηνίες που επιλέχθηκαν για τη μελέτη.

Στο επόμενο υποκεφάλαιο αναλύεται η προεπεξεργασία των δεδομένων, η επεξεργασία κάθε εικόνας ώστε να χρησιμοποιηθούν στους αλγόριθμους ταξινόμησης και να υπολογιστούν δείκτες βλάστησης, οι οποίοι θα χρησιμοποιηθούν στη συνέχεια.

Στο τελευταίο υποκεφάλαιο εξετάζονται πολλαπλοί μέθοδοι ταξινόμησης των εικόνων και τα είδη εδαφοκάλυψης που χρησιμοποιούνται στους αλγόριθμους ταξινόμησης.

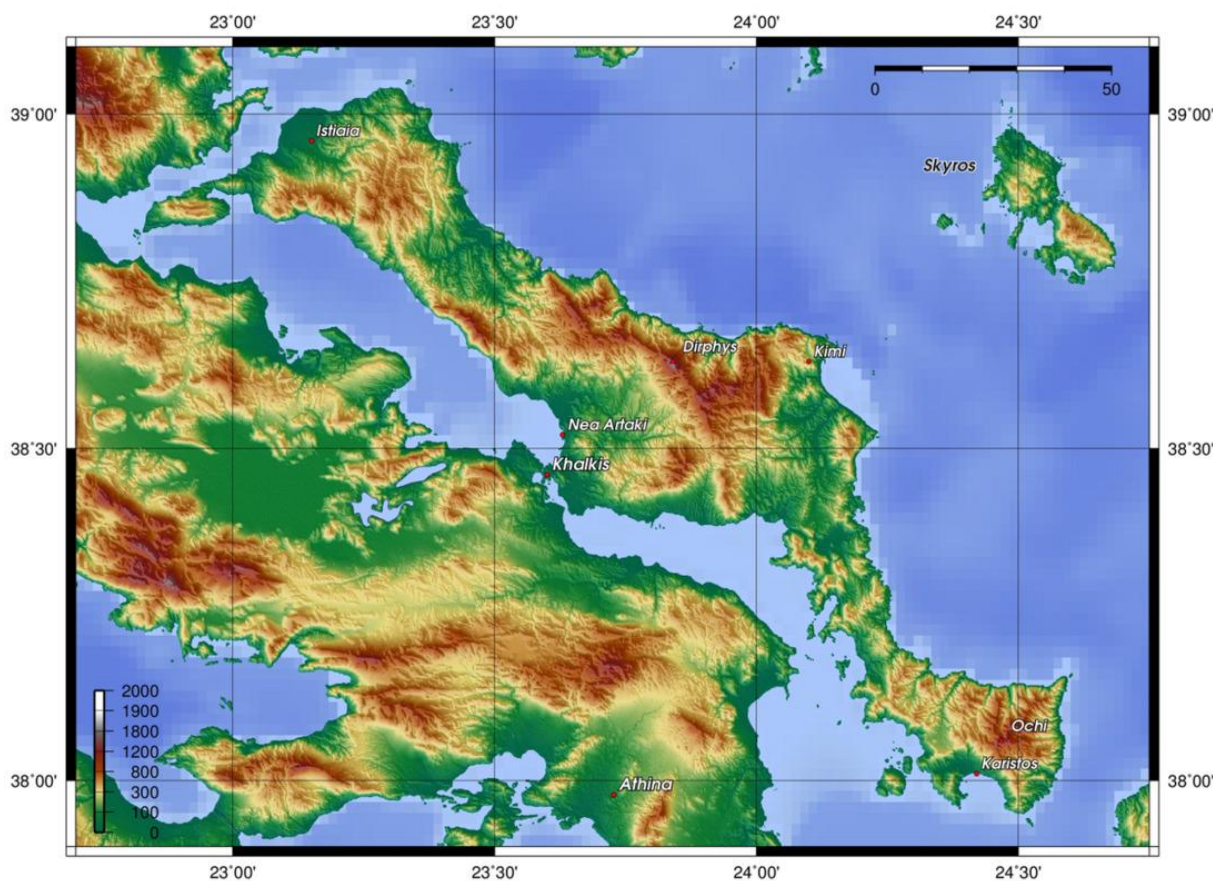
Το επόμενο, τρίτο κεφάλαιο, επεκτείνεται στην ανάλυση των αποτελεσμάτων της κάθε μεθόδου ταξινόμησης. Συγκρίνοντάς τα και παρατηρώντας τα ποσοστά επιτυχίας τους για κάθε ημερομηνία μελέτης. Επιπλέον, σε αυτό το κεφάλαιο δίνει μεγάλη σημασία στην αλλαγή εδαφοκάλυψης λόγω της πυρκαγιάς.

Τέλος, τα συμπερασμάτων αυτής της εργασίας στο τέταρτο κεφάλαιο. Συζητώντας τις μεθόδους και πως επηρεάζονται από το σύνολο δεδομένων που τους δόθηκε.

2 ΓΝΩΣΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΚΑΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

2.1 Περιοχή Μελέτης

Η Εύβοια είναι ένας αρχαίος τόπος με πλούσια ιστορία και πολλούς φυσικούς πόρους, το δεύτερο μεγαλύτερο νησί της Ελλάδας. Βρίσκεται στην περιφέρεια της Στερεάς Ελλάδας ακουμπώντας το Αιγαίο πέλαγος, όπως παρουσιάζεται στην Εικόνα 1 [6]. Το ποικιλόμορφο τοπίο της περιλαμβάνει βουνά, εύφορες κοιλάδες καθώς και πολλές αγροτικές περιοχές, διαμορφώνει ένα πλούσιο μωσαϊκό φυτικής ζωής. Σε αυτή την εργασία μελετάται η άφθονη βλάστηση της Εύβοιας, εμβαθύνοντας στην οικολογική της σπουδαιότητα, τη βιοποικιλότητα και τον κρίσιμο ρόλο που έχει στο μοναδικό οικοσύστημα του νησιού και της χώρας.



Εικόνα 1 : Γεωγραφικό ανάγλυφο της περιοχής μελέτης

2.1.1 Ιστορία και Χαρακτηριστικά

Η γεωγραφική θέση της Εύβοιας είχε καθοριστικό ρόλο στη διαμόρφωση της βλάστησης και των οικολογικών χαρακτηριστικών της από τα αρχαία χρόνια. Βρίσκεται ανάμεσα στον Ευβοϊκό κόλπο και το ανατολικό μέρος του Αιγαίου πελάγους, με το επίμηκες σχήμα της να εκτείνεται στα 3.670 τετραγωνικά χιλιόμετρα περίπου.

Οι πρώτοι κάτοικοι του νησιού ήταν οι Άβαντες, φέροντας γνώσεις από την κεντρική Ελλάδα κατά την περίοδο της ανάπτυξης ενός νέου πολιτισμού, την Εποχή του Χαλκού. Το νησί αποκαλούνταν από πολλά ονόματα όπως Μάκρα ή Μάκρις και Δολίχη, λόγω του σχήματός του, Αβαντίς από τον πρώτο λαό της περιοχής και άλλα πολλά. Καταληκτικά, ύστερα από πολυάριθμες ονομασίες το νησί ονομάστηκε Εύβοια. Βαφτισμένη από τον αρχαίο ποιητή Όμηρο, από τις λέξεις «Εύ» και «βους», οι οποίες σημαίνουν «πλούσια», «βόδια» αντίστοιχα, υποδεικνύει πόσο γεωργικά παραγωγική γη και πόσο ανεπτυγμένη η κτηνοτροφική βιομηχανία της ήταν και συνεχίζει να είναι μέχρι σήμερα. Το φυσικό τοπίο της Εύβοιας αποτελείται από ποικιλόμορφη τοπογραφία, από ψηλά βουνά και εύφορες πεδιάδες μέχρι μικρές κοιλάδες και παράκτιες λωρίδες ορμίσκων. Το μεσογειακό κλίμα, με ξηρά καλοκαίρια και ήπιους χειμώνες, συμβάλλει στην πλούσια φυτική ποικιλότητα του νησιού.

2.1.2 Έδαφος

Στην αρχαιότητα σίδηρος και χαλκός εξάγονταν από τα βουνά της Ευβοίας, όπως και λιγνίτης, ο οποίος χρησιμοποιείται για την τροφοδοσία σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας ορυκτών καυσίμων. Το υψηλότερο βουνό στο βόρειο μέρος του νησιού είναι το Ξηρό όρος (991 μέτρα). Ακολουθώντας τις ρίζες του παράλληλα με τον κόλπο βρίσκεται το τρίτο υψηλότερο βουνό στην Εύβοια, το Καντήλιο όρος στα 1246 μέτρα. Δεύτερο υψηλότερο είναι η Όχη (1.398 μέτρα) στο νότιο άκρο της και το μεγαλύτερο να βρίσκεται στο κέντρο του νησιού, η Δίρφυς στα 1.743 μέτρα. Τέλος, λίγο πιο χαμηλά από το ψηλότερο βουνό είναι ο Όλυμπος Ευβοίας (1.172 μέτρων).

Ανάμεσα στα βουνά και τις αστικές περιοχές βρίσκονται οι κοιλάδες και τα δάση της περιοχής. Οι κοιλάδες της, περικυκλωμένες από τις οροσειρές της λειτουργούν συχνά ως ζωτικοί αγωγοί για τη ροή του νερού, συγκεντρώνοντας τις βροχοπτώσεις και κατευθύνοντάς τες προς τη θάλασσα καθώς ποτίζουν τα εδάφη. Ο συνδυασμός της υγρασίας και της θερμοκρασίας στις κοιλάδες παρέχει κατάλληλα ενδιαιτήματα για πολλαπλά είδη φυτών [7].

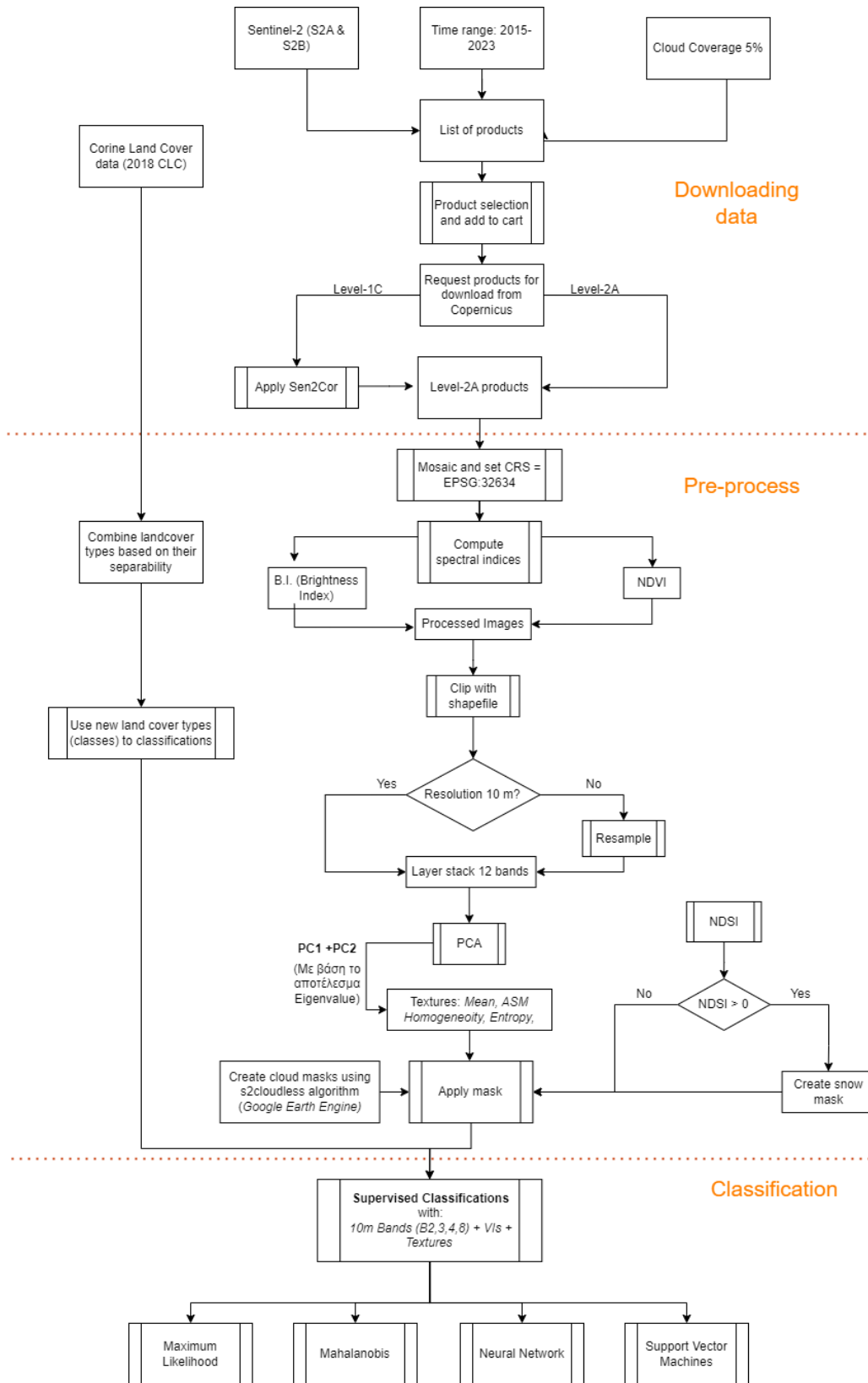
2.1.3 Δάση

Το σημαντικότερο στοιχείο του οικολογικού ιστού του νησιού και το κυριότερο αυτής της μελέτης είναι τα δάση. Οι δασικές εκτάσεις της Εύβοιας είναι που ρυθμίζουν το τοπικό κλίμα, προωθούν την βιοποικιλότητα και παρέχουν ανεκτίμητους πόρους στους ανθρώπους, αποτελούν την βασικότερη πηγή οξυγόνου και σπίνια σε πολλά είδη ζώων. Τα δάση είναι από τους πιο βασικούς βιότοπους για πολλά άγρια ζώα, συμπεριλαμβανομένων ενδημικών και απειλούμενων ειδών. Η διατήρηση και συντήρηση αυτών των μοναδικών βιοτικών κοινοτήτων είναι ύψιστης σημασίας για τη διαφύλαξη της φυσικής κληρονομιάς του νησιού.

Παρά την οικολογική τους σημασία, τα δάση στην Ελλάδα απειλούνται κάθε χρόνο, είτε είναι από τις υψηλές, καλοκαιρινές θερμοκρασίες της Μεσογείου είτε από ανθρωπογενείς παράγοντες, οι εκτάσεις τους μειώνονται δραστικά. Αυτός είναι ο λόγος που η περιοχή της Εύβοιας δημιούργησε έντονο ενδιαφέρον για την εργασία, έχοντας μια μεγάλη δασική απώλεια από το 2021 στο βόρειο μέρος του νησιού. Αποφασίστηκε πως ένα μέρος με μεγάλη ιστορία βιοποικιλότητας και ένα μοιραίο περιστατικό αποτελεί κατάλληλη περιοχή μελέτης για την παρακολούθηση της βλάστησης.

2.2 Sentinel-2 και λήψη εικόνων

Σε αυτή την ενότητα χρησιμοποιούνται δεδομένα ελεύθερης πρόσβασης στους χρήστες με την καλύτερη δυνατή ανάλυση από τον Ευρωπαϊκό Οργανισμό Διαστήματος (ESA), δεδομένα από τους δορυφόρους Sentinel-2. Η λήψη και η προεπεξεργασία των δεδομένων από τους Sentinel-2 φαίνεται στο Σχήμα 1. Η προεπεξεργασία αποτελείται από την επιλογή και συγχώνευση των εικόνων, την αποκοπή της περιοχής μελέτης, την επεξεργασία των ακατέργαστων δεδομένων, τον υπολογισμό υφών και δεικτών βλάστησης καθώς και την εφαρμογή μασκών για την κάλυψη των νεφών. Τα δεδομένα επεξεργάζονται με τη χρήση της γλώσσας προγραμματισμού python, και κατάλληλες εφαρμογές για τα συστήματα γεωγραφικών πληροφοριών, το QGIS, SNAP και ENVI. Επιπλέον, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα συλλέγονται δεδομένα Corine Land Cover τα οποία θα χρησιμοποιηθούν στην ταξινόμηση των εικόνων.



Σχήμα 1: Διάγραμμα πορείας των κύριων βημάτων λήψης, προεπεξεργασίας των προϊόντων του Sentinel-2 που εφαρμόστηκαν και τον υπολογισμό των δεικτών και της υφής, ώστε να γίνουν οι ταξινομήσεις.

2.2.1 Sentinel-2

Οι δορυφορικές εικόνες είναι από τους δίδυμους δορυφόρους Sentinel-2A και Sentinel-2B. Η ιδέα αυτής της αποστολής ήταν του προγράμματος Copernicus της ESA, το 2015 σχεδιάστηκαν δύο πανομοιότυποι πολυφασματικοί δορυφόροι και εκτοξεύτηκαν το καλοκαίρι του ίδιου χρόνου στις 23 Ιουνίου στην Γαλλική Γουιάνα. Ο σκοπός αυτής της αποστολής είναι η παρακολούθηση της μεταβολής των συνθηκών στην επιφάνεια της Γης. Οι εικόνες χρησιμοποιούνται για την παρακολούθηση του εδάφους, της βλάστησης, της γεωργίας και της δασοκομίας με απώτερο σκοπό την προστασία του περιβάλλοντος παγκοσμίως. Οι δίδυμοι δορυφόροι βρίσκονται σε γεωσύγχρονη τροχιά, στα 786 χιλιόμετρα, με μεταξύ τους απόσταση 180 μοιρών, γεγονός που επιτρέπει μια συνδυασμένη επισκεψιμότητα πέντε ημερών στον ισημερινό. Κάθε δορυφόρος έχει πλάτος σάρωσης 290 χιλιομέτρων και προσφέρει εικόνες με ανάλυση 60, 20 και 10 μέτρων.

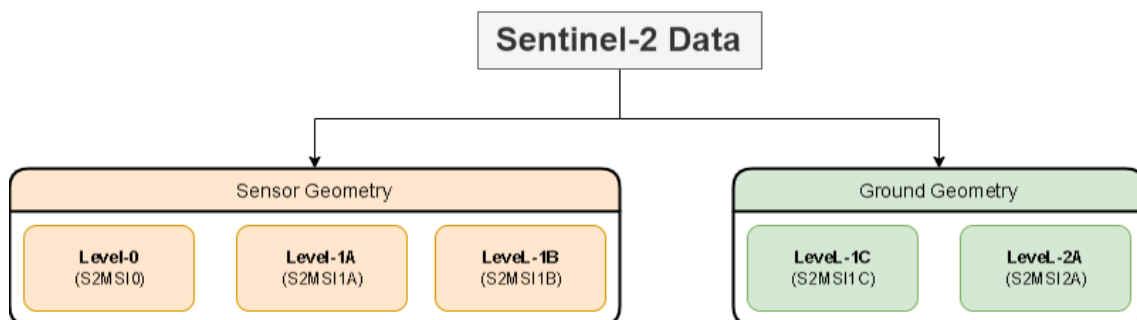
Λόγω της απαίτησης της αποστολής για υψηλή γεωμετρική και φασματική απόδοση των μετρήσεων μεγάλων εκτάσεων, επιλέχθηκε ο σχεδιασμός του πολυφασματικού οργάνου (MSI) στους δύο Sentinel-2. Το πολυφασματικό όργανο μετρά την ανακλώμενη ακτινοβολία της Γης σε 13 φασματικές ζώνες από το ορατό και εγγύς υπέρυθρο φάσμα (VNIR) έως το υπέρυθρο βραχέων κυμάτων (SWIR). Η χωρική ανάλυση είναι οι διαστάσεις των αντικειμένων που ανιχνεύει ο αισθητήρας και στα δεδομένα μεταφράζεται ως το μήκος μίας πλευράς του πίξελ. Συγκεκριμένα, οι τέσσερις φασματικές ζώνες 1, 9 και 10 έχουν χωρική ανάλυση εξήντα μέτρων, οι 5, 6, 7, 8A, 11 και 12 έχουν ανάλυση είκοσι μέτρων και οι υπόλοιπες 4 ζώνες 2, 3, 4 και 8 παρέχονται με ανάλυση δέκα μέτρων.

Οι φασματικές ζώνες που προαναφέρθηκαν, ονομασμένες με αριθμούς από το ένα έως το δώδεκα διαφέρουν μεταξύ τους, λόγω του μήκους κύματος και η κάθε ζώνη χρησιμοποιείται για ποικίλους λόγους. Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 1) παρουσιάζονται οι 13 ζώνες με την ονομασία της κάθε μπάντας, την ευκρίνεια και το κεντρικό μήκος κύματος της κάθε μίας.

Πίνακα 1: Χωρικές ζώνες για τους αισθητήρες Sentinel-2 (S2A και S2B) σε επίπεδο Level-1C

Sentile-2 Μπά-ντες	Χρώμα/ Ονομα-σία	Ανάλυση (m)	Φασματικές ζώνες
1	Coastal /Aerosol	60	VIS
2	Blue	10	
3	Green	10	
4	Red	10	
5	Vegetation Red Edge	20	NIR
6	Vegetation Red Edge	20	
7	Vegetation Red Edge	20	
8	NIR	10	
8A	NIR/ Nar-row/Vegetation Red Edge	20	
9	Water Vapor	60	SWIR
10	SWIR-Cirrus	60	
11	SWIR	20	
12	SWIR	20	

Τα δεδομένα των Sentinel-2 διαβαθμίζονται σε πέντε κατηγορίες ανάλογα με το επίπεδο προεπεξεργασίας. Τα πέντε επίπεδα είναι Level-0, Level-1A, Level-1B, Level-1C και Level-2A (Εικόνα 2). Τα πρώτα τρία επίπεδα Τα δεδομένα Level-1C είναι η επιφανειακή ανάκλαση που καταγράφεται στην κορυφή της ατμόσφαιρας (Top Of Atmosphere - TOA) σε συνδυασμό με τις παραμέτρους μετατροπής των τιμών σε ακτινοβολία. Το τελευταίο επίπεδο, Level-2A, χρησιμοποιεί έναν αλγόριθμο ώστε να επεξεργαστούν τα δεδομένα του επιπέδου Level-1C και να προβάλλουν την ανάκλαση από τον πυθμένα της ατμόσφαιρας (Bottom Of Atmosphere – BOA).



Εικόνα 2: Επίπεδα προεπεξεργασίας της ESA για τις εικόνων Sentinel-2

2.2.2 Λήψη εικόνων

Τα δεδομένα των Sentinel-2 διαθέσιμα από τον ιστότοπο ανοικτής πρόσβασης του Copernicus (Copernicus Open Access Hub). Τα παλαιότερα και λιγότερα χρησιμοποιημένα δεδομένα έχουν αφαιρεθεί από ηλεκτρονικό αρχείο της ESA και αποθηκεύονται στο μακροπρόθεσμο αρχείο. Ωστόσο, είναι δυνατή η παραγγελία των προϊόντων που είναι στο μακροπρόθεσμο αρχείο. Αυτά τα προϊόντα αποκαθίστανται από την ESA εντός 24 ωρών και είναι διαθέσιμα για λήψη.

Επιλέγεται η Εύβοια ως η περιοχή μελέτης με το κύριο κριτήριο τα δεδομένα να είναι όσο πιο καθαρά γίνεται, ώστε να μελετηθούν όσα περισσότερα δεδομένα είναι δυνατόν. Εφαρμόζεται η ρύθμιση για την κάλυψη νεφών στον ιστότοπο του Copernicus και παρουσιάζονται δεδομένα με κάλυψη νεφών από 0 έως 5% της εικόνας. Με προσεκτική αναζήτηση επιλέγονται οι ημερομηνίες στις οποίες υπάρχουν όσο τον δυνατόν λιγότερα νέφη και χιόνι.

Ο σκοπός της παρούσας έρευνας είναι η μελέτη ετήσιων μεταβολών εδαφοκάλυψης, έτσι οι ημερομηνίες που επιλέγονται είναι από το 2016 έως και το 2023 για τους καλοκαιρινούς μήνες. Ο λόγος που χρησιμοποιούνται καλοκαιροί μήνες είναι πως υπάρχουν περισσότερες καθαρές εικόνες χωρίς νέφη και χιόνι και έτσι γίνεται ετήσια σύγκριση με την ίδια εποχικότητα της βλάστησης. Έτσι, συλλέγονται οι μέρες που φαίνονται στον Πίνακα 2.

Πίνακα 2: Ημερομηνίες μελέτης

Ημερομηνία	Δορυφόρος
20 / 6 / 2016	S2A
30 / 6 / 2017	S2B
26 / 4 / 2018	S2B
10 / 7 / 2019	S2B
29 / 7 / 2020	S2A
29 / 6 / 2021	S2B
24 / 7 / 2022	S2A
29 / 7 / 2023	S2B

2.3 Προεπεξεργασία δεδομένων

2.3.1 Ατμοσφαιρική διόρθωση

Ο δεύτερος Sentinel-2 εκτοξεύτηκε τον Μάρτιο του 2017, συνεπώς πριν την εκτόξευση του δορυφόρου 2B η επανεπισκεψιμότητα του πρώτου ήταν κάθε δέκα μέρες. Για αυτό τον λόγο προστέθηκε ο δεύτερος, ώστε να αυξηθεί η επανεπισκεψιμότητα. Επιπλέον, από τον Μάρτιο του 2018 εφαρμόζεται ατμοσφαιρική διόρθωση στις εικόνες από τους δύο δορυφόρους και πλέον TOA και BOA δεδομένα είναι διαθέσιμα στους χρήστες. Συνεπώς, για την εργασία επιλέγονται εικόνες Level-1C από το 2016 μέχρι και τις αρχές του 2018 και τα υπόλοιπα δεδομένα μέχρι το 2023 είναι σε Level-2A.

Είναι απαραίτητο να είναι όλες οι ημερομηνίες στο ίδιο επίπεδο επεξεργασίας. Αξιοποιώντας τον επεξεργαστή Sen2Cor v2.11 της ESA, όσες ημερομηνίες έχουν ληφθεί στο πρώτο επίπεδο (Level-1C) μορφοποιούνται σε επίπεδο 2A. Ο επεξεργαστής ατμοσφαιρικής διόρθωσης Sen2Cor δημιουργήθηκε από την ευρωπαϊκή αεροδιαστημική εταιρεία Telespazio VEGA GmbH στην Γερμανία, εξ ονόματος της ESA. Το Sen2Cor είναι ένας επεξεργαστής για τα δεδομένα σε επίπεδο 2A με σκοπό τη διόρθωση των προϊόντων TOA του Sentinel-2 με μία μόνο ημερομηνία από τις επιδράσεις της ατμόσφαιρας και τελικά να εξάγει την ανάκλαση του BOA. Επιπλέον με τα δεδομένα BOA, προκύπτει και ο χάρτης οπτικού πάχους αερολύματος (AOT), υδρατμών (WV) και ταξινόμησης σκηνής (SCL) με δείκτες ποιότητας για τις πιθανότητες σύννεφων και χιονιού. [8]

2.3.2 Επεξεργασία για μία ολοκληρωμένη εικόνα

Κατά την λήψη των προϊόντων παρατηρείται πως για την δημιουργία μιας ολοκληρωμένης εικόνας του νησιού χρειάζονται τέσσερις μικρότερες. Για αυτό τον λόγο επιλέγονται οι τέσσερις εικόνες κάθε ημερομηνίας και δημιουργείται ένα μωσαϊκό σύνολο δεδομένων. Για να γίνει η συγχώνευση των εικόνων ένα κώδικας python λαμβάνει τα πρωτότυπα δεδομένα, επιβεβαιώνει το σύστημα αναφοράς συντεταγμένων (CRS) και των τεσσάρων να είναι το ίδιο (WGS 84 / UTM zone 34N (EPSG: 32634)) και όσες εικόνες έχουν διαφορετικό σύστημα συντεταγμένων μορφοποιούνται ώστε να βρίσκονται στο κοινό CRS. Ο κώδικας βασίζεται στην βιβλιοθήκη glob και rasterio, με το πακέτο merge. Εφόσον έχει γίνει αυτή η επεξεργασία, οι εικόνες συγχωνεύονται και γίνεται η εξαγωγή μίας ολοκληρωμένης εικόνας της Εύβοιας για κάθε ημερομηνία.

2.3.3 Επιλογή ζωνών και υπολογισμός δεικτών

Από την ατμοσφαιρική διόρθωση αποθηκεύονται όλες οι ζώνες που παρουσιάζονται στον Πίνακα 1, χωρίς την 10^η ζώνη (SWIR-Cirrus) καθώς τα δεδομένα σε Level-2 δεν έχουν πληροφορίες για την επιφάνεια της ατμόσφαιρας. Μετά την προεπεξεργασία γίνεται η επιλογή των απαιτούμενων ζωνών για το τελικό στάδιο της έρευνας, από τις δώδεκα αυτές ζώνες επιλέγονται αυτές που έχουν ανάλυση 10 m (B2, B03, B04, B08), ώστε τα αποτελέσματα των ταξινομήσεων να έχουν την καλύτερη ανάλυση.

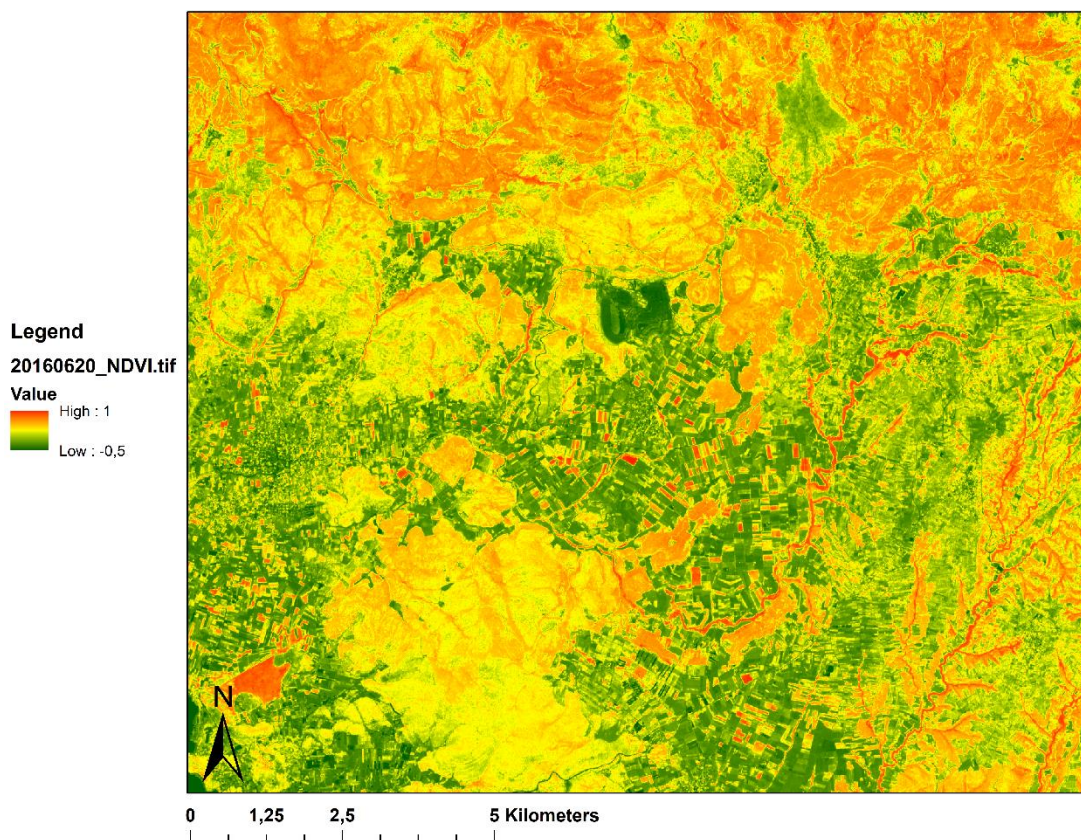
Ένας ακόμα παράγοντας για να βελτιωθούν τα αποτελέσματα είναι να υπολογιστούν δείκτες βλάστησης. Ο πρώτος και πιο γνωστός δείκτης είναι ο NDVI, με εξ. (2.1) βοηθά στην παρατήρηση της υγείας της βλάστησης και ο δεύτερος είναι ο δείκτης φωτεινότητας (BI), συμβάλει στην ανάλυση του εδάφους, διακρίνοντας διάφορα είδη χώματος, στην εξ. (2.2).

2.3.4 Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς βλάστησης (NDVI – Normalized difference vegetation index)

Ο δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς βλάστησης, ο οποίος αναπτύχθηκε από τους Dr. John Rouse κ.ά. το 1974, είναι ο πιο ευρέως χρησιμοποιούμενος δείκτης βλάστησης. Ο δείκτης NDVI μετρά τη διαφορά μεταξύ του φάσματος που αντανακλά έντονα η βλάστηση (εγγύς υπέρυθρο – NIR) και του φάσματος που απορροφά η βλάστηση (κόκκινο φως) [9]. Ο τύπος του, προσαρμοσμένος στις ζώνες Sentinel-2, χρησιμοποιεί το μήκος κύματος NIR και κόκκινο τα οποία αντιστοιχούν στις ζώνες B08 και B04 αντίστοιχα, ως εξής:

$$NDVI = \frac{B08 - B04}{B08 + B04} \quad (2.1)$$

Οι τιμές των πίξελ που προκύπτουν από τον δείκτη NDVI βρίσκονται σε εύρος από -1 έως και 1, όπως φαίνεται στην Εικόνα 3. Δεδομένου ότι αποτελεί δείκτη έντασης του πράσινου χρώματος της βλάστησης στα εικονοστοιχεία, οι αρνητικές τιμές σκιάζονται από το ανοιχτό κίτρινο στο σκούρο καφέ για να απεικονίσουν συνθήκες βλάστησης κάτω του μέσου όρου, ενώ οι θετικές τιμές σκιάζονται από το ανοιχτό πράσινο στο σκούρο πράσινο για να απεικονίσουν συνθήκες βλάστησης άνω του μέσου όρου. Η σημασία αυτών των αποχρώσεων είναι πως οι περιοχές που φέρουν σκούρο καφέ χρώμα τείνουν να υποδεικνύουν βλάστηση που πιθανώς υπέστη υδατική καταπόνηση ή ξηρασία για περισσότερο από 10 μέρες.



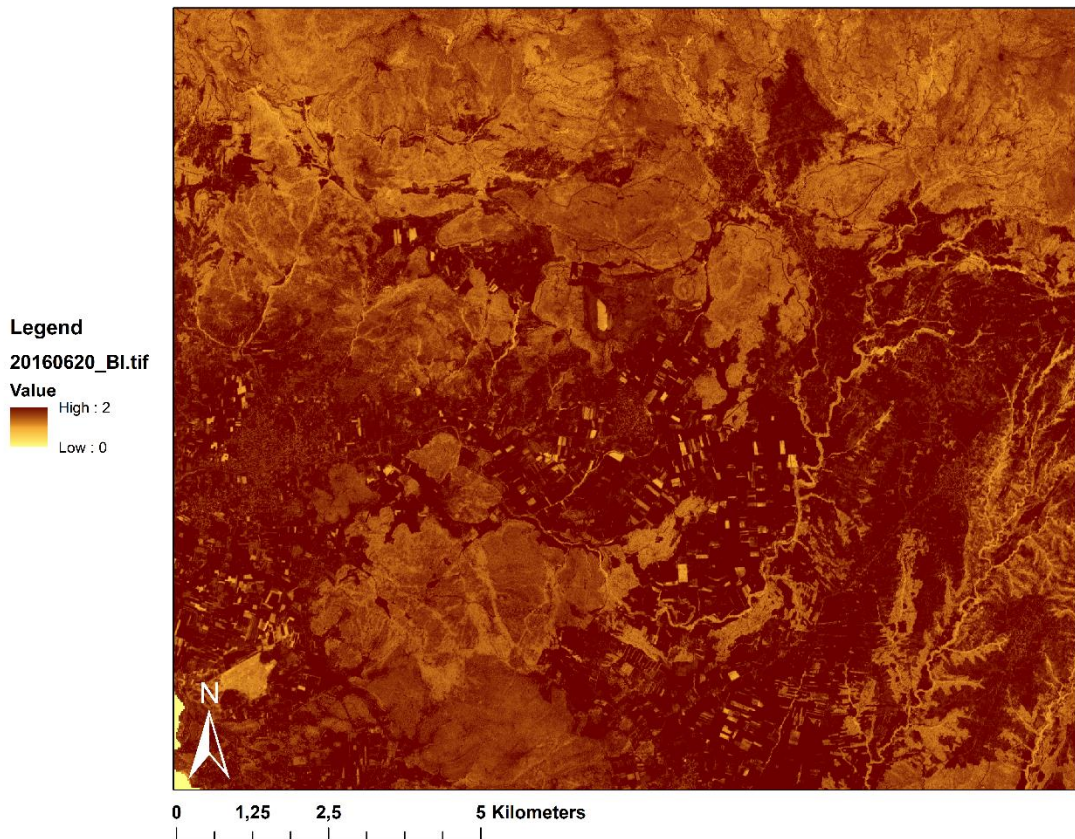
Εικόνα 3: NDVI παράδειγμα στις 20/6/2016

2.3.5 Δείκτη φωτεινότητας (BI – Brightness Index)

Ο δείκτης φωτεινότητας σχετίζεται με την φωτεινότητα του εδάφους, η οποία επηρεάζεται από την υγρασία του εδάφους, την παρουσία αλάτων και την περιεκτικότητα της επιφάνειας του εδάφους σε οργανική ουσία [10]. Ο BI προτάθηκε από τον Richard Escadafal το 1989 χρησιμοποιώντας την κόκκινη και πράσινη ζώνη, B04 και B03 αντίστοιχα, με τον εξής τύπο:

$$BI = \sqrt{\frac{\frac{B04^2}{B03^2}}{2}} \quad (2.2)$$

Ο δείκτης έχει σχεδιαστεί για την ανάλυση της φωτεινότητας του εδάφους και ο πρωταρχικός του στόχος είναι η ανάδειξη των διαφορών στη φωτεινότητα του εδάφους με βάση την ειδική φασματική απόκριση των εδαφών στην κόκκινη και πράσινη ζώνη. Οι τιμές του κυμαίνονται από μηδέν και άνω, όπως φαίνεται στην Εικόνα 4 τα εικονοστοιχεία μπορούν να φτάσουν έως τις τιμές 2 με 3, το οποίο σημαίνει ότι όσο πιο υψηλές είναι τόσο πιο καθαρά φαίνεται το γυμνό έδαφος.



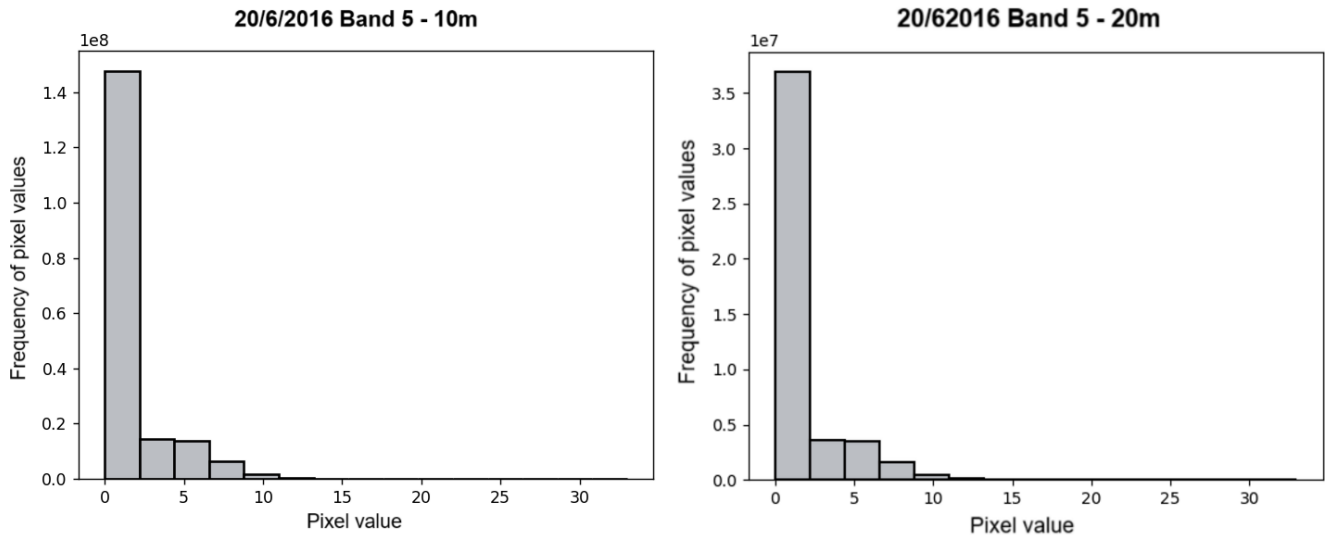
Εικόνα 4: BI παράδειγμα στις 20/6/2016

2.3.6 Περικοπή

Έχοντας συλλέξει όλες τις ζώνες των δορυφόρων και τους δύο δείκτες βλάστησης φαίνεται πως οι εικόνες περιλαμβάνουν περισσότερη πληροφορία από την επιθυμητή. Για αυτό γίνεται περικοπή της περιοχής ενδιαφέροντος, χωρίς να λαμβάνεται υπόψη η θάλασσα και οι γύρω περιοχές. Για να γίνει ακριβής περικοπή της Εύβοιας αξιοποιούνται τα γεωδεδομένα των ορίων των νομών (ΟΚΧΕ), τα οποία προσφέρονται από το κράτος στο GEODATA.gov.gr [11]. Από τα γεωδεδομένα επιλέγεται ο νομός Ευβοίας, εξάγεται το πολύγωνο του νομού σε τύπου αρχείου shapefile και αυτό εφαρμόζεται σε κάθε εικόνα με τη χρήση του λογισμικού QGIS και συγκεκριμένα με το Semi-Automatic Classification Plugin (SCP). Το Semi-Automatic Classification Plugin είναι ένα εργαλείο του λογισμικού, το οποίο είναι γνωστό για την εποπτευόμενη ταξινόμηση εικόνων τηλεπισκόπησης, παρέχοντας εργαλείο για την προεπεξεργασία και μετεπεξεργασία εικόνων από τους Landsat και Sentinel-2.

Καθώς οι εικόνες περικόπτονται με το εργαλείο SCP γίνεται μετατροπή της ανάλυσης όλων των ζωνών σε 10 μέτρα. Οι εικόνες, μετά την διαδικασία επαναδειγματοληψίας σε 10 μέτρα, δεν παρουσιάζουν κάποια έντονη διαφορά, όμως το ιστόγραμμα της ζώνης 5 στο Σχήμα 2

Αποτύπωση πρόσφατων ενδοετήσιων χωροχρονικών αλλαγών εδαφοκάλυψης στην Εύβοια με χρήση δορυφορικών δεδομένων Sentinel φαίνεται η διαφορά πριν και μετά την επαναδειγματοληψία. Όπου φαίνεται πως η νέα συχνότητα των εικονοστοιχείων (στα 10 μέτρα) είναι τετραπλάσια της αρχικής. Αυτή η μετατροπή είναι απαραίτητη για το επόμενο βήμα, για τον υπολογισμό υφών όλων των ζωνών της κάθε ημερομηνίας.

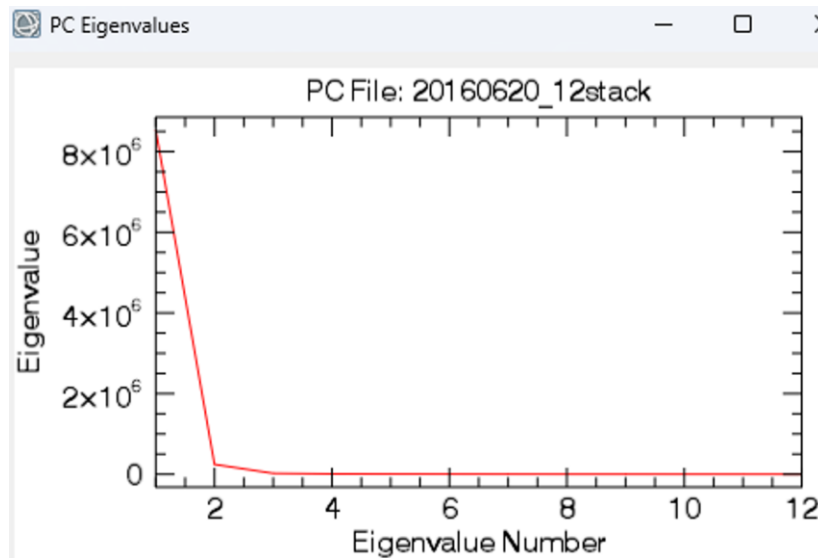


Σχήμα 2: Ιστογράμματα της ζώνης 5 μετά (αριστερά) και πριν (δεξιά) την επαναδειγματοληψία

2.3.7 Υπολογισμός υφών

Εφόσον τα δεδομένα των Sentinel-2 έχουν την βέλτιστη πιθανή ανάλυση, με την επαναδειγματοληψία σε 10 μέτρα που προηγήθηκε, εφαρμόστηκε ανάλυση κύριων συνιστωσών (PCA) [12].

Για να μειωθεί η διάσταση των αρχικών ζωνών, καθώς τα δεδομένα έχουν περιττές φασματικές πληροφορίες από τις πολλαπλές ζώνες, υπολογίζονται οι ιδιοτιμές (eigenvalues) του πίνακα συνδιακύμανσης. Αυτός ο πίνακας υπολογίζεται αυτόματα μέσω ενός λογισμικού, διαμορφωμένο κατάλληλα για την ανάλυση εικόνων, το ENVI (έκδοση 5.0). Σε αυτή την εφαρμογή δίνεται η δυνατότητα υπολογισμού της PCA, ως “Forward PCA Rotation Statics and Rotate”, όπου γίνεται η επιλογή των 12 ζωνών από τα δεδομένα. Το αποτέλεσμα ένα νέο σύνολο τιμών των ιδιοτιμών και ένα διάγραμμα όπως στην Εικόνα 5 το οποίο παρουσιάζει τις νέες ζώνες, κατά φθίνουσα σειρά, με την περισσότερη πληροφορία από τις 12 αρχικές. Έτσι φαίνεται στην Εικόνα 5 πως οι δύο πρώτες ζώνες είναι οι πιο σημαντικές για να αξιοποιηθούν, ενώ όσο αυξάνεται το PC μειώνεται το ποσοστό πληροφορίας από τις αρχικές ζώνες.



Εικόνα 5: Αποτέλεσμα ιδιοτιμών από τον υπολογισμό PCA για τις 12 ζώνες της ημερομηνίας 20/6/2016

Στη συνέχεια, με την χρήση των δύο πρώτων PCs υπολογίζεται η υφή της κάθε εικόνας.

Η υφή παρέχει πληροφορίες ανεξάρτητες από τις φασματικές τιμές της ανακλαστικότητας, βελτιώνοντας την ακρίβεια ταξινόμησης. Έχει αποδειχθεί πως πέραν των δεικτών βλάστησης, η χρήση χαρακτηριστικών υφής βελτιώνει έντονα την ακρίβεια της ταξινόμησης, ιδίως για τα ήδη βλάστησης με παρόμοια φασματικά χαρακτηριστικά [13].

Για τον υπολογισμό των χαρακτηριστικών υφής πρέπει να επιλεγθούν οι τύποι υφής, διαλέγοντας αρχικά ποια μετρική υφής θα εφαρμοστεί. Υπάρχουν δύο βασικές μετρικές η μετρική πρώτης τάξης και δεύτερης τάξης, γνωστές και ως συνεμφανιζόμενες υφές GLCM του Haralick. Η πρώτη τάξη εξετάζει τις τιμές των εικονοστοιχείων εντός της γειτονικής περιοχής τους χωρίς να λαμβάνει υπόψη τις χωρικές σχέσεις μεταξύ των τιμών τους, αλλά παρέχουν βασικές στατιστικές πληροφορίες για τις ίδιες τιμές εντός της εικόνας. Σε αντίθεση με την μετρική GLCM όπου αναλύει τις σχέσεις μεταξύ των εικονοστοιχείων. Χρησιμοποιώντας έναν πίνακα συνεμφάνισης για τον υπολογισμό των τιμών υφής, ο οποίος είναι συνάρτηση της απόστασης καθώς και της γωνιακής σχέσης μεταξύ των δύο γειτονικών εικονοστοιχείων. Με τη σημαντική διαφορά τους, πως η GLCM λαμβάνει υπόψη τις χωρικές σχέσεις των εικονοστοιχείων, γίνεται η επιλογή της για αυτή τη μελέτη. Στη συνέχεια, όπως κάθε μετρική έτσι και η GLCM έχει πολλαπλά μέτρα υφής από τα οποία θα υπολογιστούν μερικά. Σύμφωνα με τον βοηθό επιλογής GLCM υφών του Hall-Beyer M. υπάρχουν οκτώ μέτρα υφής: ομοιογένεια, αντίθεση, ανομοιότητα, μέση τιμή GLCM, διακύμανση GLCM, εντροπία, γωνιακή δεύτερη ροπή (ASM) και συσχέτιση GLCM. Συμπερασματικά, ακολουθώντας τις οδηγίες αυτής της δημοσίευσης εφαρμόζονται οι υφές ομογένειας (homogeneity), μέσης τιμής (mean), εντροπίας (entropy) και ASM.

Ο υπολογισμός των υφών γίνεται μέσω του λογισμικού SNAP, μια εφαρμογή από την ESA για την επεξεργασία και ανάλυση της παρατήρησης της Γης δίνοντας ιδιαίτερη σημασία στην ανάλυση Sentinel εικόνων. Στην κατηγορία ανάλυση υφής επιλέγεται η λειτουργία “Grey Level Co-occurrence Matrix” με τα εξής κριτήρια: μέγεθος παραθύρου 5x5, επίπεδα κβαντισμού 32, απόσταση μεταξύ εικονοστοιχείων ίση με 1, για τις μεταβλητές υφής mean, homogeneity, entropy, ASM και τα δεδομένα που δεν υπάρχουν είναι ίσα με 0,0. Το μέγεθος παραθύρου επιλέχθηκε να είναι ίσο με 5x5, η μικρότερη τιμή που μπορεί να ληφθεί, ύστερα από δοκιμές όπου παρατηρήθηκε πως όσο μικρότερη είναι η τιμή τόσο πιο αναλυτικά είναι τα αποτελέσματα. Επιπλέον, είναι πιο σημαντικοί οι συνδυασμοί εικονοστοιχείων που βρίσκονται κοντά μεταξύ τους από αυτούς που είναι απομακρυσμένοι, έτσι η τιμή ένα για την απόσταση των εικονοστοιχείων μεταξύ τους είναι κατάλληλη [14].

Το τελευταίο βήμα για την προεπεξεργασία των εικόνων είναι η εφαρμογή μίας κοινής μάσκας νεφών σε συνδυασμό με μάσκα για τα χιόνια, αν και εφόσον υπάρχουν.

2.3.8 Εφαρμογή μάσκας νεφών και χιονιού

Στην εργασία αυτή τα νέφη και περιοχές με χιόνι αφαιρούνται με τη χρήση μίας μάσκας, καθώς εξετάζεται η εδαφοκάλυψη του νησιού και αν ληφθούν υπόψη θα επηρεάσουν αρνητικά τα αποτελέσματα. Τα νέφη δεν συμπεριλαμβάνονται στα είδη εδαφοκάλυψης και το χιόνι έχει μεγάλη ανακλαστικότητα λόγω του λευκού χρώματός, έτσι είναι πολύ πιθανό οι αλγόριθμοι ταξινόμησης να το μπερδέψουν με τον αστικό ιστό, οι οποίες έχουν επίσης πολύ μεγάλη ανακλαστικότητα.

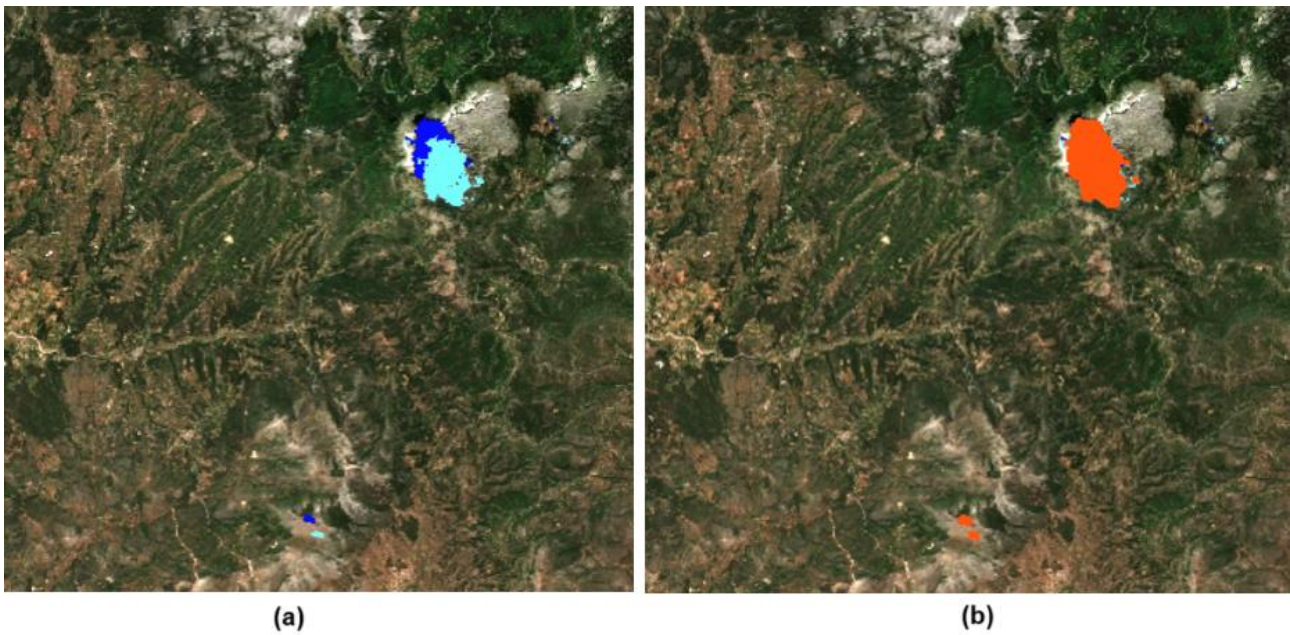
Ξεκινώντας με τον εντοπισμό των νεφών υπάρχουν δύο μέθοδοι που μπορούν να αξιοποιηθούν με επιτυχία [15]. Ο πιο γνωστός τρόπος κάλυψης των νεφών είναι με τη χρήση μίας ζώνης που δίνεται στα δεδομένα των Sentinel-2, ως αποτέλεσμα της ατμοσφαιρικής διόρθωσης, η οποία ονομάζεται QA60. Το ‘QA’ αντιστοιχεί την λέξη ποιότητα (quality στα αγγλικά), ο αριθμός 60 αντιπροσωπεύει την χωρική ανάλυση σε μέτρα και συνολικά αυτή η ζώνη έχει πληροφορίες μάσκας για τα πυκνά σύννεφα και τα νέφη cirrus. Όμως τα τελευταία χρόνια έχει προκύψει ένας νέος τρόπος για την κάλυψη νεφών, ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης ονομαζόμενος s2cloudless [16]. Ο s2cloudless δίνει την δυνατότητα ρύθμισης της συγκάλυψης των νεφών με λεπτομέρεια, ενώ δεν υπάρχει αυτή η επιλογή όταν παράγεται η QA60.

Η διαφορά των δύο μεθόδων είναι εμφανής στην Εικόνα 6 παρακάτω. Είναι φανερό πως η μάσκα QA60 δεν λαμβάνει πολλά εικονοστοιχεία ως σύννεφο, σε αντίθεση με την s2cloudless όπου έχει οριστεί το κατώφλι πιθανότητας τα εικονοστοιχεία να είναι 50%. Αυτό σημαίνει πως όποια εικονοστοιχεία έχουν τιμή μεγαλύτερη από αυτή της πιθανότητας θεωρούνται ως νέφη. Στην εικόνα παρακάτω το κατώφλι είναι 50% ύστερα από πειραματισμούς όπου αποδείχθηκε ως μια καλή τιμή για να ληφθεί το μεγαλύτερο μέρος των συννεφιασμένων εικονοστοιχείων. Επιπλέον κριτήρια που τέθηκαν για τον υπολογισμό των νεφών είναι το μέγιστο ποσοστό νεφών επί τοις εκατό που καλύπτουν την κάθε εικόνα, όπως και κατά την λήψη των εικόνων από την σελίδα του Copernicus είναι στο εύρος τιμών 0 έως και 5%. Υπάρχει επίσης το κατώφλι για την ανακλαστικότητα της ζώνης κοντινού υπέρυθρου (NIR) και χρησιμοποιείται για την αναγνώριση σκιών νεφών. Αυτό σημαίνει πως όταν ξεπερνάτε αυτή η τιμή τότε το εικονοστοιχείο είναι πιθανότατα σκιά σύννεφου και ισούται με 0.2. Δύο ακόμα κριτήρια που χρειάζεται ο αλγόριθμος είναι η μέγιστη απόσταση από την άκρη του νέφους για να αναγνωριστούν τα εικονοστοιχεία ως πιθανές σκιές, ίσο με 6 χλμ. και ένας ακέραιος που υποδηλώνει την απόσταση για την διαστολή της άκρης των νεφών, το οποίο θέτεται ίσο με 50 μέτρα.



Εικόνα 6: Παράδειγμα διαφοράς της μάσκας QA60 και s2cloudless. Στην πρώτη εικόνα φαίνεται η κεντρική Εύβοια στις 26/04/2018 με ένα νέφος. Με ροζ στην επόμενη εικόνα είναι η μάσκα QA60 και με μπλε η s2cloudless

Συνεπώς, εφαρμόζεται η μάσκα νεφών με τον αλγόριθμο s2cloudless. Όμως δεν αρκεί να καλυφθούν τα νέφη, όπως φαίνεται και στην Εικόνα 6 υπάρχουν σκιές από τα σύννεφα, οι οποίες επηρεάζουν τις τιμές των εικονοστοιχείων επηρεάζοντας τους αλγόριθμους ταξινόμησης. Για αυτό τον λόγο στην μάσκα που θα εφαρμοστεί σε όλες τις ημερομηνίες μελέτης λαμβάνονται υπόψη και οι σκιές, όπως φαίνεται στην Εικόνα 7 (β).



Εικόνα 7: (α) Με ανοικτό μπλε τα νέφη και με σκούρο οι σκιές που δημιουργούνται, (β) η συνολική μάσκα νεφών που χρησιμοποιείται

Ο υπολογισμός αυτής της μάσκα γίνεται μέσω της πλατφόρμας γεωχωρικής ανάλυσης της Google, το Google Earth Engine. Με τον αλγόριθμο s2cloudless εξάγεται μία δυαδική εικόνα με τα νέφη της κάθε μέρας και στη συνέχεια, αν υπάρχει χιόνι στην εικόνα, συγχωνεύεται και με τη μάσκα χιονιού.

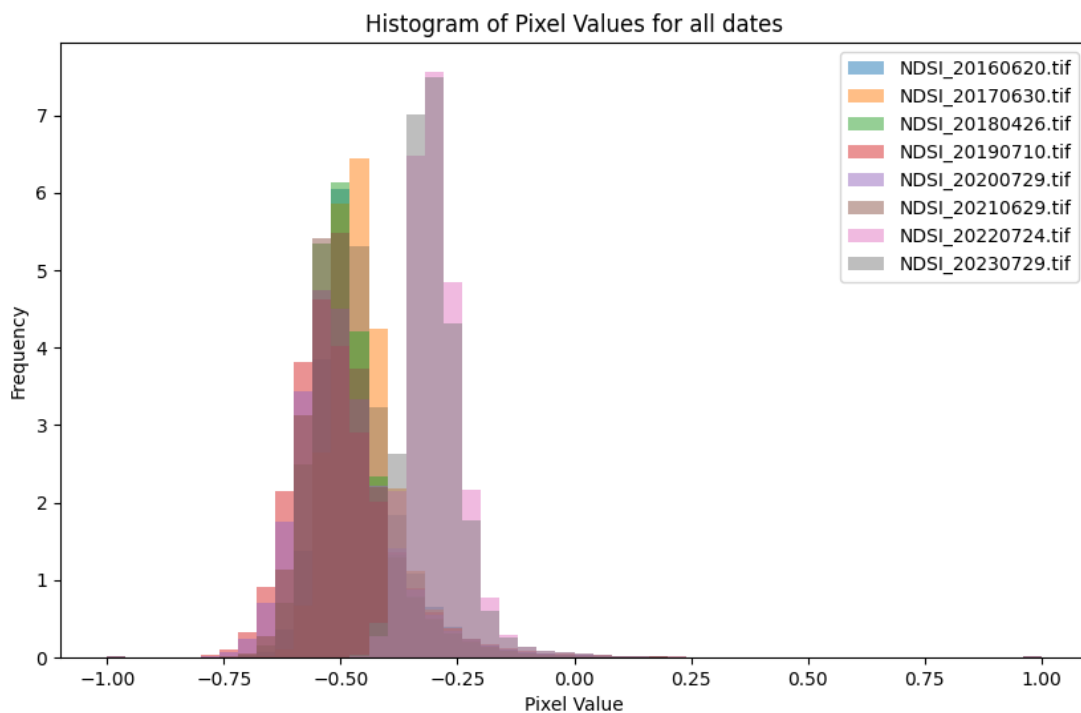
Για την αναγνώριση των περιοχών με χιόνι, πρέπει να σημειωθεί πως την χρονική περίοδο που μελετάται η Εύβοια, τους καλοκαιρινούς μήνες, δεν υπάρχει σχεδόν πουθενά χιόνι [17]. Όμως παρατηρήθηκε έστω και λίγο σε ορεινές περιοχές, συνεπώς ένα αρχείο με το υψόμετρο του εδάφους αξιοποιείται για τον υπολογισμό ενός δείκτη χιονιού.

Το χιόνι στο βουνό έχει τόσο έντονη ανακλαστικότητα όσο και τα αδιαφανή σύννεφα, για αυτό τον λόγο είναι σημαντικό να γίνει διάκριση των νεφών με το χιόνι και να ανιχνευθεί αν υπάρχει χιόνι. Υπάρχει ένας γνωστός δείκτης για την χαρτογράφηση του χιονιού ο οποίος ονομάζεται κανονικοποιημένος δείκτης διαφοράς χιονιού (NDSI - Normalised Difference Snow Index). Είναι ο λόγος δύο ζωνών, μίας ζώνης στο VIR (μπάντα 3) και μία στο SWIR (μπάντα 11) και χρησιμοποιούνται αυτές οι μπάντες επειδή, το χιόνι αντανακλά στο VIR αλλά, απορροφά στο SWIR, το οποίο έχει μεγάλη διαφορά με τον εντοπισμό των νεφών καθώς τα σύννεφα είναι ανακλαστικά σε αυτές τις ζώνες. Έτσι, δεν υπάρχει πιθανότητα να αναγνωριστεί κάποιο νέφος ως χιόνι εσφαλμένα, καθώς είναι έντονος ο διαχωρισμός των περισσότερων νεφών και του χιονιού.

$$NDSI = \frac{B03-B11}{B03+B11} \quad (2.3)$$

Εφόσον τα νέφη έχουν ανιχνευτεί και αφαιρεθεί από τις εικόνες μπορεί να γίνει ο υπολογισμός της εξ. (2.3) χωρίς αμφιβολίες. Σύμφωνα με δύο προηγούμενες έρευνες [18][19], έχει παρατηρηθεί πως τα εικονοστοιχεία με τιμές NDSI χαμηλότερες από 0,2 θεωρούνται εικονοστοιχεία απαλλαγμένα από το χιόνι, ενώ τα εικονοστοιχεία τα οποία υπερβαίνουν την τιμή 0,42 θεωρούνται ως χιόνι και όσα παρατηρούνται να έχουν τιμές μεταξύ των δύο τιμών που προαναφέρθηκαν είναι δυνητικά χιονισμένες περιοχές.

Γνωρίζοντας πως οι καλοκαιρινοί μήνες που μελετώνται σε αυτή την εργασία είναι από τους πιο ζεστούς μήνες του χρόνου, όπου φτάνουν ιδιαίτερα υψηλές θερμοκρασίες στη μέση, είναι πολύ πιθανό να μην υπάρχει χιόνι. Γίνεται έλεγχος αυτής της υπόθεσης υπολογίζοντας το NDSI για όλες τις ημερομηνίες και αν παρατηρηθεί σε οποιαδήποτε εικόνα πως υπάρχει χιόνι, θα εφαρμοστεί μάσκα σε συνδυασμό με τη μάσκα νεφών. Έχοντας εφαρμόσει την εξ. (2.3), όπως φαίνεται στο σχήμα 3, δεν υπάρχει χιόνι σε καμία από τις εικόνες μελέτης, εφόσον οι τιμές του NDSI είναι μικρότερες του μηδενός.



Σχήμα 3: Ιστόγραμμα αποτελεσμάτων NDSI για όλες τις ημερομηνίες

Εν κατακλείδι, για την μάσκα που θα εφαρμοστεί χρειάζεται να καλυφθούν μόνο τα νέφη όλων των ημερομηνιών που έχουν ανιχνευθεί. Συνεπώς, γίνεται συνένωση όλων των μασκών με τη χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Python και συγκεκριμένα με τις ίδιες βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν για την δημιουργία μοσαϊκών των εικόνων, η glob και το πακέτο merge της rasterio. Στη συνέχεια, εφαρμόζεται η μάσκα σε όλες τις εικόνες που

θα χρησιμοποιηθούν στην ταξινόμηση με την εφαρμογή QGIS. Σε αυτό το λογισμικό συλλέγονται οι μπάντες με 10 μέτρα ανάλυση (Band 2,3,4,8), οι δείκτες NDVI και BI και τέλος οι τέσσερις υφές (mean, homogeneity, entropy, ASM) στο εργαλείο SCP ως ένα σύνολο μπαντών (band set). Τέλος, η δυαδική μάσκα με τη μορφή αρχείου TIF εφαρμόζεται σε κάθε συλλογή μπαντών με τιμή κατηγορίας μάσκας ίση με μονάδα και όσα εικονοστοιχεία δεν έχουν δεδομένα ισούνται με μηδέν.

2.4 Ανάλυση δεδομένων

Εφόσον έχουν ληφθεί όλα τα δεδομένα και έχουν γίνει οι απαραίτητες προεπεξεργασίες, για κάθε ημερομηνία, εν γένει συγκεντρώθηκαν 10 εικόνες που αντιστοιχούν στις λήψεις με χωρική ανάλυση 10 μέτρων, μαζί με τους δύο δείκτες βλάστησης (NDVI, BI) και τις τέσσερις υφές, αποτελούν τα κύρια δεδομένα που χρειάζονται για να γίνει η ανάλυση τους. Στη συνέχεια αναλύεται η μέθοδος για την ορθή ταξινόμηση των εικόνων, εξηγώντας με λεπτομέρεια τον τρόπο επιλογής των τάξεων.

2.4.1 Μεθοδολογία επιλογής τάξεων

Όπως έχει αναφερθεί στο κεφάλαιο 2.1 η περιοχή μελέτης αποτελείται από διάφορα είδη εδαφοκάλυψης, από βουνά, βραχώδεις περιοχές, πυκνές και αραιές αστικές περιοχές, καθώς και ένα μεγάλο ποσοστό της έκτασης να καταλαμβάνεται από καλλιέργειες και ένα ακόμα μεγαλύτερο μέρος της αποτελείται από χαμηλή βλάστηση και δάση. Είναι σημαντικό να διαφοροποιηθούν όλοι οι τύποι εδαφοκάλυψης του νησιού με προσοχή και ακρίβεια ώστε να δημιουργηθούν κατάλληλες τάξεις για τις ταξινομήσεις που θα ακολουθήσουν.

Η εργασία έχει στόχο την ταξινόμηση κάθε είδους εδαφοκάλυψης της Εύβοιας, δίνοντας ιδιαίτερη προσοχή στα είδη βλάστησης και δέντρων. Έχουν εφαρμοστεί ήδη υπολογισμοί και επεξεργασίες των δεδομένων για την καλύτερη μελέτη και αναγνώριση των διαφόρων ειδών βλάστησης. Όπως η εφαρμογή της ατμοσφαιρικής διόρθωσης με την οποία έχει αποδειχθεί [21], πως βελτιώνει την διαφοροποίηση των ειδών δέντρων έως και 10% [20]. Επιπλέον, η ταξινόμηση των διαφόρων δέντρων πραγματοποιείται με περισσότερη λεπτομέρεια συνδυάζοντας τα φασματικά χαρακτηριστικά με χαρακτηριστικά υψής. Συγκεκριμένα, οι υφές των εικόνων βελτιώνουν την ακρίβεια ταξινόμησης μέχρι και 10-15% [22][23]. Πιο αναλυτική μελέτη και αναγνώριση των τάξεων, δίνοντας ιδιαίτερη προσοχή στις κατηγορίες βλάστησης, αξιοποιήθηκε ένα ακόμα προϊόν του προγράμματος Copernicus το οποίο ονομάζεται Corine Land Cover.

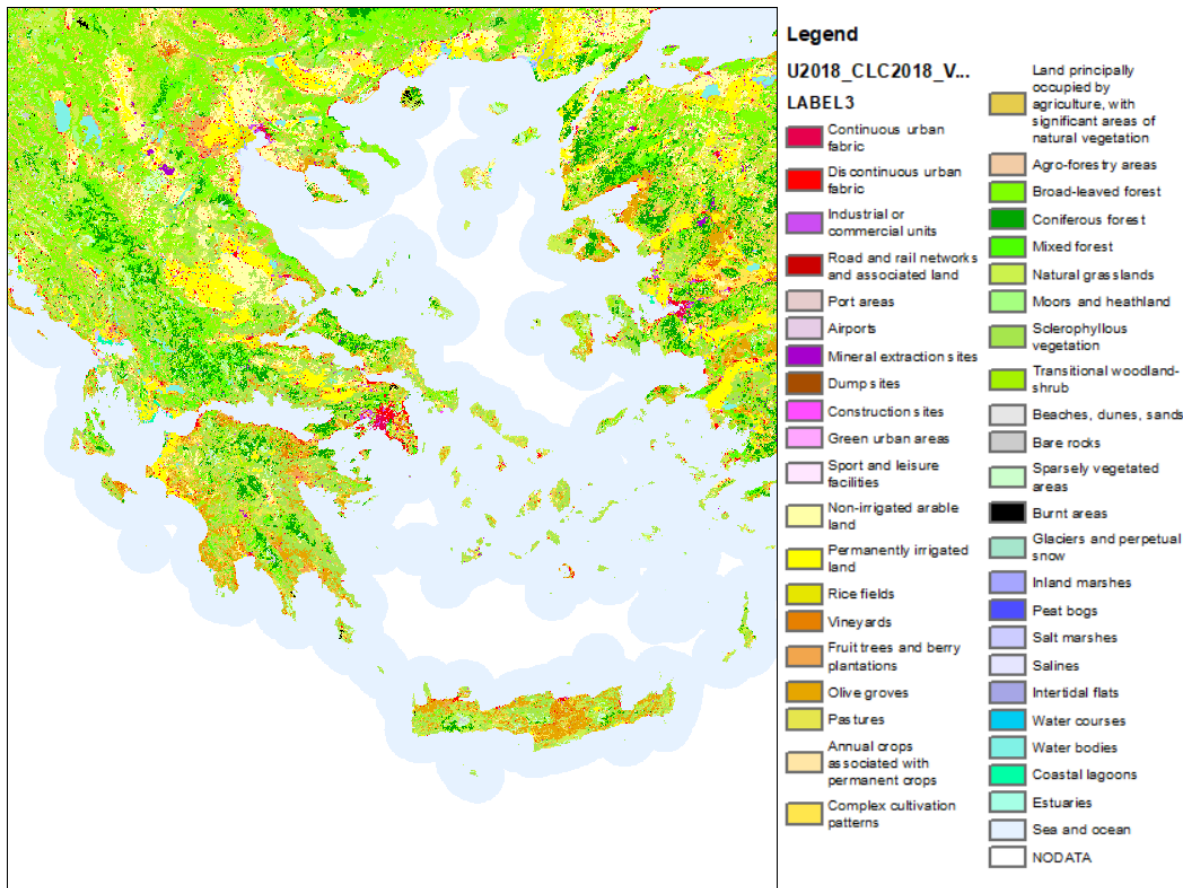
2.4.2 Corine Land Cover

Η απογραφή του CORINE Land Cover εγκαινιάστηκε το 1985 από το πρόγραμμα Coropnicus, με την αναγνώριση της Ευρωπαϊκής Επιτροπής για την χρησιμότητα ενός εναρμονισμένου και λεπτομερούς συνόλου δεδομένων σχετικά με την κάλυψη και χρήση της γης (Land Use and Land Cover– LUCL) στην Ευρώπη [24]. Οι πρώτες μετρήσεις ολοκληρώθηκαν και αναρτήθηκαν το 1990, στη συνέχεια έγινε ενημέρωση των στοιχείων το 2000, το 2006, το 2012 και με τελευταία χρονολογία το 2018. Η χαμηλή συχνότητα ανανέωσης των στοιχείων αποτελεί το μόνο μειονέκτημα των δεδομένων CLC, για αυτό και την παρούσα μελέτη επιλέχθηκε το πιο πρόσφατο CLC 2018. Παρόλο που μειονεκτεί στο να παρέχει γρήγορα νέες μετρήσεις προσφέρει μια ωφέλιμη απογραφή της κάλυψης γης με 44 κλάσεις, από πόλεις, πέτρες και αμμόλοφους σε καλλιέργειες και δέντρα όλων των ειδών, καθώς και χαμηλή βλάστηση, λίμνες, ποτάμια και πολλά άλλα. Το CLC του 2018 χρησιμοποιεί δεδομένα από τους Sentinel-2, το οποίο σημαίνει πως έχει γεωμετρική ακρίβεια δέκα μέτρων, σε συνδυασμό με τον Landsat-8 για να συμπληρώνει πιθανά κενά από τους πρώτους. Επίσης, χρησιμοποιεί ελάχιστη μονάδα χαρτογράφησης (Minimum Mapping Unit – MMU) 25 εκταρίων (ha) για τα χωρικά φαινόμενα και ελάχιστο πλάτος 100 μέτρων για τα γραμμικά φαινόμενα. Το CLC έχει μεγάλο φάσμα εφαρμογών, βοηθώντας πολύ στους τομείς του περιβάλλοντος, της γεωργίας, των μεταφορών, του χωροταξικού σχεδιασμού και πολλά άλλα.

2.4.3 Δημιουργία τάξεων

Σε αυτό το υποκεφάλαιο αναλύεται η μέθοδος που εφαρμόστηκε για να δημιουργηθούν οι τάξεις που θα χρησιμοποιηθούν στις ταξινομήσεις της περιοχής μελέτης. Αξιοποιώντας τα 44 είδη εδαφοκάλυψης της Ευρώπης από τη βάση δεδομένων CLC της πιο πρόσφατης ημερομηνίας, του 2018.

Αρχικά, με την λήψη των δεδομένων παρέχεται ένα αρχείο TIF και ένας φάκελος “Legend”, όπου υπάρχουν τα δεδομένα για τα χρώματα των τάξεων ως style, όπως φαίνεται στην Εικόνα 8.



Εικόνα 8: Δεδομένα CLC του 2018 με τις 44 τάξεις του

Στη συνέχεια επιλέγεται η περιοχή ενδιαφέροντος, αφαιρώντας τις γύρω περιοχές, περικυκλώνοντας την Εύβοια. Με τον ίδιο τρόπο που έγινε για τις εικόνες από τους Sentinel-2, έτσι και στο αρχείο Corine εφαρμόζεται ένα πολύγωνο σε μορφή shapefile και γίνεται η περικυκλήση του αρχείου TIF. Κατόπιν, με την βοήθεια του λογισμικού ArcMAP (version 10.8.2) γίνεται πιο εύκολη η αναγνώριση όσων τάξεων υπάρχουν στην περικομμένη εικόνα. Χρησιμοποιώντας την περικομμένη εικόνα, εισάγεται ο πίνακας με τις κλάσεις (legend) για να παρουσιαστούν οι τάξεις της εικόνας, όπως φαίνονται στα δεξιά της εικόνας 8. Και από τις ιδιότητες του legend ρυθμίζεται να εμφανίζονται μόνο οι κλάσεις οι οποίες είναι ορατές στην τρέχουσα έκταση του χάρτη. Έτσι, από τις 44 κατηγορίες εδαφοκάλυψης της Ευρώπης παρατηρήθηκε πως μόνο 24 από αυτές παρουσιάζονται στην περιοχή μελέτης.

Έχοντας αυτές τις 24 κατηγορίες ως βοηθό στην αναγνώριση της εδαφοκάλυψης του νησιού το επόμενο βήμα είναι να ληφθούν πολλαπλά πολύγωνα τα οποία αντιστοιχούν σε αυτές τις τάξεις. Επομένως, αξιοποιώντας το λογισμικό ENVI (version 5.0) εισάγονται οι εικόνες των δορυφόρων σε μορφή RGB, καθώς και η περικομμένη εικόνα CLC με αδιαφάνεια 50% ώστε να φαίνεται πάνω από τις εικόνες. Δημιουργείται ένα νέο αρχείο για τις περιοχές ενδιαφέροντος τύπου .roi όπου θα σχεδιαστούν τα πολύγωνα για κάθε τάξη. Με ακρίβεια

Αποτύπωση πρόσφατων ενδοετήσιων χωροχρονικών αλλαγών εδαφοκάλυψης στην Εύβοια με χρήση δορυφορικών δεδομένων Sentinel παρατηρούνται οι περιοχές για όλες τις ημερομηνίες όπου οι τάξεις της εικόνας CLC είναι παρόμοιες ετησίως, έτσι σχεδιάζονται πολύγωνα στο αρχείο ROI τα οποία είναι μη-μεταβαλλόμενα για όλες τις εικόνες της μελέτης. Για παράδειγμα, λαμβάνονται πολλά πολύγωνα για την κλάση “συνεχής αστικός ιστός” (“continuous urban fabric”) στην περιοχή της Χαλκίδας, την πρωτεύουσα και βασικό λιμένα του νησιού, η οποία δεν έχει αλλάξει από το 2016 έως και το 2023. Επιπλέον, λόγω της πυρκαγιάς που προκλήθηκε τον Αύγουστο 2021, λαμβάνονται με προσοχή τα σημεία βλάστησης στην βόρεια Εύβοια και για την καμένη έκταση δημιουργείται μία επιπρόσθετη τάξη με βάση το πληγωμένο έδαφος που φαίνεται στις εικόνες του 24/7/2022 και 29/7/2023.

Πίνακα 3: Οι τάξεις εδαφοκάλυψης που θα χρησιμοποιηθούν με σύντομη περιγραφή και η κάλυψη που καταλαμβάνουν (km²)

No.	Τάξεις	Σύντομη περιγραφή	Κάλυψη περιοχής (Αριθμός των pixels, km ²)
1	Κωνοφόρα	Κωνοειδή αειθαλή δέντρα με φύλλα που μοιάζουν με βελόνες. Όπως τα πεύκα, κυπαρίσσια, έλατα και κέδροι.	25887, 2.5887
2	Πλατύφυλλα	Γνωστά και ως φυλλοβόλα δέντρα καθώς χάνουν τα φύλλα τους	9399, 0.9399
3	Καλλιέργειες	Μη αρδευόμενες καλλιεργήσιμες εκτάσεις, μόνιμα αρδευόμενες εκτάσεις, αμπελώνες, ελαιώνες, βοσκότοποι, εκτάσεις κατεχόμενες κυρίως από τη γεωργία με σημαντικές εκτάσεις φυσικής βλάστησης.	1738, 1.438
4	Λιβάδια	Χαρακτηρίζονται και ως βοσκότοποι χωρίς ή με μέτρια ανθρώπινη επιρροή. Συχνά βρίσκονται σε περιοχές με τραχύ, ανώμαλο έδαφος, απότομες πλαγιές και συχνά περιλαμβάνουν βραχώδεις περιοχές ή τμήματα διαφορετικής βλάστησης.	574, 0.0574
5	Υδάτινες επιφάνειες	Λίμνες, δεξαμενές, παράκτια ύδατα.	2562, 0.2562
6	Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	Κτήρια, περιοχές καλυπτόμενες από άσφαλο, παραλίες, βραχώδεις περιοχές, λατομεία, αμμόλοφοι, εργοτάξια.	3862, 0.3862

Έπειτα, γίνεται η ομαδοποίηση αυτών των 24 τάξεων, χωρίς να λαμβάνεται η επιπλέον τάξη των καμένων υπόψη. Από την εφαρμογή ENVI, στην επιλογή ‘Region Of Interest’ εισάγεται το αρχείο ROI και γίνονται επαναλαμβανόμενες δοκιμές για την διαχωριστικότητα των κλάσεων μεταξύ τους. Το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας φαίνεται στον Πίνακα 4. Οι τάξεις που παρουσιάζονται στους παρακάτω πίνακες είναι οι 6 νέες τάξεις όπου φαίνονται στον Πίνακα 3 μαζί με μία σύντομη περιγραφή της κάθε μίας και την έκταση που καταλαμβάνουν σε κυβικά χιλιόμετρα (km²). Συγκεκριμένα, στον Πίνακα 4 παρουσιάζεται η διαχωριστικότητα των κλάσεων μεταξύ τους, με βάση τα δείγματα που έχουν ληφθεί για κάθε κλάση. Το κατά

πόσο ξεχωρίζουν μεταξύ τους γίνεται κατανοητό από το εύρος των τιμών τους που είναι μεταξύ μηδενός και 2, με 2 την υψηλότερη τιμή. Όσο πιο υψηλή τιμή έχει μία κλάση σε σχέση με μια άλλη, τόσο μεγαλύτερη διαχωριστικότητα έχουν μεταξύ τους. Αυτές οι νέες κλάσεις αποτελούνται από τα είδη εδαφοκάλυψης των δεδομένων CLC στην ευρύ κατηγορία του αστικού ιστού με βραχώδεις περιοχές και αμμόλοφους, στις υδάτινες επιφάνειες, στα λιβάδια, σε κάθε είδους καλλιέργειας που έχει το νησί και στις δύο πιο συγκεκριμένες κατηγορίες δέντρων, τα πλατύφυλλα και κωνοφόρα. Ο λόγος αυτής της κατανομής των δέντρων είναι πως τα πλατύφυλλα διαφέρουν από τα κωνοφόρα σε θέμα εποχικότητας και το πιο σημαντικό, στην ανακλαστικότητα τους. Επιπλέον, είναι γνωστό πως τα πλατύφυλλα δέντρα αναπτύσσονται βραδύτερα από τα κωνοφόρα, αποτελώντας σοβαρό παράγοντα στην αναδάσωση μίας τέτοιας περιοχής [25][26].

Πίνακα 4: Διαχωριστικότητα των κλάσεων

Classes	Class 1 (Coniferous trees)	Class 2 (Broad-leaved trees)	Class 3 (Crops)	Class 4 (Grasslands)	Class 5 (Water Surface)	Class 6 (Urban fabric - rocks - dunes)
Class 1 (Coniferous trees)	-	1.89	1.96	1.88	2.00	2.00
Class 2 (Broad-leaved trees)	1.89	-	1.99	2.00	2.00	2.00
Class 3 (Crops)	1.96	1.99	-	1.90	2.00	1.70
Class 4 (Grasslands)	1.88	2.00	1.90	-	2.00	1.99
Class 5 (Water Surface)	2.00	2.00	2.00	2.00	-	2.00
Class 6 (Urban fabric - rocks - dunes)	2.00	2.00	1.70	1.99	2.00	-

Παρόλο που τα δεδομένα CLC είναι έμπιστα και ακριβή, η ημερομηνία που λήφθηκαν το 2018 απέχει αρκετά χρόνια από τις ημερομηνίες που μελετώνται σε αυτή την εργασία καθώς και δεν συμπεριλαμβάνουν τα σημαντικά γεγονότα των πυρκαγιών. Για να γίνει μια λεπτομερή επιβεβαίωση αυτών των τάξεων που δημιουργήθηκαν (Πίνακας 3), παρατηρούνται αντίστοιχες ημερομηνίες στο λογισμικό Google Earth Pro (version 7.3).

Το Google Earth αξιοποιεί πολλαπλούς δορυφόρους, τους Landsat 4, 5, 7, 8 και τον Quickbird. Οι Landsat έχουν ανάλυση στα 30 και 15 μέτρα, έτσι παρουσιάζονται οι εικόνες που φαίνονται από μακριά στην εφαρμογή και στην σελίδα του Google maps. Όμως αυτό δεν αποτελεί αρκετά καλές εικόνες όσο γίνεται μεγέθυνση στους χάρτες, για αυτό και χρησιμοποιείται ο Quickbird. Αυτός ο δορυφόρος λιγότερο από 3 μέτρα ανάλυση, συγκεκριμένα οι πολυφασματικές εικόνες είναι στα 2,4 με 2,6 μέτρα και οι παγχρωματικές έχουν ανάλυση 0,16-0,71 μέτρων. Συνεπώς, οι εικόνες από την Google αποτελούν μεγάλο πλεονέκτημα σε αυτή τη μελέτη με τις αναλυτικές εικόνες που παρέχει. Η εφαρμογή Google Earth Pro έχει την επιλογή "Ιστορικές εικόνες" με την οποία παρουσιάζεται ο παγκόσμιος χάρτης ανά έτος και σε συγκεκριμένους μήνες που παρέχει η βάση δεδομένων. Έτσι, έγινε επιβεβαίωση πως τα πολύγωνα τις κάθε τάξης είναι σωστά σχεδιασμένα για κάθε εικόνα που θα εξεταστεί.

Αποτύπωση πρόσφατων ενδοετήσιων χωροχρονικών αλλαγών εδαφοκάλυψης στην Εύβοια με χρήση δορυφορικών δεδομένων Sentinel. Προτιμήθηκαν οι εικόνες από το λογισμικό της Google αντί των Sentinel-2 για αυτή τη λεπτομερή παρατήρηση λόγω της ανάλυσης τους, όπως φαίνεται στην Εικόνα 9 είναι φανερή η διαφορά μεταξύ των Sentinel-2 με του Quickbird τον έκτο μήνα του 2017, εφόσον είναι στις ημερομηνίες μελέτης.



Εικόνα 9: Sentinel-2 (αριστερά) και Quickbird (δεξιά) στα Ψαχνά Ευβοίας τον έκτο μήνα του 2017

Εκτελώντας την τελευταία επεξεργασία δεδομένων, δηλαδή επιβεβαιώνοντας πως τα πολύγωνα που λήφθηκαν είναι κατάλληλα για να εφαρμοστούν στους αλγόριθμους ταξινόμησης, ακολουθεί η τέλεση αυτών.

2.5 Ταξινόμηση

Ταξινόμηση είναι η διαδικασία κατηγοριοποίησης όλων των εικονοστοιχείων μίας εικόνας με σκοπό να προκύψει ένα σύνολο δεδομένων με ετικέτες ή θέματα των διαφορετικών χαρακτηριστικών στην επιφάνεια της γης [27].

Στην τηλεπισκόπηση εφαρμόζεται πολύ συχνά η ταξινόμηση ακατέργαστων δορυφορικών δεδομένων ή εικόνων καθώς είναι απαραίτητη για διάφορες εφαρμογές. Για παράδειγμα, η χαρτογράφηση της χρήσης γης και της εδαφοκάλυψης, ο αστικός σχεδιασμός, η παρακολούθηση της γεωργίας, η διαχείριση των φυσικών πόρων και οι περιβαλλοντικές μελέτες. Υπολογίζοντας και εξάγοντας πολύτιμες πληροφορίες από τηλεσκοπικά δεδομένα, η ταξινόμηση επιτρέπει την ανάλυση και ερμηνεία πολύπλοκων προτύπων, με ανώτατο στόχο να συμβάλλει στις λήψεις αποφάσεων σε πολλούς τομείς.

Στην παρούσα εργασία η ταξινόμηση θα βοηθήσει με την παρατήρηση της αλλαγής της εδαφοκάλυψης της Εύβοιας για την παρατήρηση πιθανής αλλαγής του αστικού ιστού και

Αποτύπωση πρόσφατων ενδοετήσιων χωροχρονικών αλλαγών εδαφοκάλυψης στην Εύβοια με χρήση δορυφορικών δεδομένων Sentinel κυρίως της βλάστησης ανά τα χρόνια, δίνοντας ιδιαίτερη προσοχή στη μεταβολή εδάφους λόγω της φωτιάς.

2.5.1 Μέθοδοι ταξινόμησης

Υπάρχουν δύο βασικές τεχνικές ταξινόμησης, η επιβλεπόμενη και η μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση. Η πρώτη είναι η πιο ακριβής και ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος, με τη βοήθεια του χρήστη χρησιμοποιεί τις φασματικές υπογραφές που λαμβάνονται από δείγματα εκπαίδευσης, τα οποία αναφέρονται ως πολύγωνα στο κεφάλαιο 2.4.3. Το λογισμικό θα επιτρέψει την ταξινόμηση της εικόνας με ακρίβεια, ωστόσο καθορίζει τη φασματική υπογραφή των εικονοστοιχείων εντός της περιοχής εκπαίδευσης για να βρει μια κοντινή αντιστοιχία. Από τη μέση τιμή και διακύμανση κάθε κλάσης καθορίζονται οι πληροφορίες για να συσχετιστούν με τα δείγματα εκπαίδευσης. Η δεύτερη μέθοδος πρόκειται για την αυτοματοποιημένη τεχνική ταξινόμησης που δεν χρειάζεται δείγματα εκπαίδευσης από τον χρήστη. Αφού ο χρήστης επιλέξει τον αριθμό των τάξεων και των εικονοστοιχείων που θα ομαδοποιηθούν, ο αλγόριθμος δημιουργεί τις κλάσεις με βάση τη φασματική τους τιμή.

Αυτές οι δύο ομάδες τύπων ταξινόμησης αποτελούνται από διάφορους αλγόριθμους που εκτελούν με διαφορετικό τρόπο τον ίδιο σκοπό, δίνοντας ελαφρώς διαφορετικά αποτελέσματα. Ξεκινώντας με την επιβλεπόμενη ταξινόμηση, υπάρχουν πολλαπλές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται, σε αυτή την εργασία θα εφαρμοστούν μερικές από τις γνωστές μεθόδους οι οποίες είναι η Maximum Likelihood (ML), Mahalanobis Distance (MD), Neural Network (NN) και Support Vector Machine (SVM) [28].

2.5.2 Maximum Likelihood

Η ταξινόμηση ML είναι μία ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος επιβλεπόμενης ταξινόμησης, υποθέτει πως τα στατιστικά στοιχεία για κάθε κλάση σε κάθε ζώνη είναι κανονικά κατανεμημένα και υπολογίζει την πιθανότητα ένα δεδομένο εικονοστοιχείο να ανήκει σε μία συγκεκριμένα κλάση από αυτές που έχει ορίσει ο χρήστης. Στη συνέχεια, το εικονοστοιχείο κατατάσσεται στην κλάση που έχει την μεγαλύτερη πιθανότητα να ανήκει, με βάση το μέσο όρο και την συν διακύμανση των υπογραφών των κλάσεων.

Το λογισμικό ENVI εφαρμόζει τη μέθοδο Maximum Likelihood εφαρμόζοντας την ακόλουθη συνάρτηση διάκρισης για κάθε εικονοστοιχείο.

$$g_i = \ln(p(\omega_i)) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_i| - \frac{1}{2} (x - m_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - m_i) \quad (2.4)$$

Η εξίσωση 2.4 χρησιμοποιεί την μεταβλητή i η οποία αντιπροσωπεύει την κάθε τάξη και αυξάνεται ανά μία μονάδα. Το x είναι ο αριθμός των ζωνών του layer stack, το $p(\omega_i)$ είναι η

Αποτύπωση πρόσφατων ενδοετήσιων χωροχρονικών αλλαγών εδαφοκάλυψης στην Εύβοια με χρήση δορυφορικών δεδομένων Sentinel πιθανότητα μία συγκεκριμένη κλάση να εμφανιστεί στην εικόνα, και αυτό υπολογίζεται για κάθε κλάση. Το $|\Sigma_i|$ είναι ο προσδιοριστής του πίνακα συνδιακύμανσης των δεδομένων της κάθε συγκεκριμένης κλάσης (ω_i) και το m_i είναι το μέσο διάνυσμα της ω_i [29].

2.5.3 Mahalanobis Distance

Η ταξινόμηση MD είναι ένας ταξινομητής απόστασης που χρησιμοποιεί στατιστικά στοιχεία για κάθε κλάση. Είναι παρόμοια με την ταξινόμηση ML, με τη μόνη διαφορά πως ο MD υποθέτει ότι όλες οι συν διακυμάνσεις των κλάσεων είναι ταυτόσημες, με αποτέλεσμα αυτή η μέθοδος να είναι ταχύτερη από την δεύτερη. Η MD λαμβάνει υπόψη μη σφαιρικές κατανομές πιθανοτήτων. Η τιμή αυτή αντιπροσωπεύει την απόσταση που πρέπει να απέχει μια κλάση από το κέντρο ή τη μέση τιμή της κλάσης. Αν δεν οριστεί ένα κατώφλι απόστασης, όλα τα εικονοστοιχεία κατηγοριοποιούνται στην πλησιέστερη κλάση και ορισμένα πίκσελ ενδέχεται να μην ταξινομηθούν εάν δεν εμπίπτουν στην απόσταση κατωφλίου.

Το ENVI παρέχει την εξίσωση και πιο συγκεκριμένα τον κώδικα που εφαρμόζει, στην ιστοσελίδα του, για την ταξινόμηση MD. Ο ταξινομητής απόστασης είναι ευαίσθητος στην κατεύθυνση που χρησιμοποιεί στατιστικά στοιχεία για κάθε κλάση. Όλα τα εικονοστοιχεία ταξινομούνται στα πλησιέστερα δεδομένα εκπαίδευσης με την εξίσωση 2.5.

$$D^2 = (x - m)^T \cdot C^{-1}(x - m) \quad (2.5)$$

Το D^2 αντιπροσωπεύει την τετραγωνική απόσταση Mahalanobis, x είναι οι τιμές των εικονοστοιχείων, το C^{-1} αντιπροσωπεύει τον αντίστροφο πίνακα συνδιακύμανσης των ανεξάρτητων μεταβλητών και τέλος το m είναι το διάνυσμα των μέσων τιμών των ανεξάρτητων μεταβλητών, δηλαδή ο μέρος όρος κάθε ζώνης.

2.5.4 Neural Network

Η χρήση νευρωνικών δικτύων στην ταξινόμηση εικόνων βελτιώνει τον χρόνο εκτέλεσης της διαδικασίας, με την ταχεία αντιστοίχιση που κάνει ο υπολογιστής με τα γενικά πρότυπα [30]. Τα νευρωνικά δίκτυα, σε αντίθεση με τις προαναφερόμενες μεθόδους, δεν συγκρίνουν σημεία που περιλαμβάνουν αλγοριθμική λογική η οποία εφαρμόζεται σε μεμονωμένες τιμές δεδομένων. Χρησιμοποιούν προ υπολογισμένους συντελεστές στάθμισης και τα συγκρίνουν με τα δεδομένα από τα δείγματα εκπαίδευσης. Επιπλέον, έχει αποδειχθεί πως εφαρμόζοντας νευρωνικά δίκτυα στην τηλεπισκόπηση βελτιώνει σημαντικά τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης. Αξίζει να επισημανθεί πως με την προσθήκη δεδομένων υψής η γενική ικανότητα διάκρισης του δικτύου βελτιώνεται έντονα. Ωστόσο, αυτή η μέθοδος μπορεί να μειώσει την ικανότητα της να διακρίνει μεταξύ συγκεκριμένων ειδών βλάστησης.

Υπάρχουν μερικές σταθερές που πρέπει να τεθούν στο λογισμικό ώστε να εκτελεστεί η ταξινόμηση. Η συνεισφορά του κατωφλίου εκπαίδευσης (training threshold contribution) ορίζει το μέγεθος της συνεισφοράς του εσωτερικού βάρους σε σχέση με το επίπεδο ενεργοποίησης του κόμβου. Χρησιμοποιείται για την προσαρμογή των αλλαγών στο εσωτερικό βάρος ενός κόμβου. Λαμβάνει τιμές από μηδέν έως και 1. Εφαρμόστηκε η τιμή 0.167. Επιπλέον, υπάρχει η τιμή του ρυθμού εκπαίδευσης (training rate) με τιμές από 0 έως 1, όπου καθορίζει το μέγεθος της προσαρμογής των βαρών. Ένας υψηλότερος ρυθμός θα επιταχύνει την εκπαίδευση, αλλά θα αυξήσει επίσης τον κίνδυνο διακυμάνσεων ή μη σύγκλισης των αποτελεσμάτων της εκπαίδευσης. Γίνεται επίσης η εισαγωγή μιας ορμής προπόνησης (training momentum), με τιμές μεγαλύτερες του μηδενός ορίζεται ένας υψηλότερος ρυθμός προπόνησης χωρίς διακυμάνσεις. Επίσης, τον αριθμό των αλληλεπιδράσεων εκπαίδευσης (training interactions) ή τα κριτήρια εξόδου από την εκπαίδευση RMS είναι για την εισαγωγή της τιμής σφάλματος RMS στην οποία θα πρέπει να σταματήσει η εκπαίδευση. Οι τελευταίες τρεις τιμές παραμένουν ίσες με τις προεπιλεγμένες τιμές του ENVI όπου είναι, training rate = 0.2, training momentum = 0.9, training interactions = 1000. Τέλος, μένει ο αριθμός των κρυφών στρωμάτων. Βασίζοντας στο γεγονός πως αυτή η έρευνα γίνεται για την ταξινόμηση κάλυψης γης, το οποίο σημαίνει μη γραμμική ταξινόμηση, ο αριθμός των κρυφών στρωμάτων θα είναι μεγαλύτερος του μηδενός. Οι σύνηθες τιμές που θέτονται σε αυτό το πεδίο είναι 1 ή 2, για την επιλογή των πόσων κρυφών στρωμάτων χρειάζονται θα επιλεγθεί αυτό με το καλύτερο αποτέλεσμα στο υποκεφάλαιο 3.1.

2.5.5 Support Vector Machine

Η SVM είναι από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους επιβλεπόμενης ταξινόμησης, η οποία χρειάζεται δείγματα εκπαίδευσης [31][32][33]. Στην αρχική της μορφή [34] η SVM μέθοδος παρουσιάζεται μαζί με ένα σύνολο επισημασμένων δεδομένων. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης έχει σκοπό να βρει ένα υπερεπίπεδο που διαχωρίζει το σύνολο δεδομένων σε ένα διακριτό προκαθορισμένο αριθμό κλάσεων με έναν τρόπο που να είναι συμβατός με τα δείγματα εκπαίδευσης. Η αρχική ιδέα του αλγόριθμου SVM ήταν να λύνει προβλήματα δύο κλάσεων (δυναμικά), όμως τις περισσότερες φορές στην τηλεπισκόπηση προκύπτουν προβλήματα πολλαπλών τάξεων και για αυτό απαιτείται μία κατάλληλη μέθοδος πολλαπλών κλάσεων. Ο Varpiak πρότεινε να γίνει η σύγκριση κάθε κλάσης με τις υπόλοιπες, έτσι παράγονται N τάξεις, όπου N είναι ο αριθμός των κλάσεων. Το υπερεπίπεδο είναι ένα όριο απόφασης που διαφοροποιεί αυτές τις δύο κλάσεις.

Το λογισμικό ENVI έχει τέσσερις μεθόδους kernel, γραμμική (linear – εξ. (2.6)), πολυωνομική (polynomial – εξ. (2.7)), σιγμοειδής (sigmoid – εξ. (2.8)) και συνάρτηση ακτινικής βάσης

Αποτύπωση πρόσφατων ενδοετήσιων χωροχρονικών αλλαγών εδαφοκάλυψης στην Εύβοια με χρήση δορυφορικών δεδομένων Sentinel (RBF – εξ. (2.9)). Κάθε μία μέθοδος έχει διαφορετική συνάρτηση για να υπολογιστή, όπως φαίνεται παρακάτω [35].

$$\text{Γραμμική:} \quad K(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j \quad (2.6)$$

$$\text{Πολυωνομική:} \quad K(x_i, x_j) = (g \cdot x_i^T \cdot x_j + r)^d, g > 0 \quad (2.7)$$

$$\text{Σιγμοειδές:} \quad K(x_i, x_j) = e^{-g\|x_i-x_j\|^2}, g > 0 \quad (2.8)$$

$$\text{RBF:} \quad K(x_i, x_j) = \tanh(g \cdot x_i^T \cdot x_j + r) \quad (2.9)$$

Οι τιμές x_i και x_j είναι το σύνολο εκπαίδευσης της κάθε μεθόδου, συγκεκριμένα $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ ονομάζεται kernel function. Επιπλέον, τα g , d και r είναι παράμετροι του kernel, το g είναι η παράμετρο γάμμα (gamma parameter), το d είναι ο βαθμός (degree) του kernel και το r αντιστοιχεί στο kernel bias.

Όπως και στο NN υπάρχουν κάποια πεδία που πρέπει να συμπληρώσει ο χρήστης. Το πρώτο είναι ο τύπος kernel που χρησιμοποιείται για να μετασχηματίσει τα χαρακτηριστικά των δεδομένων σε έναν χώρο υψηλότερων διαστάσεων. Για τους λόγους που αναφέρθηκαν στην ταξινόμηση NN δεν λαμβάνεται υπόψη το γραμμική kernel. Το πολυωνομικό kernel χρησιμοποιείται όταν τα δεδομένα έχουν μη γραμμικά μοτίβα ή αλληλεπιδράσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών τους. Το σιγμοειδές είναι για δυαδικά δεδομένα ή δεδομένα που μοιάζουν με λογιστική συνάρτηση. Και το RBF kernel είναι γενικής χρήσης.

Σχετικά με τιμές που ορίζονται από τον χρήστη, παρέμειναν οι προεπιλεγμένες για την παράμετρο γάμμα ίση με 0.167, η παράμετρος ποινής (penalty parameter) ίση με 100 και στρώσεις πυραμίδας (pyramid layers) ίση με 0. Στην περίπτωση που υπολογίζεται η ταξινόμηση SVM με πολυωνομικό kernel ορίζεται από βαθμό 1 έως και 6, για τα οποία επίσης παρουσιάζονται οι τα αποτελέσματα στο επόμενο κεφάλαιο ώστε, να επιλεγθεί το καλύτερο kernel για τον ταξινομητή SVM.

2.5.6 IsoData

Επιπλέον, η μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση αποτελείται από δύο αλγόριθμους, την IsoData και την K-means [36][35]. Ο τρόπος που λειτουργεί η πρώτη μέθοδος είναι πως υπολογίζει τα μέσα των κλάσεων που είναι ομοιόμορφα κατανομημένα στο χώρο των δεδομένων και ομαδοποιεί επαναληπτικά τα υπόλοιπα εικονοστοιχεία χρησιμοποιώντας μία τεχνική ελάχιστης απόστασης. Σε κάθε επανάληψη που πραγματοποιεί η IsoData, ο μέσος όρος υπολογίζεται εκ νέου και τα εικονοστοιχεία ταξινομούνται από την αρχή με βάση τον νέο μέσο όρο.

2.5.7 K-means

Η K-means ταξινόμηση ξεκινά υπολογίζοντας τα αρχικά μέσα των κλάσεων που είναι ομοιόμορφα διασκορπισμένα στο χώρο των δεδομένων και στη συνέχεια ομαδοποιεί επαναληπτικά τα πίκσελ στην πλησιέστερη τάξη χρησιμοποιώντας επίσης έναν αλγόριθμο ελάχιστης απόστασης. Σε κάθε επανάληψη υπολογίζονται από την αρχή τα εικονοστοιχεία με βάση τους νέους μέσους όρους και αν δεν οριστεί μια τυπική απόκλιση ή ένα όριο απόστασης, όλα τα εικονοστοιχεία ταξινομούνται στην πλησιέστερη κλάση, με ορισμένα από αυτά να μην ταξινομηθούν αν δεν πληρούν τα επιλεγμένα κριτήρια. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι ο αριθμός των πίκσελ σε κάθε κλάση να αλλάξει κατά λιγότερο από το κατώφλι που έχει ορίσει ο χρήστης για την αλλαγή των εικονοστοιχείων ή έως ότου να επιτευχθεί ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων.

Παρόλο που η μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση σχεδιάστηκε για να γίνουν πιο εύκολα οι υπολογισμοί ταξινομήσεων με ευελιξία, χωρίς να επεμβαίνει ο χρήστης, και ταχύτερη από την επιβλεπόμενη, σε πολλαπλές έρευνες έχει προτιμηθεί η δεύτερη ταξινόμηση. Με αυτό τον τρόπο επιτρέπεται η λεπτομερή ρύθμιση των κλάσεων με βάση τα επιλεγμένα δείγματα εκπαίδευσης. Είναι πιο αξιόπιστη μέθοδος και αποτελεσματική για τον εντοπισμό συγκεκριμένων κλάσεων καθώς ο χρήστης μπορεί να κρίνει καλύτερα πολλές φορές από ότι το μηχάνημα [37]. Για αυτό το λόγο αξιοποιούνται σε αυτή τη μελέτη οι προαναφερόμενες μέθοδοι επιβλεπόμενης ταξινόμησης στο σύνολο εικόνων κάθε ημερομηνίας και στο τέλος θα γίνει σύγκριση των αποτελεσμάτων από κάθε ταξινόμηση.

2.5.8 Μετρικές ακρίβειας

Ο τρόπος για την αξιολόγηση της ποιότητας των αποτελεσμάτων ταξινόμησης θα έχει να κάνει με τη συνολική ακρίβεια (OA) και τον συντελεστή kappa (kappa coefficient) [38].

Η συνολική ακρίβεια (OA) χρησιμοποιείται ως μέτρο ακρίβειας το οποίο δείχνει κατά πόσο σωστά έχουν ταξινομηθεί οι τοποθεσίες με βάση τα δείγματα αναφοράς που έχουν ληφθεί. Παρουσιάζεται ως ποσοστιαίος αριθμός, με 100% να υποδεικνύει την άριστη ταξινόμηση. Υπολογίζεται προσθέτοντας τον αριθμό των σωστά ταξινομημένων θέσεων και διαιρώντας με τον συνολικό αριθμό των δειγμάτων.

Ο συντελεστής kappa χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της ορθότητας μίας ταξινόμησης. Αξιολογεί πόσο καλά απέδωσε η ταξινόμηση σε σύγκριση με απλή τυχαία ανάθεση τιμών, δηλαδή κατά πόσο η ταξινόμηση υπερέβη την τυχαία. Ο συντελεστής kappa έχει εύρος τιμών από -1 έως και 1. Η τιμή -1 αντιπροσωπεύει πως η ταξινόμηση είναι κατώτερη από την τυχαία, ενώ η τιμή 1 υποδηλώνει πως η ταξινόμηση είναι πολύ καλύτερη από την τυχαία.

Όσο για τιμές κοντά στο 0 φαίνεται πως το αποτέλεσμα της ταξινόμησης δεν διαφέρει από αυτό της τυχαίας.

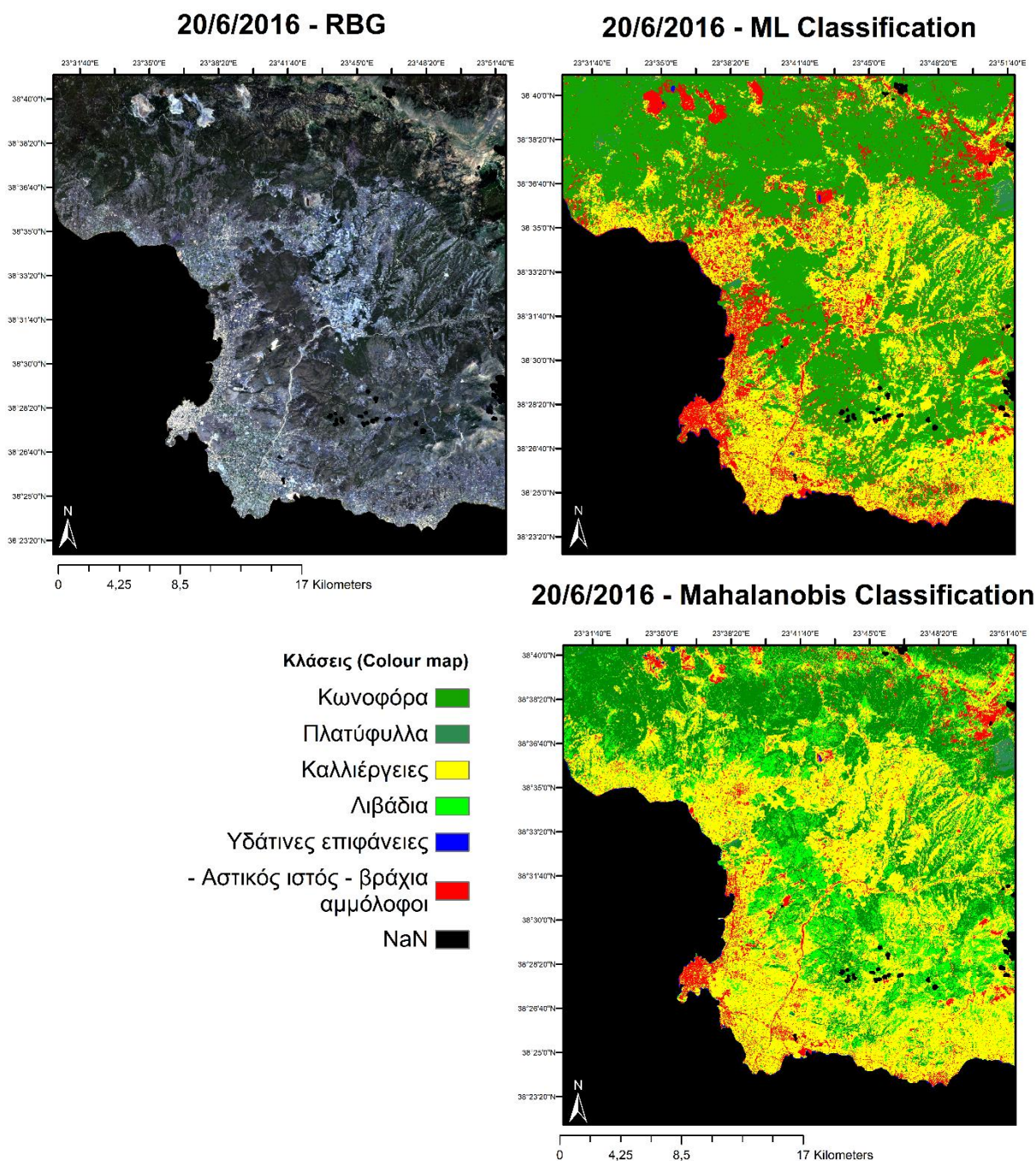
Υψηλές τιμές για την OA θεωρούνται από 79% και άνω, ενώ για τον συντελεστή kappa οι τιμές που αντιπροσωπεύουν υψηλόβαθμη συμφωνία είναι μεγαλύτερες του 0,8 [39].

3 Αποτελέσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από τις μεθόδους επιβλεπόμενης ταξινόμησης, οι οποίες αναφέρθηκαν στο υποκεφάλαιο 2.5.1, στις 8 ημερομηνίες που έχουν συλλεχθεί. Όλοι οι αλγόριθμοί εκτελούνται στο λογισμικό ENVI (version 5.6), αρχικά εισάγονται οι στοίβες επιπέδων (layer stacks) όλων των ημερομηνιών μελέτης, στη συνέχεια στην κατηγορία επιβλεπόμενης ταξινόμησης επιλέγεται η επιθυμητή μέθοδος και για κάθε στοίβα εφαρμόζεται το αρχείο ROI που δημιουργήθηκε στο υποκεφάλαιο 2.4.3 ως δείγμα εκπαίδευσης.

Είναι σημαντικό να σημειωθεί πως εφόσον έχει γίνει περικοπή της θάλασσας και των γύρω περιοχών στις δέκα εικόνες κάθε χρονολογίας (Band 2, 3, 4, 8, NDVI, BI, Mean, Homogeneity, Entropy, ASM), λαμβάνονται υπόψη οι μηδενικές τιμές που έχουν τεθεί σε αυτές τις περιοχές. Έτσι υπάρχει μία επιπλέον, έβδομη, κλάση στο αρχείο ROI.

Στην Εικόνα 10 παρουσιάζεται μία σύγκριση της RGB εικόνας με τα αποτελέσματα της ταξινόμησης ML και της ταξινόμησης Mahalanobis, στις 20/6/2016, με τις 7 κλάσεις που προαναφέρθηκαν. Σε αυτή την εικόνα είναι φανερό πως έχουν πραγματοποιηθεί δύο λεπτομερείς και ικανοποιητικές ταξινομήσεις, όπου με κόκκινο χρώμα καλύπτεται η Χαλκίδα και οι δρόμοι γύρω, καθώς και την περιοχή εξόρυξης ορυκτών στις 23°35'0"E. Επιπλέον φαίνεται η λεπτομέρεια της ανίχνευσης των καλλιεργειών ανάμεσα στα δάση. Η διαφορά της ML με την MD όμως είναι φανερή, όπως στην περιοχή εξόρυξης και ένα μεγάλο μέρος της βλάστησης με μεταξύ των καλλιεργειών με τα δάση. Έτσι, γίνεται κατανοητό πως όσο αξιόπιστα και λεπτομερή φαίνονται τα αποτελέσματα, διαφέρουν μεταξύ τους και είναι απαραίτητες οι μετρικές ακρίβειας, ώστε να κριθεί η καλύτερη μέθοδος.



Εικόνα 10: Παράδειγμα σύγκρισης αρχικής εικόνας (RGB) με το αποτέλεσμα της ταξινόμησης ML και Mahalanobis

3.1 Σύγκριση μετρικών ακρίβειας

Ο υπολογισμός των μετρικών σύγκρισης OA και kappa coefficient γίνεται αυτόματα από το λογισμικό ENVI με την εξαγωγή των αποτελεσμάτων ταξινόμησης. Στον Πίνακα 6 είναι οι μετρικές OA και kappa για όλες τις μεθόδους ταξινόμησης και κάθε layer stack.

Όπως αναφέρθηκε στο υποκεφάλαιο 2.5.4 και 2.5.5 για τις μεθόδους NN και SVM θα υπολογιστούν με πολλαπλά διαφορετικά κριτήρια. Στον Πίνακα 5 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για αυτές τις μεθόδους ώστε να επιλεγθεί με ποια κριτήρια θα εκτελεστεί η κάθε μέθοδος για όλες τις ημερομηνίες μελέτης.

Πίνακα 5: Αποτελέσματα αλγορίθμων Neural Network και SVM με διαφορετικά κριτήρια

Μέθοδος	Μετρικές		OA (%)	kappa coefficient
	Ταξινομητής	Κριτήρια		
NN		1 Hidden layer	91.8482	0.8931
		2 Hidden layers	91.8297	0.8928
SVM		Polynomial 1st degree	93.0304	0.9085
		Polynomial 2nd degree	93.1972	0.9107
		Polynomial 3rd degree	93.3335	0.9125
		Polynomial 4th degree	93.4037	0.9134
		Polynomial 5th degree	93.4632	0.9142
		Polynomial 6th degree	93.5056	0.9147
		Sigmoid	88.0795	0.8431
		RBF	93.2435	0.9113

Από τα αποτελέσματα στον Πίνακα 5 φαίνεται πως τα καλύτερα αποτελέσματα για την μέθοδο NN είναι με ένα κρυφό στρώμα και για την SVM με πολυωνομικό kernel 6^{ου} βαθμού.

3.2 Αποτελέσματα ταξινόμησης

Έχουν επιλεγθεί τέσσερις μέθοδοι ταξινόμησης, οι οποίοι είναι αναμενόμενο να δώσουν διαφορετικά αποτελέσματα, κάποιες με καλύτερα ποσοστά από άλλες. Για αυτό τον λόγο δεν αναλύονται τα αποτελέσματα όλων, αλλά θα παρουσιαστούν συνοπτικά αυτών με τις χαμηλότερες μετρικές ακρίβειας και με λεπτομέρεια οι αλγόριθμοι με μεγαλύτερες μετρικές.

Συγκρίνοντας τους μέσους όρους των αποτελεσμάτων, δηλαδή συνολικά των οκτώ ημερομηνιών, ανά μέθοδο ταξινόμησης προκύπτει πως οι ταξινομητές MD και ML έχουν τα χαμηλότερα ποσοστά, με OA 81,4% και 86,17% αντίστοιχα και με kappa 0,766 και 0,823. Τα δεύτερα μεγαλύτερα ποσοστά έχει ο αλγόριθμος NN ενός κρυφού στρώματος με OA 89,64% και kappa 0,865, και τα καλύτερα αποτελέσματα τα δίνει η SVM έκτου βαθμού με 91,14% OA και 0,884 kappa coefficient.

Παρόλο που οι μέθοδοι ταξινόμησης MD και ML κατατάσσονται ως οι αλγόριθμοι με τα λιγότερα ικανοποιητικά αποτελέσματα, δεν σημαίνει πως τα ποσοστά τους δεν είναι καλά. Σύμφωνα με όσα αναφέρθηκαν στο υποκεφάλαιο 2.5.8 θεωρούνται καλά αποτελέσματα ταξινόμησης αυτά με OA μεγαλύτερου του 79% και συντελεστή kappa μεγαλύτερο του 0,8.

Συνεπώς, η MD ταξινόμηση έχει καλά αποτελέσματα, αλλά όχι αρκετά ικανοποιητικά καθώς ο συντελεστής kappa του είναι χαμηλότερος από το γνωστό κατώφλι. Η ταξινόμηση ML, σε αντίθεση με την MD, είναι πολύ πιο αξιόπιστη έχοντας τιμές μεγαλύτερες από τα κατώφλια του kappa και OA. Ένας πιθανός λόγος που η ML έχει μεγαλύτερα ποσοστά είναι λόγω της ευαισθησίας του αλγόριθμου στην κατεύθυνση συνδυαστικά με τον παράγοντα της ελάχιστης απόστασης [40].

Συγκριτικά με τις δύο τελευταίες μεθόδους, είναι αναμενόμενο να είναι πιο αξιόπιστες και πιο λεπτομερή καθώς η NN και SVM είναι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης. Στην τηλεπισκόπηση προτιμώνται συχνά αυτοί οι αλγόριθμοι έναντι των παραδοσιακών μεθόδων ταξινόμησης, όπως MD και ML, επειδή αυτοί οι αλγόριθμοι μπορούν να χειριστούν μη γραμμικές σχέσεις στα δεδομένα. Επίσης, έχουν την ικανότητα να χειριστούν δεδομένα υψηλών διαστάσεων και είναι συχνά πιο ακριβείς τα αποτελέσματά τους. Για αυτό τον λόγο οι μετρικές ακρίβειας της NN ξεπερνάνε της ML κατά 4% περίπου.

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 6 η μέθοδος NN έχει πολύ καλά αποτελέσματα, ενώ η SVM έχει αδιαμφισβήτητα καλύτερα. Βλέποντας όμως τις εικόνες πιο κοντά, όπως φαίνεται στην Εικόνα 11, η SVM δεν έχει ταξινομήσει όλα τα μέρη σωστά και συγκριτικά με την NN που έχει κάποιες τοποθεσίες σωστά ταξινομημένες. Είναι προφανές στην παρακάτω εικόνα πως η περιοχή που έχει σημειωθεί με βέλη από την RGB εικόνα προς τις δύο ταξινομημένες, δεν είναι υδάτινη περιοχή (με μπλε χρώμα) όπως την έχει χαρακτηρίσει ο αλγόριθμος SVM, όπως και πολλές άλλες περιοχές προς τα νότια. Παρότι η NN έχει χαμηλότερες μετρικές ακρίβειας δεν έχει συγχύσει αυτές τις καλλιεργήσιμες εκτάσεις με υδάτινες επιφάνειες.

Πιθανός λόγος αυτού του λάθους αποτελέσματος, και άλλων παρόμοιων στην SVM, είναι πως επηρεάζεται πολύ περισσότερο από τον δείκτη BI. Όπως έχει εξηγηθεί στο κεφάλαιο 2.3.5, αυτός ο δείκτης χρησιμοποιείται για να βοηθηθούν οι ταξινομητές ως προς τον διαχωρισμό του γυμνού εδάφους με τις καλλιεργήσιμες περιοχές. Καθώς οι ημερομηνίες που μελετώνται είναι καλοκαιρινές ημέρες, το οποίο σημαίνει πως τα καλλιεργήσιμα εδάφη ποτίζονται καθ' όλη τη διάρκεια αυτών των ανοιξιάτικων και καλοκαιρινών μηνών.

Πίνακα 6: Αποτελέσματα ΟΑ και συντελεστή kappa για όλες τις ημερομηνίες

Ημερομηνία	Μετρικές	ΟΑ (%)	kappa co-efficient
	Μέθοδος		
20/6/2016	MD	83.48%	0.79
	ML	90.43%	0.88
	NN (1 hidden layer)	91.85%	0.89
	SVM (6th degree)	93.51%	0.91
30/6/2017	MD	83.66%	0.79
	ML	87.98%	0.84
	NN (1 hidden layer)	91.02%	0.88
	SVM (6th degree)	92.56%	0.90
26/4/2018	MD	79.04%	0.74
	ML	82.68%	0.78
	NN (1 hidden layer)	89.73%	0.87
	SVM (6th degree)	89.82%	0.87
10/7/2019	MD	78.09%	0.73
	ML	84.87%	0.81
	NN (1 hidden layer)	88.03%	0.84
	SVM (6th degree)	89.33%	0.86
29/7/2020	MD	80.40%	0.75
	ML	85.66%	0.82
	NN (1 hidden layer)	89.31%	0.86
	SVM (6th degree)	90.47%	0.88
29/6/2021	MD	81.64%	0.77
	ML	85.81%	0.82
	NN (1 hidden layer)	89.74%	0.87
	SVM (6th degree)	90.59%	0.88
24/7/2022	MD	81.34%	0.77
	ML	82.20%	0.77
	NN (1 hidden layer)	87.86%	0.84
	SVM (6th degree)	89.47%	0.86
29/7/2023	MD	83.55%	0.79
	ML	89.77%	0.87
	NN (1 hidden layer)	89.57%	0.86
	SVM (6th degree)	93.08%	0.91

Επιπλέον, υπολογίστηκαν στατιστικά σχετικά με τις κλάσεις για την κάθε μέθοδο ώστε να γίνει καλύτερη αποτίμηση των μεθόδων ταξινόμησης, σύμφωνα με τα δείγματα εκπαίδευσης. Στον Πίνακα 7 παρουσιάζονται τα στατιστικά των 6 τάξεων, ποσοστό επιφάνειας του νησιού καλύπτουν (επί τοις εκατό) και πόσα τετραγωνικά χιλιόμετρα, για τις 4 μεθόδους

ταξινόμησης. Παρατηρείται πως κατά μέσο όρο οι ταξινομήσεις έχουν παρόμοια ποσοστά για όλες τις τάξεις, όμως στην MD υπάρχει μικρότερη διαχωριστικότητα μεταξύ της τάξης ‘Λιβάδια’ με την ‘Κωνοφόρα’. Επίσης, υπάρχει μικρή σύγχυση μεταξύ της ‘Καλλιέργειες’ με την ‘Αστικός ιστός - βράχια – αμμόλοφοι’ από τους υπολογισμούς της ταξινόμησης ML. Αυτές οι παρατηρήσεις περί συγχύσεων γίνονται μόνο βάση του Πίνακα 7 και μπορούν να επαληθευτούν με υπολογισμούς που κάνει το ENVI για κάθε ταξινόμηση, ο πίνακας σύγχυσης τάξεων για τις 20/6/2016 παρουσιάζεται στους πίνακες 8-11. Σε αυτούς τους πίνακες είναι το ποσοστό των συνολικών πίξελ που ταξινομήθηκαν σε κάθε τάξη, σε σχέση με τις προβλέψεις του αλγόριθμου για το που ανήκαν τα εικονοστοιχεία.

Πίνακα 7: Στατιστικά κλάσεων για την ημερομηνία 20/6/2016

Κλάση	Στατιστικά		Κάλυψη κλάσης (%)	Έκταση (km ²)
	Μέθοδος			
Κωνοφόρα	MD		7.31%	1343.98
	ML		10.86%	1998.00
	NN (1 hidden layer)		10.76%	1979.96
	SVM (6th degree)		11.79%	2169.37
Πλατύφυλλα	MD		1.26%	231.10
	ML		1.51%	277.56
	NN (1 hidden layer)		1.18%	217.22
	SVM (6th degree)		0.94%	173.61
Καλλιέργειες	MD		6.82%	1254.11
	ML		4.58%	842.70
	NN (1 hidden layer)		6.77%	1245.47
	SVM (6th degree)		6.12%	1125.33
Λιβάδια	MD		3.29%	604.64
	ML		0.59%	108.84
	NN (1 hidden layer)		0%	0.03
	SVM (6th degree)		0.09%	17.08
Υδάτινες επιφάνειες	MD		0.15%	27.67
	ML		0.14%	26.01
	NN (1 hidden layer)		0.18%	32.46
	SVM (6th degree)		0.18%	32.40
Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	MD		0.98%	180.69
	ML		2.12%	389.09
	NN (1 hidden layer)		0.91%	166.99
	SVM (6th degree)		0.68%	124.41

Πίνακα 8: Mahalanobis Distance - Πίνακας σύγχυσης τάξεων για τις 20/6/2016

Classes	Κωνοφόρα	Πλατύφυλλα	Καλλιέργειες	Λιβάδια	Υδάτινες επιφάνειες	Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι
Κωνοφόρα	75.05%	10.26%	2.02%	25.26%	0.78%	0.52%
Πλατύφυλλα	4.60%	85.88%	4.68%	5.05%	0%	0.73%
Καλλιέργειες	3.53%	1.79%	81.96%	24.74%	0.20%	24.94%
Λιβάδια	16.46%	2.07%	7.96%	21.95%	0.62%	1.11%
Υδάτινες επιφάνειες	0%	0%	0%	0%	98.40%	0%
Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	0.36%	0%	3.19%	0.87%	0%	72.71%
Σύνολο	25887	9399	17404	447	2562	3862

Πίνακα 9: Maximum Likelihood - Πίνακας σύγχυσης τάξεων για τις 20/6/2016

Classes	Κωνοφόρα	Πλατύφυλλα	Καλλιέργειες	Λιβάδια	Υδάτινες επιφάνειες	Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι
Κωνοφόρα	92.58%	5.11%	4.89%	37.46%	0%	0.96%
Πλατύφυλλα	4.76%	92.86%	5.52%	0.35%	0%	0.54%
Καλλιέργειες	1.29%	1.95%	79.95%	9.76%	0%	16.36%
Λιβάδια	0.49%	0.09%	1.53%	29.27%	0%	0.70%
Υδάτινες επιφάνειες	0%	0%	0%	0%	99.49%	0%
Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	0.88%	0%	7.92%	1.05%	0.51%	81.43%
Σύνολο	25887	9399	17404	447	2562	3862

Πίνακα 10: Neural network - Πίνακας σύγχυσης τάξεων για τις 20/6/2016

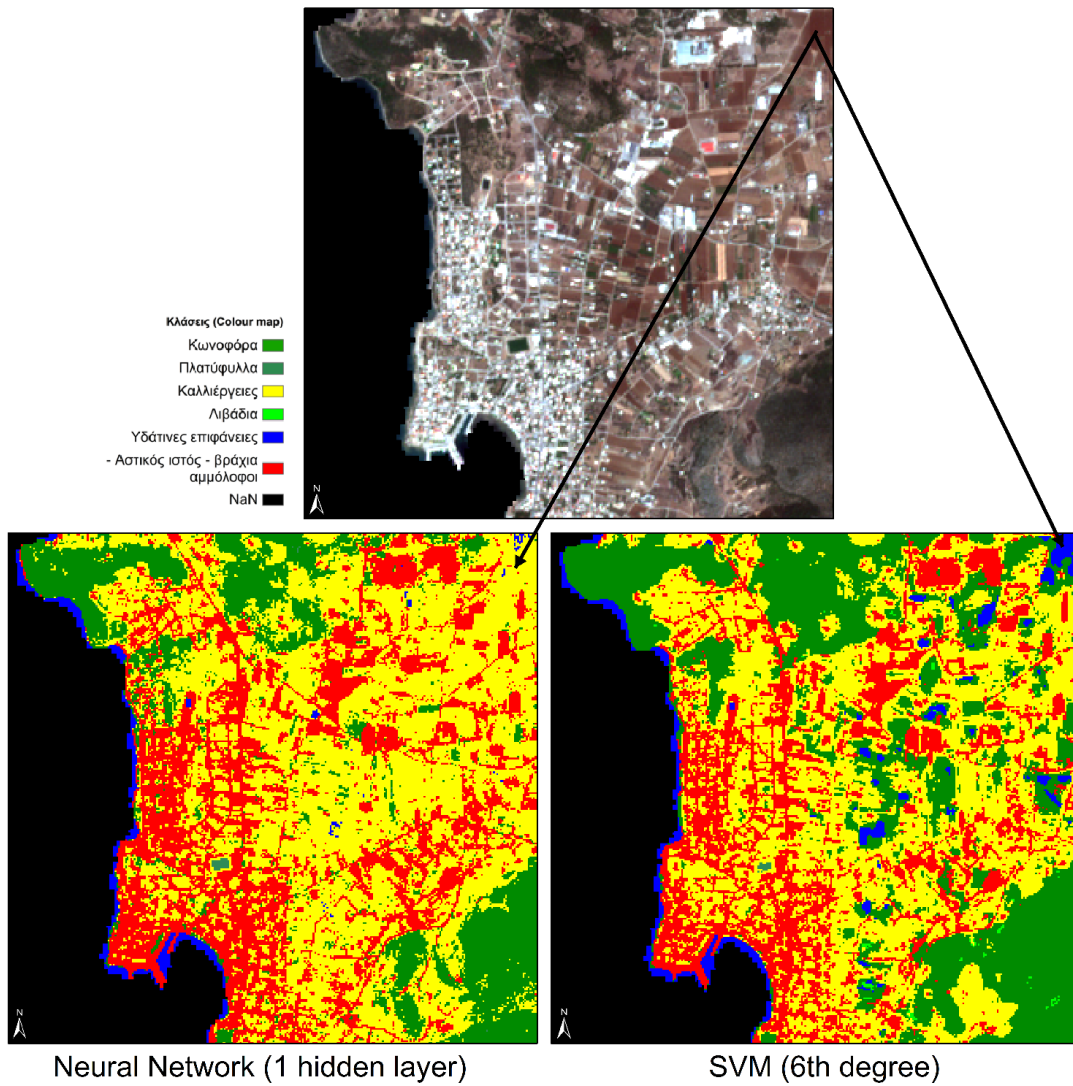
Classes	Κωνοφόρα	Πλατύφυλλα	Καλλιέργειες	Λιβάδια	Υδάτινες επιφάνειες	Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι
Κωνοφόρα	94.03%	11.30%	4.46%	38.50%	0%	1.35%
Πλατύφυλλα	2.62%	85.07%	3.18%	3.83%	0%	0.26%
Καλλιέργειες	3.20%	3.63%	89.59%	33.62%	0%	19.55%
Λιβάδια	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Υδάτινες επιφάνειες	0%	0%	0%	0%	99.88%	0%
Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	0.15%	0%	2.57%	1.92%	0.12%	78.85%
Σύνολο	25887	9399	17404	447	2562	3862

Πίνακα 11: Support Vector Machine - Πίνακας σύγκρισης τάξεων για τις 20/6/2016

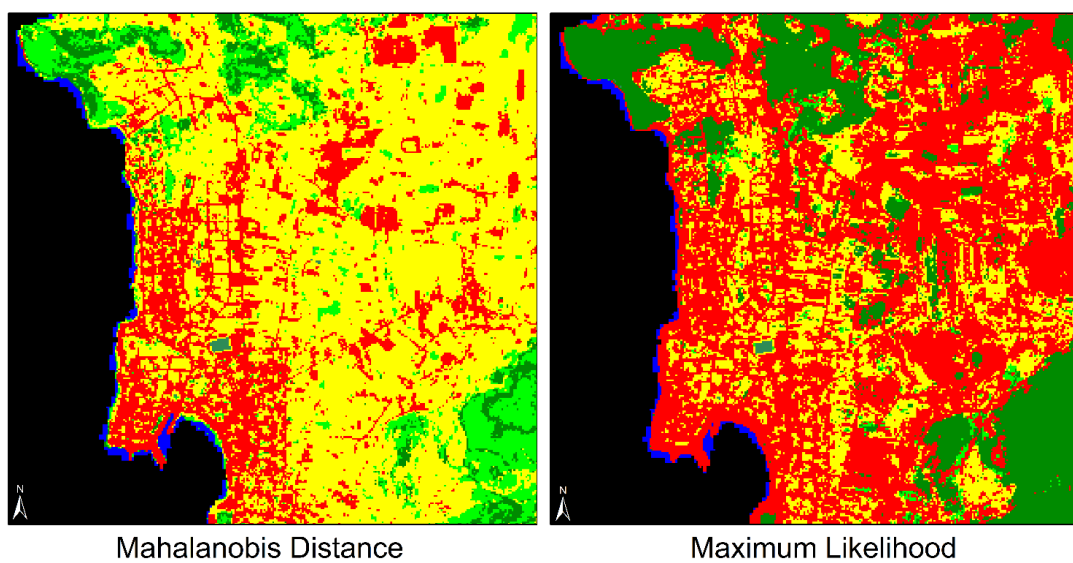
Classes	Κωνοφόρα	Πλατύφυλλα	Καλλιέργειες	Λιβάδια	Υδάτινες επιφάνειες	Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι
Κωνοφόρα	96.45%	8.34%	1.74%	38.85%	0%	1.48%
Πλατύφυλλα	1.62%	87.47%	3.11%	0%	0%	0.36%
Καλλιέργειες	1.80%	4.19%	93.62%	38.33%	0%	27.19%
Λιβάδια	0.07%	0%	0.01%	0%	0%	0%
Υδάτινες επιφάνειες	0%	0%	0%	0%	100%	0%
Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	0.06%	0%	1.32%	0.70%	0%	70.97%
Σύνολο	25887	9399	17404	447	2562	3862

Από τους πίνακες σύγκρισης τάξεων επιβεβαιώνεται το μπέρδεμα στην ταξινόμηση MD μεταξύ κωνοφόρων δασών και των λιβαδιών, με 75.05% των εικονοστοιχείων του δάσους και το μεγάλο ποσοστό 16.46% των πίξελ για την τάξη 'Λιβάδια'. Επίσης, επιβεβαιώνεται σύγκριση των καλλιεργημένων εκτάσεων με τον αστικό ιστό, όχι μόνο στην ML, αλλά ακόμα πιο έντονα στις υπόλοιπες μεθόδους ταξινόμησης.

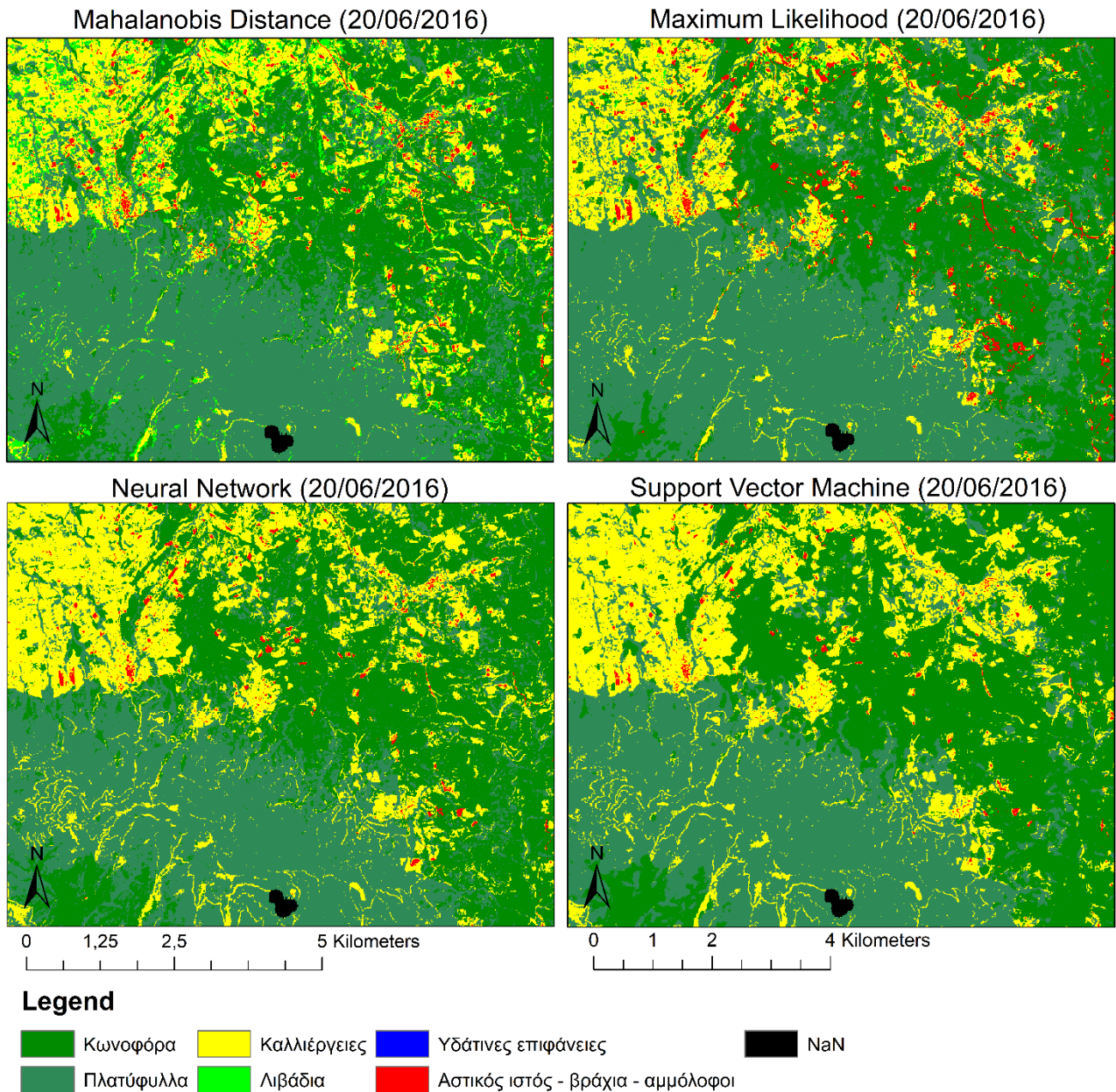
Για να γίνουν πιο φανερές οι διαφορές των μεθόδων μεταξύ τους, στην Εικόνα 12 παρουσιάζονται οι ταξινομήσεις MD και ML στο ίδιο σημείο και ημερομηνία με την Εικόνα 11. Η αριστερή εικόνα (maximum likelihood) έχει ταξινομήσει σχεδόν όλη την έκταση, που φαίνεται στην RGB ως καλλιέργειες, με κόκκινο χρώμα δηλαδή αστικό ιστό. Αντίθετα, η ταξινόμηση MD, η οποία είχε χαμηλά έως και ανακριβή αποτελέσματα σύμφωνα με το κατώφλι του kappa, έχει ταξινομήσει σωστά αυτή την περιοχή με κίτρινο χρώμα. Επιπλέον, παρατηρείται πως έχει ταξινομήσει με πολύ περισσότερη λεπτομέρεια από κάθε άλλο ταξινομητή τα εδάφη στα νοτιοανατολικά και βορειοδυτικά. Όπως και στην Εικόνα 13, μία τοποθεσία καλυμμένη μόνο με βλάστηση, δάση και καλλιέργειες, δείχνει πως οι υπόλοιπες τρεις μέθοδοι έχουν χαρακτηρίσει αυτές τις περιοχές ως κωνοφόρα, ενώ η MD δείχνει μία μίξη λιβαδιών με κωνοφόρα. Παρόλη αυτή τη λεπτομερή ταξινόμηση της MD, δεν γίνεται να επικυρωθεί το είδος βλάστησης, θέτοντας τα αποτελέσματα της αβέβαια. Πιθανότατα λιγότερα επηρεασμένη από τον δείκτη BI, και περισσότερο από τον NDVI. Από την άλλη, η ML δεν παρουσιάζει ιδιαίτερη επιρροή από κανέναν από τους δύο δείκτες. Ταξινομεί τις καλλιέργειες ως αστική περιοχή – δρόμοι βασιζόμενη στην αντανάκλαση των ζωνών των δορυφόρων και στα αποτελέσματα των υφών.



Εικόνα 11: Σύγκριση καλλιεργειών με υδάτινες επιφάνειες – σύγκριση NN με SVM στις 20/6/2016



Εικόνα 12: Σύγκριση MD με ML στις 20/6/2016

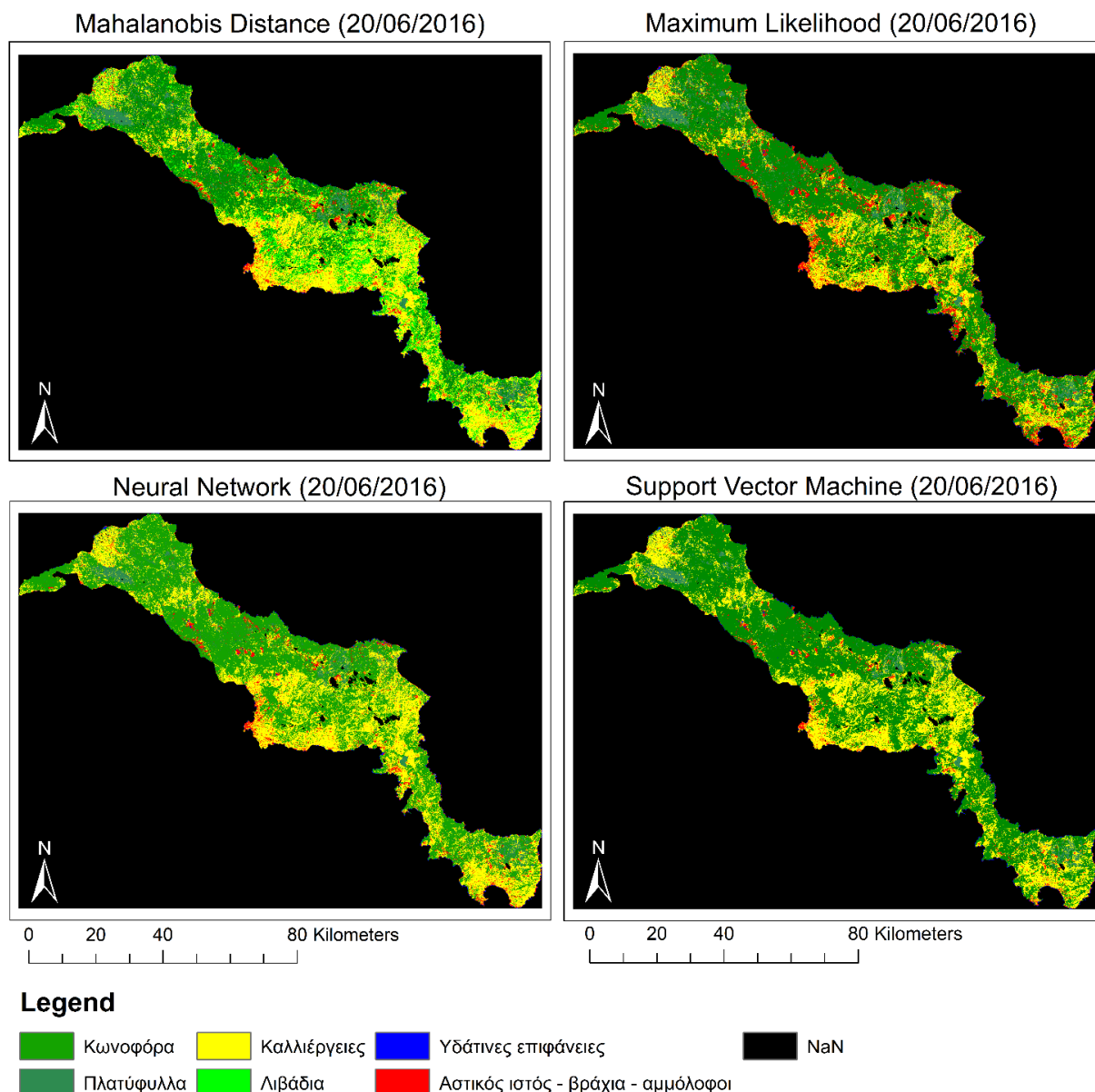


Εικόνα 13: Ταξινομήσεις MD, ML, NN και SVM σε περιοχή με είδη βλάστησης για τις 20/06/2016

Τα αποτελέσματα αυτά μπορούν αν παρουσιαστούν πιο λεπτομερώς, με γραφήματα. Με τα διαγράμματα που ακολουθούν παρουσιάζεται η έκταση γης που καλύπτει κάθε κλάση επί τοις εκατό, ενώ παράλληλα συγκρίνεται η έκταση της κάθε μίας ανά έτος. Παρακάτω φαίνονται οι κλάσεις για κάθε ημερομηνία μελέτης με την ταξινόμηση MD, ML, NN και SVM στο Σχήμα 4, 5, 6 και 7 αντιστοίχως. Επιπρόσθετα, τα αποτελέσματα τους στην Εικόνα 14 για την ημερομηνία 20/6/2016.

Στον κάθετο άξονα των διαγραμμάτων είναι η κλίμακα επί τοις εκατό (%) που αντιπροσωπεύει πόση έκταση πιάνει μία κλάση σε σχέση με ολόκληρη την εικόνα. Αυτό υπολογίζεται από τον συνολικό αριθμό των πίξελ στην τάξη. Στον οριζόντιο άξονα είναι οι κλάσεις από

Αποτύπωση πρόσφατων ενδοετήσιων χωροχρονικών αλλαγών εδαφοκάλυψης στην Εύβοια με χρήση δορυφορικών δεδομένων Sentinel τον Πίνακα 3 και κάτω από αυτές είναι με τα αντίστοιχα χρώματά τους οι ημερομηνίες μελέτης.



Εικόνα 14: Ταξινομήσεις MD, ML, NN και SVM ολόκληρης της περιοχής μελέτης για τις 20/06/2016

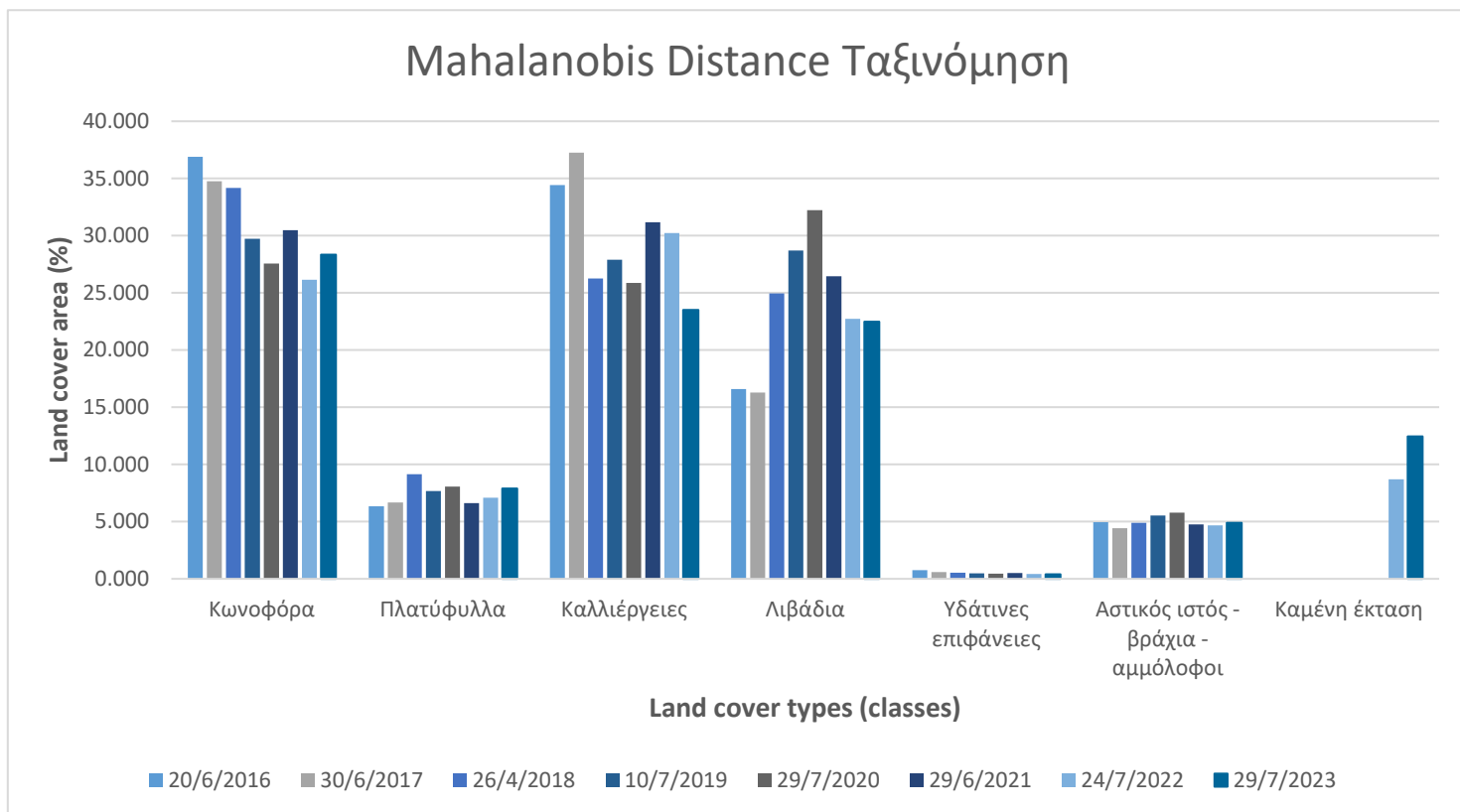
Για την μέθοδο MD, στη Σχήμα 4, φαίνεται πως τα στατιστικά της διαφέρουν έντονα ανά έτος. Δεν παρουσιάζεται τόσο έντονη αυξομείωση στα υπόλοιπα σχήματα της κλίμακας 5% και άνω διαφορά μεταξύ ετών. Φαίνεται πιο πολύ αυτή η διαφορά στην κλάση 'Καλλιέργειες' για το 2017 στο 2018 με ποσοστά 25% στα 37%, αντίστοιχα. Αυτές οι δραματικές αυξομειώσεις παρουσιάζονται περισσότερο στα είδη βλάστησης κωνοφόρων δέντρων, καλλιεργειών

Αποτύπωση πρόσφατων ενδοετήσιων χωροχρονικών αλλαγών εδαφοκάλυψης στην Εύβοια με χρήση δορυφορικών δεδομένων Sentinel και λιβαδιών, θέτοντας αμφίβολες τις εκτιμήσεις της μεθόδου MD για αυτές τις τάξεις. Διακρίνει όμως τις υπόλοιπες τάξεις, συγκρίνοντας τα αποτελέσματα τις με τις άλλες μεθόδους στον πίνακα 7 και στα παρακάτω διαγράμματα.

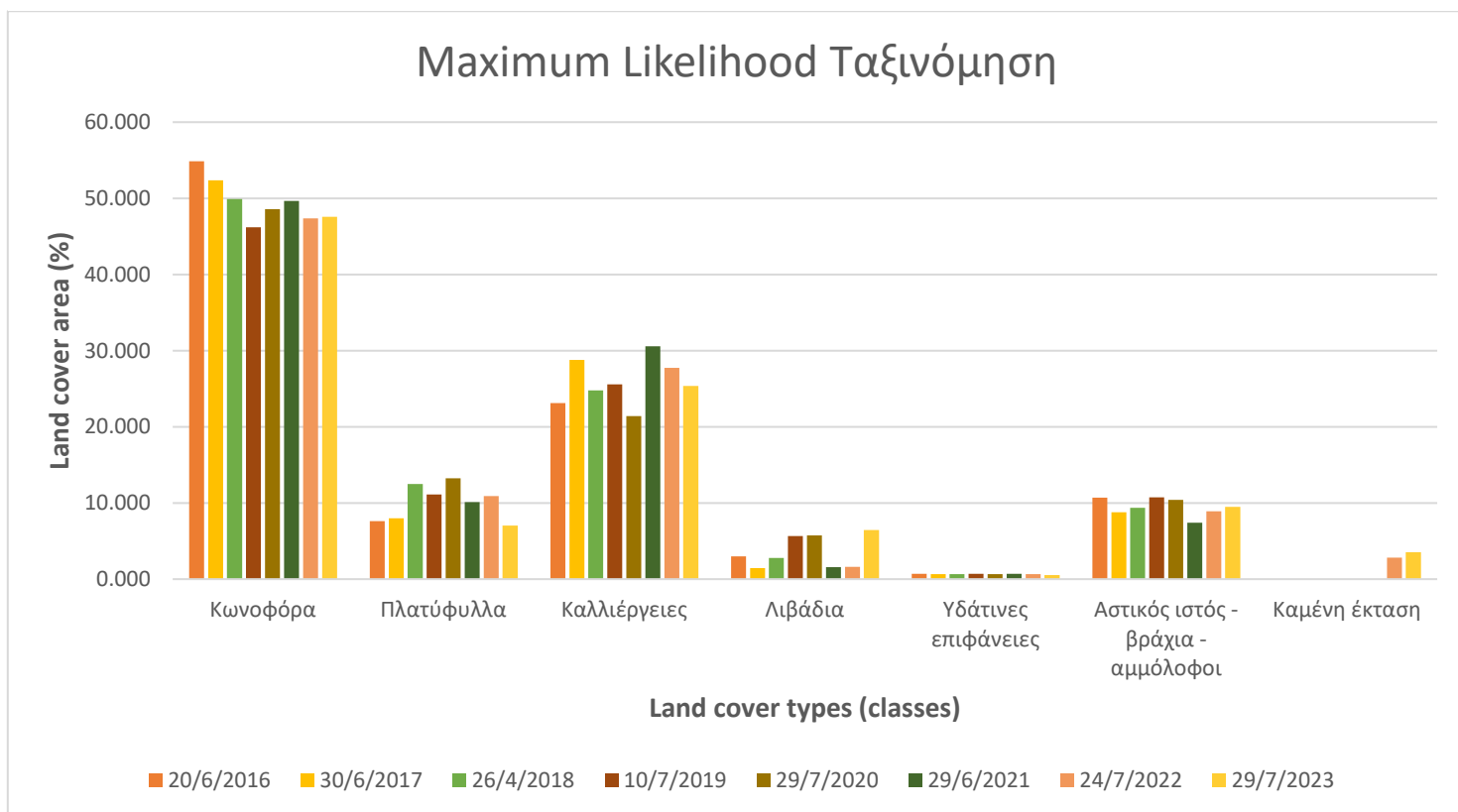
Στο Σχήμα 5 παρουσιάζεται πολύ λιγότερο η τάξη 'Καλλιέργειες' σε σύγκριση με τις υπόλοιπες μεθόδους. Αυτή η μέθοδος, ML έχει υπολογίσει πως η καλλιέργειες καλύπτουν περίπου 20-30% του νησιού, σε αντίθεση με την NN και SVM που δείχνουν 30-40%. Αυτό γίνεται λόγω της σύγχυσης των καλλιεργειών με τον αστικό ιστό, όπως υποδεικνύουν και οι πίνακες 7 και 9. Στα παρακάτω σχήματα η μέθοδος ML υπολογίζει την 'Αστικός ιστός – βράχια – αμμόλοφοι' κοντά στο 10% ενώ οι άλλοι τρεις μέθοδοι περίπου 5%.

Οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης στα σχήματα 6 και 7 παρουσιάζουν την περιοχή μελέτης χωρίς λιβάδια και αγριόχορτα. Φαίνεται επίσης στον Πίνακα 7 με ποσοστό 0% από τον αλγόριθμο NN. Αυτά τα αποτελέσματα είναι αναμενόμενα, από τον Πίνακα 4, δηλαδή οι μέθοδοι NN και SVM να συγχέουν την κλάση 'Λιβάδια' με 'Κωνοφόρα' ή ακόμα και με την 'Καλλιέργειες'. Σύμφωνα με τα διαγράμματα, πολλές περιοχές που στις δύο πρώτες ταξινομήσεις έχουν χαρακτηριστεί ως λιβάδια, στην SVM και NN ταξινομούνται ως κωνοφόρα δάση ή καλλιέργειες. Αυτό υποδεικνύει πως οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης βασίζονται σε όλες τις ζώνες, δείκτες και υφές που τους προσφέρονται. Πιθανότατα δίνοντας μεγαλύτερη βαρύτητα στον δείκτη BI και στις υφές, εφόσον διαχωρίζει τα λιβάδια από τα κωνοφόρα δέντρα και τις καλλιέργειες.

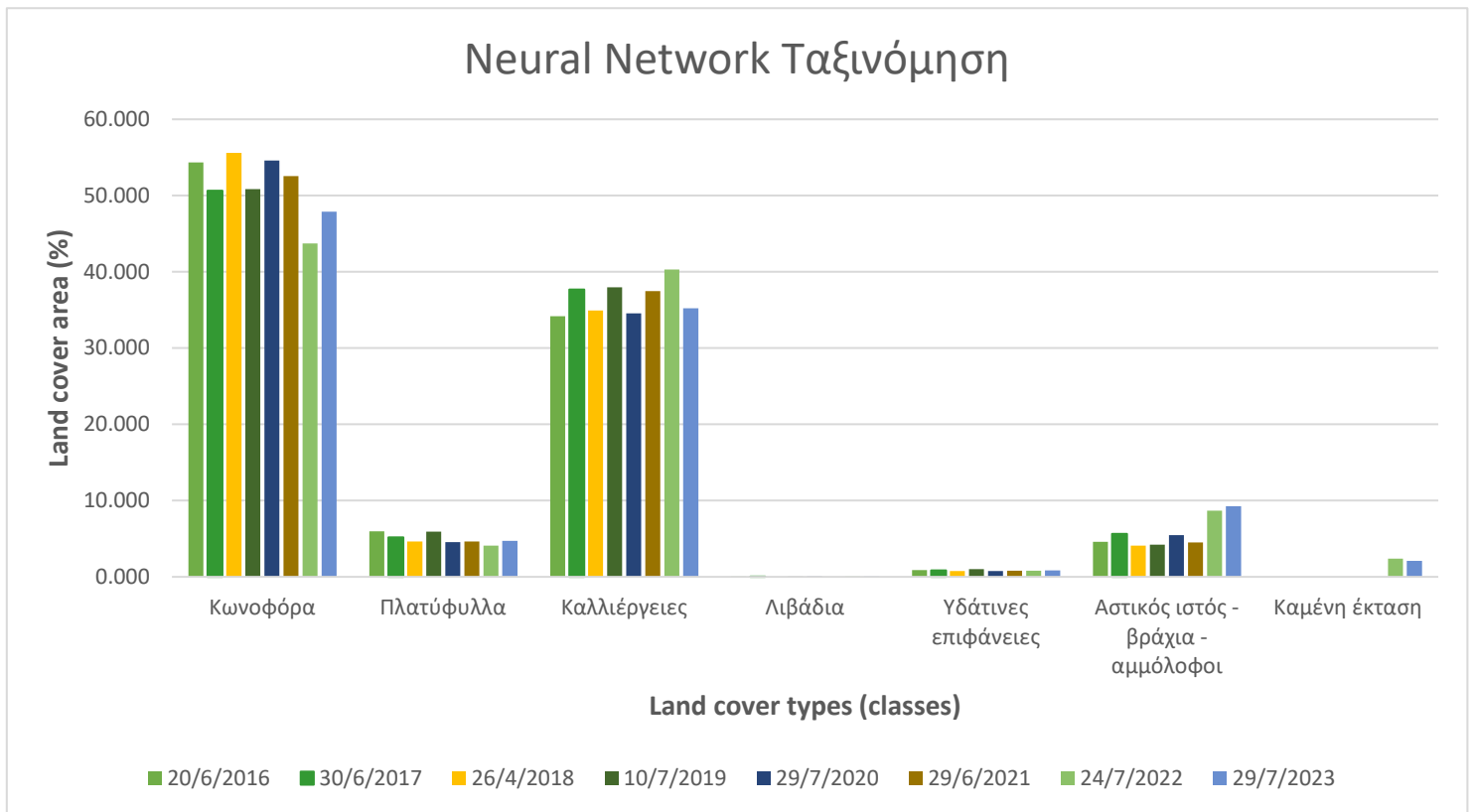
Αν και αναφέρθηκε σύγχυση των πλατύφυλλων με άλλα είδη βλάστησης σύμφωνα με τον Πίνακα 4, όλες οι ταξινομήσεις έχουν ένα παρόμοιο ποσοστό, περίπου στα 5% εδαφοκάλυψης και περίπου παρόμοια ποσοστά στον Πίνακα 7. Τέλος, όπως είναι αναμενόμενο, οι υδάτινες περιοχές είναι αμετάβλητες ανά τα έτη και σε όλες τις ταξινομήσεις με τιμές μικρότερες του 1%. Υπάρχουν όμως διαφορές μεταξύ των υπολογισμών τους και κυρίως στην MD, όπως είναι φανερό στην Εικόνα 12 και 13. Ο λόγος που γίνεται αυτό είναι και ο λόγος που διαφέρει αυτή η μέθοδος από κάθε άλλη, το κατώφλι της απόστασης επηρεάζει και τους υπολογισμούς της. Αν και διαφέρει είναι περίπου ίδια με των υπολοίπων.



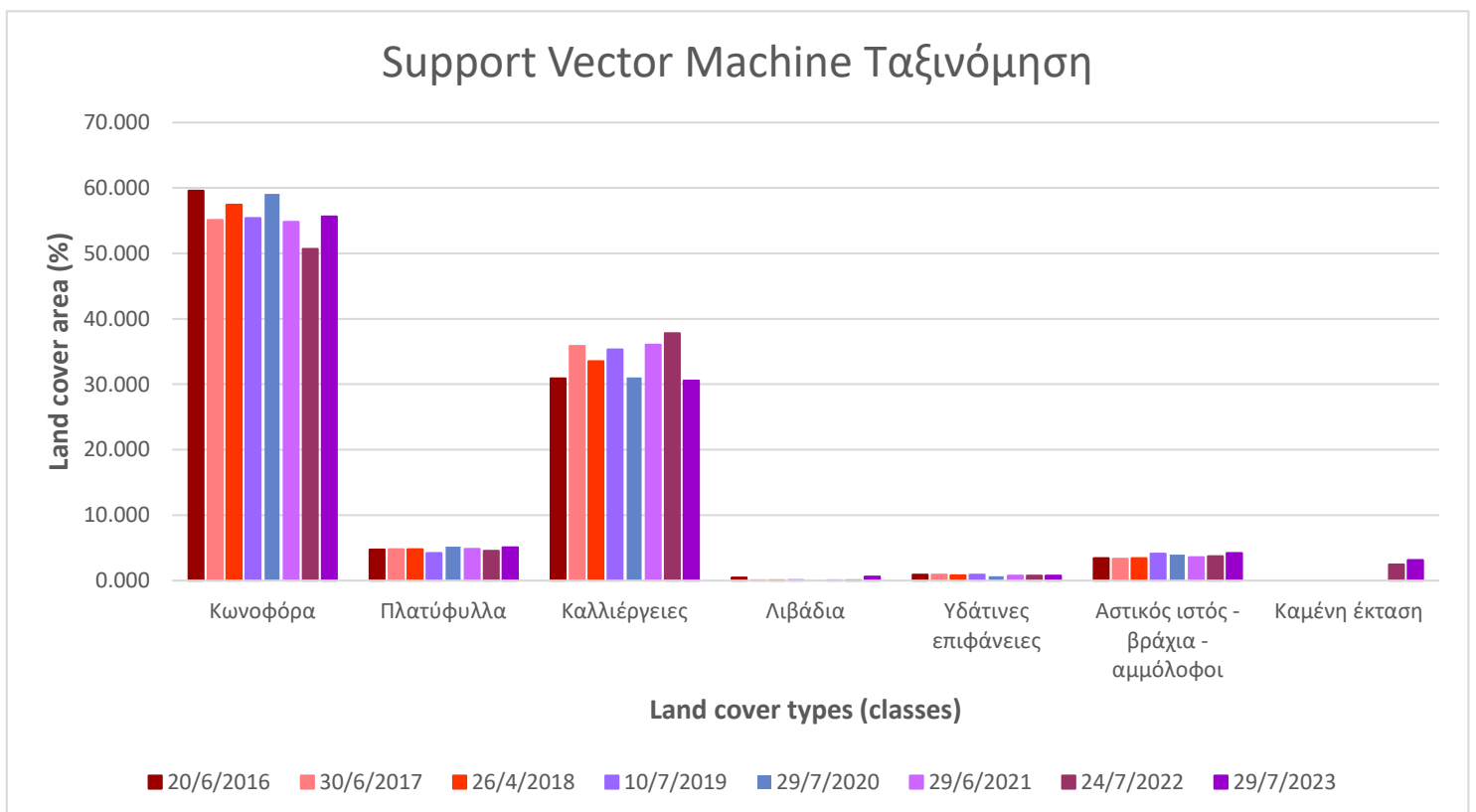
Σχήμα 4: Ποσοστά επί τοις εκατό (%) εδαφοκάλυψης κλάσεων ανά έτος για την ταξινόμηση MD



Σχήμα 5: Ποσοστά επί τοις εκατό (%) εδαφοκάλυψης κλάσεων ανά έτος για την ταξινόμηση ML



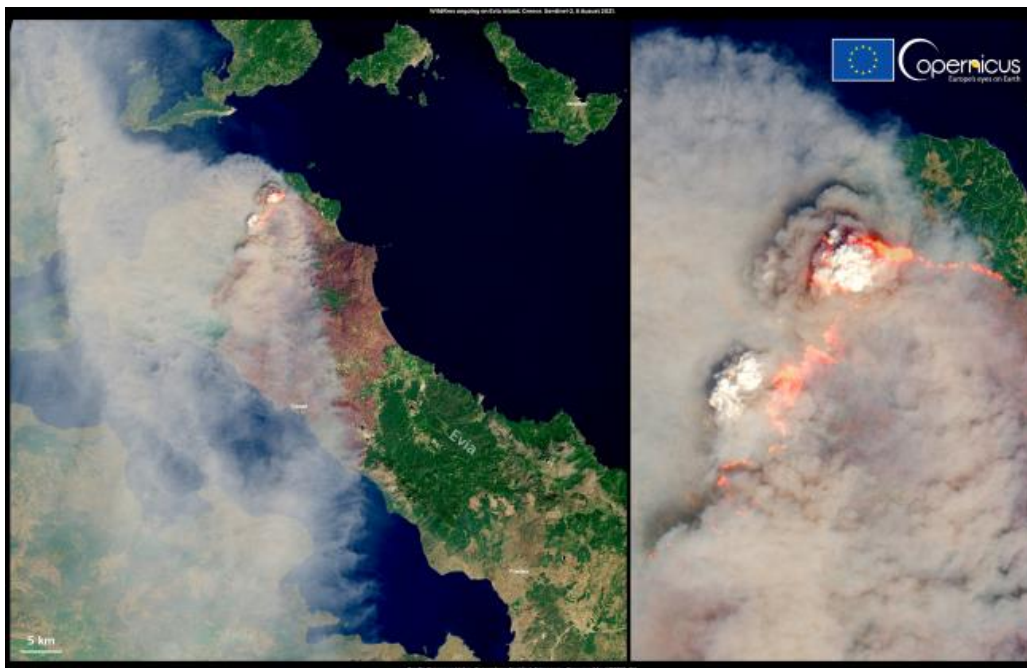
Σχήμα 6: Ποσοστά επί τοις εκατό (%) εδαφοκάλυψης κλάσεων ανά έτος για την ταξινόμηση NN



Σχήμα 7: Ποσοστά επί τοις εκατό (%) εδαφοκάλυψης κλάσεων ανά έτος για την ταξινόμηση SVM

3.3 Παρατήρηση καμένων εκτάσεων

Η πυρκαγιά στο βόρειο μέρος της Εύβοιας προέκυψε στις 3 Αυγούστου 2021. Διήρκεσε για περίπου τέσσερις μέρες καίγοντας 46000 εκτάρια, 46 τετραγωνικά χιλιόμετρα, πολλών δασικών εκτάσεων και καλλιεργειών και σπιτιών. Παρατηρήθηκε από πολλούς δορυφόρους διαφόρων ειδών, πολυφασματικών, υπέρυθρων καμερών όπως δημοσίευσε και το πρόγραμμα Copernicus την παρατήρηση των τραγικών γεγονότων στην Εικόνα 15 [41].



Εικόνα 15: Βόρεια Εύβοια κατά την διάρκεια της πυρκαγιάς στις 8 Αυγούστου 2021 από την ιστοσελίδα του Copernicus

Θα παρατηρηθούν οι επιπτώσεις της πυρκαγιάς τόσο από τα διαγράμματα όσο και από τα στατιστικά των κλάσεων για τις δύο ημερομηνίες μετά την καταστροφή. Έτσι, Πίνακας 12 βοηθάει με τις παρατηρήσεις των αποτελεσμάτων δείχνοντας τα στατιστικά των τάξεων του 2022 και 2023.

Αμέσως μετά τις πυρκαγιές, στις 24/7/2022, παρατηρείται στα σχήματα 4-7 πτώση της κλάσης 'Κωνοφόρα' με απώλεια κοντά στα 10% από όλες τις μεθόδους, ενώ ταυτόχρονα προκύπτει η τάξη 'Καμένη έκταση'. Συγκρίνοντας και τον Πίνακα 12 με τον Πίνακα 7, η μεγαλύτερη απώλεια λόγω των καμένων είναι στην τάξη των κωνοφόρων δασών, όπου σύμφωνα με τις τέσσερις ταξινομήσεις κάηκαν 300 με 400 km² έκτασης με κωνοφόρα δέντρα. Σχετικά με την άλλη τάξη δάσους, τα 'Πλατύφυλλα', δεν μειώνονται ιδιαίτερα τα ποσοστά, συγκεκριμένα με την MD και ML, ενώ οι μέθοδοι SVM και NN υπολογίζουν πτώση της κλάσης μικρότερη από 1% σε σύγκριση με την ημερομηνία πριν την πυρκαγιά.

Πίνακα 12: Στατιστικά κλάσεων για τις ημερομηνίες μετά την πυρκαγιά (24/7/2022, 30/7/2023)

Στατιστικά		Κάλυψη κλάσης (%)		Έκταση (km ²)	
Κλάση	Μέθοδος	24/7/2022	30/7/2023	24/7/2022	30/7/2023
Κωνοφόρα	MD	5.18%	5.61%	952.34	1032.08
	ML	9.38%	9.42%	1725.57	1733.11
	NN (1 hidden layer)	8.66%	9.48%	1592.43	1743.54
	SVM (6th degree)	10.04%	11.02%	1846.43	2026.43
Πλατύφυλλα	MD	1.40%	1.56%	258.10	287.70
	ML	2.16%	1.40%	397.08	256.57
	NN (1 hidden layer)	0.81%	0.93%	148.69	171.59
	SVM (6th degree)	0.90%	1.01%	166.25	185.92
Καλλιέργειες	MD	5.99%	4.66%	1100.85	856.71
	ML	5.49%	5.03%	1010.11	924.38
	NN (1 hidden layer)	7.98%	6.97%	1468.19	1282.71
	SVM (6th degree)	7.49%	6.05%	1377.25	1112.47
Λιβάδια	MD	4.50%	4.45%	827.91	819.10
	ML	0.32%	1.28%	58.89	235.08
	NN (1 hidden layer)	0%	0%	0.08	0.06
	SVM (6th degree)	0%	0.13%	0.22	23.03
Υδάτινες επιφάνειες	MD	0.09%	0.08%	15.63	14.09
	ML	0.13%	0.10%	23.33	19.09
	NN (1 hidden layer)	0.16%	0.17%	28.76	31.17
	SVM (6th degree)	0.15%	0.15%	26.83	27.47
Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	MD	0.93%	0.97%	170.65	14.09
	ML	1.76%	1.88%	324.51	345.41
	NN (1 hidden layer)	1.72%	1.83%	316.82	337.06
	SVM (6th degree)	0.73%	0.83%	135.07	152.62
Καμένη έκταση	MD	1.72%	2.47%	316.70	453.70
	ML	0.56%	0.70%	102.70	128.54
	NN (1 hidden layer)	0.47%	0.41%	87.23	76.00
	SVM (6th degree)	0.49%	0.62%	90.13	114.25

Σχετικά με τις καλλιέργειες, είναι γνωστό πως ένα ποσοστό από τα κτήματα στο βόρειο μέρος του νησιού κάηκαν. Σύμφωνα με την MD χάθηκε 1% από τις καλλιέργειες ολόκληρης της Εύβοιας, ενώ η ML υπολόγισε πως κάηκε περίπου 3% της έκτασης. Αδιαμφισβήτητα υπάρχει σύγχυση στις NN και SVM εφόσον παρουσιάζουν αύξηση των καλλιεργειών, αν και

μικρή αύξηση φαίνεται πως οι προβλέψεις που είχαν γίνει στο προηγούμενο κεφάλαιο είναι έντονες σε αυτή την περίπτωση. Όσον αφορά τα λιβάδια, οι ταξινομητές NN και SVM φαίνεται να υπολογίζουν πως δεν υπάρχει ως κλάση στην έκταση του νησιού, συνεπώς δεν λαμβάνονται υπόψη στη συζήτηση.

Πίνακα 13: Πίνακας σύγχυσης τάξης ‘Καμένη έκταση’ για τις 24/7/2022

Classes	Καμένη έκταση			
	MD	ML	NN	SVM
Κωνοφόρα	4.92%	2.83%	11.32%	10.33%
Πλατύφυλλα	0%	0%	0%	0%
Καλλιέργειες	0%	0%	2.34%	0%
Λιβάδια	3.81%	0.74%	0%	0%
Υδάτινες επιφάνειες	0%	0%	0%	0%
Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	0%	0%	0%	0%
Καμένη έκταση	91.27%	96.43%	86.35%	89.67%

Είτε είναι κάποιου είδους δάσος, καλλιεργήσιμη έκταση ή βοσκοτόπια, υπάρχει πτώση κάποιου τύπου βλάστησης σε όλες τις μεθόδους ταξινόμησης. Προχωρώντας στα επόμενα αποτελέσματα, του 2023 είναι κάπως δύσκολο να γίνει πρόβλεψη και να μας το επιβεβαιώσουν τα αποτελέσματα των αλγορίθμων. Για παράδειγμα, δεν γίνεται να εκτιμηθεί η εξέλιξη των λιβαδιών μετά τις πυρκαγιές καθώς υπάρχουν πολλοί παράγοντες που την επηρεάζουν. Ένας από αυτούς είναι τα ζώα που τρέφονται από τα βοσκοτόπια και μπορούν να επιβραδύνουν την αναγέννηση του εδάφους. Ένα δεύτερο παράδειγμα είναι οι ανθρώπινες δράσεις που μπορούν να επηρεάζουν την ανάπτυξη βλάστησης, έως και να την σταματήσουν κατασκευάζοντας κτήρια, δρόμους ή πραγματοποιώντας εξορύξεις μεταλλευμάτων. Οι ανθρώπινες δράσεις επηρεάζουν κάθε είδος βλάστησης που παρατηρείται σε αυτή την εργασία.

Παρόλη την δυσκολία της πρόβλεψης, γίνεται παρατήρηση των αποτελεσμάτων για την πιο πρόσφατη ημερομηνία μετά την πυρκαγιά. Από τον Πίνακα 12 φαίνεται πως η έκταση των καμένων εδαφών αυξάνεται σύμφωνα με όλες τις ταξινομήσεις, εκτός της NN. Λόγω αυτών των φανερούς λανθασμένων ταξινομήσεων αξιοποιείται ο πίνακας σύγχυσης των τάξεων για την ημερομηνία του 2023 στους πίνακες 14-17.

Πίνακα 14: Mahalanobis Distance – Πίνακας σύγχυσης τάξεων για τις 29/7/2023

Classes	Κωνοφόρα	Πλατύφυλλα	Καλλιέργειες	Λιβάδια	Υδάτινες επιφάνειες	Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	Καμένη έκταση
Κωνοφόρα	77.92%	5.81%	0.56%	17.42%	0.16%	0.00%	0.37%
Πλατύφυλλα	8.20%	87.89%	7.75%	6.27%	0.00%	0.21%	0.00%
Καλλιέργειες	1.77%	2.52%	77.26%	8.71%	0.00%	30.53%	0.00%
Λιβάδια	8.09%	2.60%	7.97%	31.88%	0.00%	1.73%	0.37%
Υδάτινες επιφάνειες	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	96.99%	0.00%	0.00%
Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	0.40%	0.02%	2.84%	5.23%	0.00%	67.14%	0.00%
Καμένη έκταση	3.63%	1.16%	3.42%	8.36%	2.85%	0.28%	99.26%
Σύνολο	25887	9399	17404	447	2562	3862	813

Πίνακα 15: Maximum Likelihood – Πίνακας σύγχυσης τάξεων για τις 29/7/2023

Classes	Κωνοφόρα	Πλατύφυλλα	Καλλιέργειες	Λιβάδια	Υδάτινες επιφάνειες	Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	Καμένη έκταση
Κωνοφόρα	88.28%	8.03%	3.09%	46.86%	0.00%	0.08%	0.49%
Πλατύφυλλα	6.51%	88.25%	2.91%	1.39%	0.00%	0.03%	0.12%
Καλλιέργειες	2.53%	3.53%	83.81%	11.85%	0.00%	6.63%	0.25%
Λιβάδια	1.27%	0.03%	1.36%	7.84%	0.43%	0.80%	0.00%
Υδάτινες επιφάνειες	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	99.30%	0.00%	0.00%
Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	0.88%	0.00%	8.64%	6.10%	0.27%	92.47%	0.00%
Καμένη έκταση	0.53%	0.15%	0.00%	3.83%	0.00%	0.00%	99.14%
Σύνολο	25887	9399	17404	447	2562	3862	813

Πίνακα 16: Neural Network – Πίνακας σύγχυσης τάξεων για τις 29/7/2023

Classes	Κωνοφόρα	Πλατύφυλλα	Καλλιέργειες	Λιβάδια	Υδάτινες επιφάνειες	Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	Καμένη έκταση
Κωνοφόρα	90.28%	15.40%	4.16%	43.38%	0.08%	0.65%	54.98%
Πλατύφυλλα	3.33%	80.19%	1.50%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
Καλλιέργειες	5.14%	4.42%	87.89%	23.69%	0.00%	10.44%	2.71%
Λιβάδια	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
Υδάτινες επιφάνειες	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	99.92%	0.00%	0.00%
Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	0.76%	0.00%	5.98%	6.62%	0.00%	88.92%	0.00%
Καμένη έκταση	0.49%	0.00%	0.28%	4.01%	0.00%	0.00%	42.44%
Σύνολο	25887	9399	17404	447	2562	3862	813

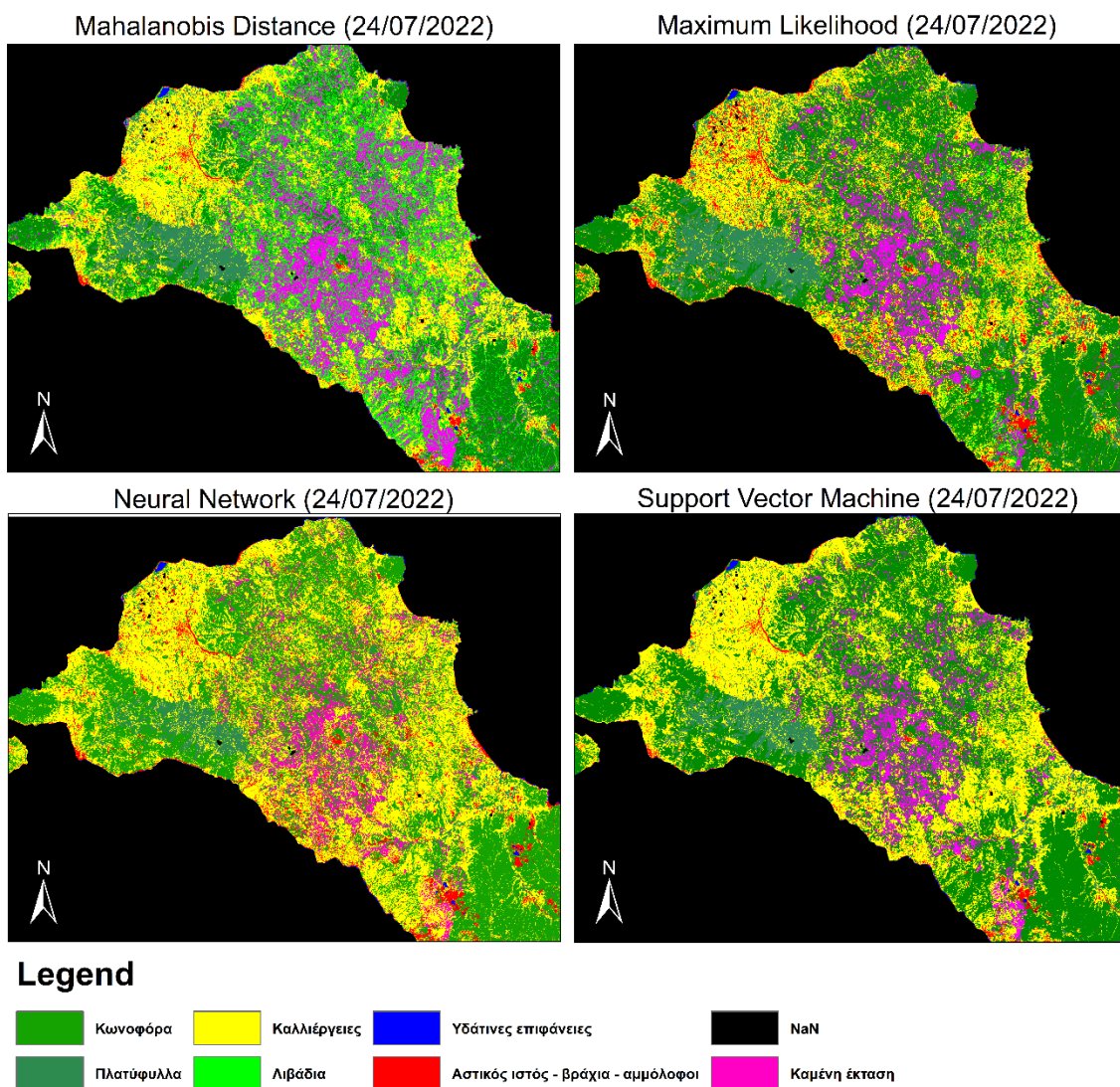
Πίνακα 17: Support Vector Machine – Πίνακας σύγχυσης τάξεων για τις 29/7/2023

Classes	Κωνοφόρα	Πλατύφυλλα	Καλλιέργειες	Λιβάδια	Υδάτινες επιφάνειες	Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	Καμένη έκταση
Κωνοφόρα	94.47%	11.59%	2.63%	51.05%	0.08%	1.06%	2.71%
Πλατύφυλλα	2.68%	85.15%	1.90%	0.52%	0%	0%	0%
Καλλιέργειες	2.52%	3.27%	93.47%	18.29%	0%	17.69%	0%
Λιβάδια	0.02%	0%	0.13%	1.05%	0%	0%	0%
Υδάτινες επιφάνειες	0%	0%	0%	0%	99.92%	0%	0%
Αστικός ιστός - βράχια - αμμόλοφοι	0.29%	0%	1.68%	4.01%	0%	81.25%	0%
Καμένη έκταση	0.03%	0%	0.01%	2.96%	0%	0%	97.17%
Σύνολο	25887	9399	17404	447	2562	3862	813

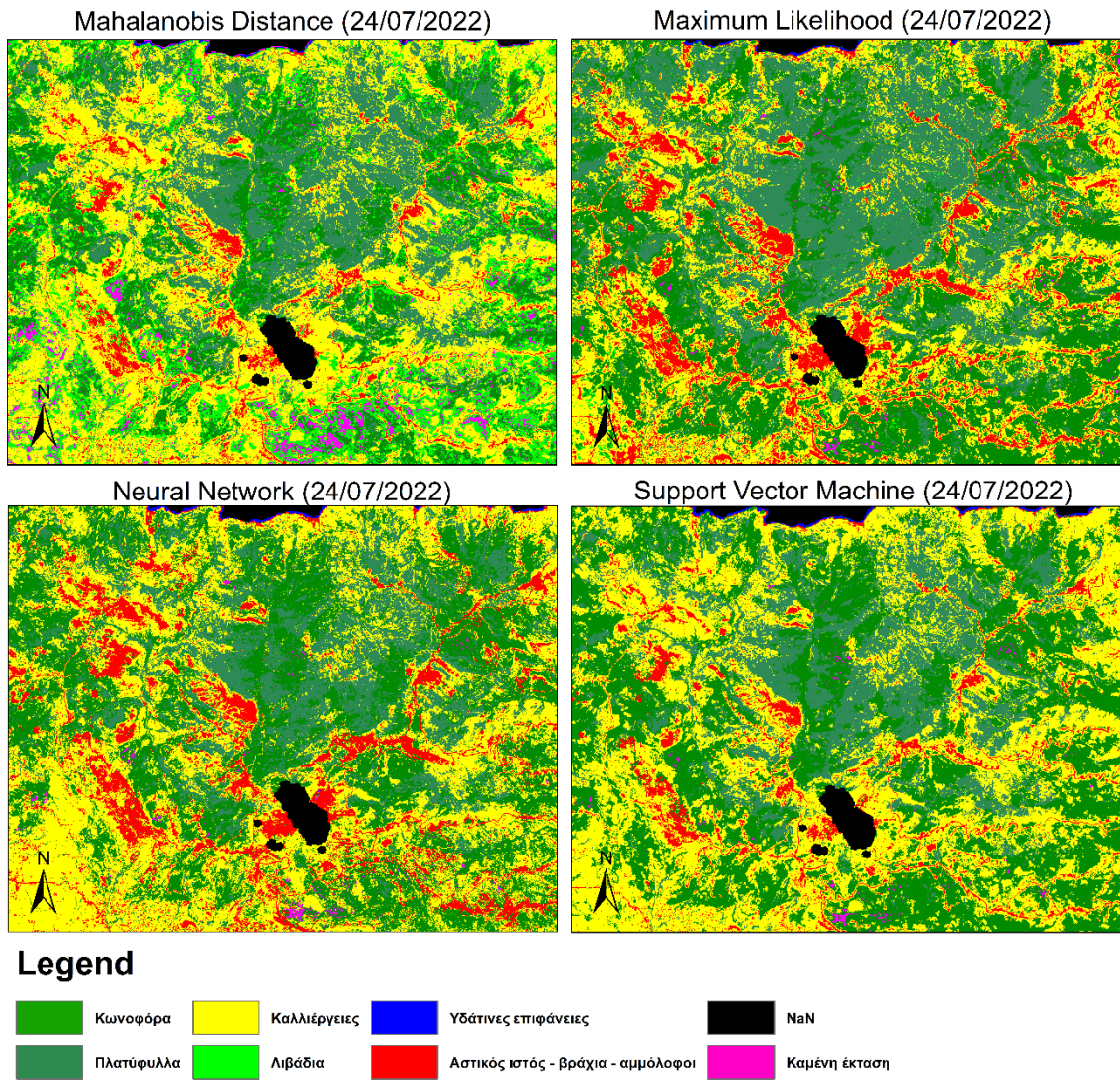
Τα αναμενόμενα αποτελέσματα για την πιο πρόσφατη ημερομηνία είναι να έχει μειωθεί ή παραμείνει στάσιμη η καμένη έκταση καθώς παραμένουν μειωμένα τα είδη δασών και τα λιβάδια να αυξηθούν. Παρόλο τις προβλέψεις, όπως προαναφέρθηκε τα αποτελέσματα μπορούν αν διαφέρουν λόγω διαφόρων παραγόντων. Όπως είναι φανερό και από τους τέσσερις παραπάνω πίνακες η καμένη έκταση δεν συγχέεται σχεδόν καθόλου από την μέθοδο MD, ML και SVM, αλλά η μέθοδος NN ταξινόμησε πολλά λανθασμένα εικονοστοιχεία της τάξης 'Κωνοφόρα' ως καμένο έδαφος. Για αυτό τον λόγο είναι και ο μόνος ταξινομητής που παρουσιάζει μείωση του καμένου εδάφους. Συγκρίνοντας και τα αποτελέσματα από τον Πίνακα 13 επιβεβαιώνεται μια σύγχυση της τάξης 'Καμένη έκταση' με τα κωνοφόρα. Το 2022 υπήρχε μεγαλύτερο μπέρδεμα μεταξύ των κλάσεων για τις μεθόδους SVM, MD και ML από ότι για το 2023, ενώ για την NN αν και υπάρχει αυτή σύγχυση στον Πίνακα 14 δεν είναι τόσο μεγάλη όσο στον Πίνακα 16. Αυτό υποδεικνύει πως πιθανότατα να υπήρχε περισσότερο καμένο έδαφος το 2022, αλλά οι αλγόριθμοι να μην το εντόπισαν καλά. Ίσως τα δάση να μειώθηκαν δραματικά και στη θέση τους να είναι πιο φανερό το νέο γρασίδι που φυτρώνει μετά τις φωτιές, ενώ στα βοσκοτόπια που έχουν επουλωθεί να μειώθηκε η βλάστηση τους, λόγω φυτοφάγων ζώων, και ο αλγόριθμος να λαμβάνει το γυμνό έδαφος ως 'Καμένη έκταση'. Συνολικά, από ολόκληρη της έκταση του νησιού, σύμφωνα με τον ταξινομητή MD κάρηκε περίπου το 10% και σύμφωνα με τις υπόλοιπες μεθόδους εκτιμάται 3 με 5% απώλεια στα καμένα. Χάνοντας το 5 με 10% έκτασης της Εύβοιας, του δεύτερου μεγαλύτερου νησιού της Ελλάδας, γίνεται αντιληπτή η κλίμακα αυτής της καταστροφής.

Στην Εικόνα 16 είναι αρκετά ξεκάθαρα πως ταξινομεί η κάθε μέθοδος την καμένη έκταση και ότι κομμάτι βλάστησης έχει απομείνει έναν χρόνο μετά τις φωτιές, στις 24/7/2022. Η πρώτη ταξινόμηση πάνω αριστερά, η MD, εκτιμά ένα μεγάλο μέρος της περιοχής να είναι

Αποτύπωση πρόσφατων ενδοετήσιων χωροχρονικών αλλαγών εδαφοκάλυψης στην Εύβοια με χρήση δορυφορικών δεδομένων Sentinel λιβάδια μαζί με καλλιέργειες, ενώ στις ίδιες που έχει θέσει η πρώτη ταξινόμηση ως 'Λιβάδια' η ML τις ταξινομεί ως δάση με κωνοφόρα και πλατύφυλλα δέντρα. Από την άλλη, κάτω αριστερά ο αλγόριθμος NN φαίνεται να υπολογίζει μικρότερη έκταση καμένων, το οποίο επιβεβαιώνεται και από το Σχήμα 6 και να ταξινομεί το μεγαλύτερο μέρος γύρω από τα καμένα ως καλλιέργειες με λίγα βοσκοτόπια. Τέλος, ο αλγόριθμος SVM φαίνεται να συμφωνεί περισσότερο με την ταξινόμηση ML σχετικά με τα δάση και την καμένη έκταση και κοιτάζοντας την Εικόνα 16 και τα σχήματα 4 και 5.



Εικόνα 16: Καμένο βόρειο τμήμα της Εύβοιας από κάθε μέθοδο ταξινόμησης



Εικόνα 17: Νότιο τμήμα της Εύβοιας με βλάστηση

Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα της εικόνας 16 με την εικόνα 15 που φαίνεται η γη μόλις καίγεται, είναι φανερό πως το έδαφος έχει επουλωθεί έντονα με την βλάστηση αγριόχορτων και άλλων ειδών χαμηλής βλάστησης.

4 Συμπεράσματα

Η παρούσα μελέτη είχε στόχο την παρατήρηση των αλλαγών κάλυψης και χρήσης γης στην Εύβοια, με αφορμή την καταστροφή της όταν ξέσπασε η πυρκαγιά του 2021. Χρησιμοποιώντας δεδομένα, που είναι ελεύθερα προς τους χρήστες, με την καλύτερη ανάλυση για την παρατήρηση LUCL. Οι δορυφόροι Sentinel-2 παρείχαν εξαιρετικά λεπτομερή δεδομένα με ανάλυση δέκα μέτρων. Με αυτά υπολογίστηκαν οι υφές όλων των ζωνών που προσφέρουν οι δορυφόροι καθώς και δείκτες βλάστησης και χρώματος.

Οι τέσσερις επιβλεπόμενες ταξινομήσεις που εφαρμόστηκαν είναι από τις πιο διαδεδομένες λόγω αξιόπιστων αποτελεσμάτων. Όλες παρέχουν αξιόπιστα αποτελέσματα με υψηλή ΟΑ και ικανοποιητικό συντελεστή kappa, όμως κάθε μία εκτιμά διαφορετικά αποτελέσματα επηρεασμένη με ξεχωριστό τρόπο από τα δεδομένα που της δίνονται. Έχουν παρατηρηθεί πιθανές βαρύτητες που δίνονται είτε σε κάποιον από τους δύο δείκτες είτε πιθανότατα στις υφές.

Παρατηρήθηκε πως οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης, NN και SVM κάνουν πιο έντονο διαχωρισμό τω λιβαδιών από των κωνοφόρων δασών με τις καλλιέργειες, σε αντίθεση με τις άλλες δύο μεθόδους. Αυτό γίνεται λόγω της βαρύτητας που δίνουν στις υφές, στον BI και πιθανότατα NDVI. Για αυτό τον λόγο μπορεί να επηρεάζονται και τα αποτελέσματα τους και να εκτιμούν την ανυπαρξία τω λιβαδιών. Ενώ, η MD συγχέει όλα τα είδη βλάστησης συγκριτικά με τις άλλες μεθόδους και ιδιαίτερα τις καλλιέργειες με τα βοσκοτόπια, λόγω του παράγοντα της ελάχιστης απόστασης. Η ML και περισσότερο η MD παρουσιάζουν πως υπάρχουν περισσότερα εδάφη γυμνά από δάση, ώστε να φαίνεται το γρασίδι, σε σύγκριση με τις μεθόδους μηχανικής μάθησης. Όσον αφορά τα καμένα εδάφη, μεγαλύτερα ποσοστά ΟΑ έχουν οι NN και SVM, οι οποίες εκτιμούν πως ένα χρόνο αφού είχε καεί η γη εξελίχθηκε σε καλλιέργειες, στην Εικόνα 16. Σκεπτόμενοι όμως την εκτίμηση αυτή, φαίνεται πιο πιθανό να μετατράπηκε σε λιβάδια, όπως υπολογίζουν οι άλλες δύο μέθοδοι, ειδικότερα η MD. Ενώ ταυτόχρονα η SVM και ML ταξινομούν το γρασίδι σε αυτές τις περιοχές ως κάποιου είδους δάσος.

Συμπερασματικά, η μέθοδος Mahalanobis είναι κατάλληλη για την ανίχνευση βλάστησης σε σύγκριση με αστικό ιστό και άλλες παρόμοιες κλάσεις, οι οποίες διαφέρουν έντονα και δεν μπορούν να εμπλακούν μεταξύ τους ακόμα και αν είναι δίπλα το ένα στο άλλο. Αντίθετα, η Maximum Likelihood δίνει βαρύτητα στην ανακλαστικότητα των εικόνων, χωρίς να επηρεάζεται από την απόσταση των εικονοστοιχείων μεταξύ τους. Για αυτό τον λόγο είναι ιδανική για αναγνώριση διαφορετικών ειδών βλάστησης, επηρεασμένη από τον NDVI και τις ζώνες των δορυφόρων. Η μέθοδος Neural Network φαίνεται να διακρίνει ικανοποιητικά το γυμνό έδαφος, ενώ δυσκολεύεται να διαφοροποιήσει τα είδη χαμηλής βλάστησης μεταξύ τους όπως και τα είδη δέντρων στα δάση. Τέλος, ο αλγόριθμος με τα υψηλότερα ποσοστά επιτυχίας φέρνει πανομοιότυπα αποτελέσματα με την ML, διαφέροντας στην επιρροή που έχει από την ανακλαστικότητα των πίξελ. Η SVM βασίζεται περισσότερο στους δείκτες και τις υφές, διαχωρίζονται εξαιρετικά τον αστικό ιστό με την βλάστηση και τα είδη δέντρων μεταξύ τους, χάνοντας την ακρίβεια του στην ανίχνευση χαμηλής βλάστησης, μπλέκοντας την με διάφορα είδη βλάστησης.

Είναι γνωστό πως για τον εντοπισμό της υγιούς βλάστησης η περιοχή μελέτης είναι κατάλληλο να μελετηθεί στο εγγύς υπέρυθρο (ζώνη 8), καθώς η ανακλαστικότητα των φυλλωμάτων είναι έντονα μεγαλύτερη από ότι στο ορατό. Αυτό είναι χαρακτηριστικό που έχει βοηθήσει όλες τις μεθόδους ταξινόμησης να διακρίνουν το γυμνό έδαφος με τη βλάστηση.

Τα δάση φαίνεται να είναι υγιή και να διακρίνονται ικανοποιητικά στην Εικόνα 17. Παρόλη την απώλεια της πυρκαγιάς, η κεντρική Εύβοια και το νότιο μέρος της που είναι προστατευόμενη περιοχή για τα δάση, κρατούν τα ποσοστά των δασών αρκετά υψηλά και μετά την πυρκαγιά. Η γη φαίνεται να επανέρχεται στα φυσιολογικά της μέτρα μετά τις φωτιές σχετικά γρήγορα, με χαμηλή βλάστηση να φυτρώνει. Το 2022 μέχρι και το 2023 το μεγαλύτερο μέρος της βόρειας Εύβοιας έχει μετατραπεί σε χαμηλή βλάστηση χάνοντας μία μεγάλη πηγή οξυγόνου. Από την πλευρά των ανθρώπων χάθηκαν μερικές από τις καλλιέργειες, μειώνοντας την παραγωγή διαφόρων φυτών. Όπως φαίνεται στα αποτελέσματα, από τα είδη δέντρων, τα κωνοφόρα είχαν την μεγαλύτερη μείωση μετά την καταστροφή, καθώς και το μεγαλύτερο μέρος του νησιού καλύπτεται από αυτό το είδος δέντρων, έτσι έχει και την μεγαλύτερη διαφορά ποσοστών μετά το 2021. Επίσης, φαίνεται να αυξάνονται τα ποσοστά του το 2023 λαμβάνοντας μέρος και τα πιο νότια μέρη της Εύβοιας. Τα πλατύφυλλα δεν παρουσίασαν κάποια ιδιαίτερη αλλαγή μέσα στα έτη, σε αντίθεση με τις καλλιέργειες οι οποίες, σύμφωνα με την MD μειώθηκαν μέσα στα χρόνια και σύμφωνα με όλες τις ταξινομήσεις έχει μεγάλη διακύμανση ανά ημερομηνία. Όπως και τα λιβάδια, σύμφωνα με την MD και ML, έχουν έντονες αυξομειώσεις ανά έτος, λόγω της σύγχυσης αυτών των δύο τάξεων. Οι μόνες τάξεις που είναι αναμενόμενα αμετάβλητες για κάθε ημερομηνία, ακόμα και μετά την πυρκαγιά, είναι οι υδάτινες επιφάνειες και αστικός ιστός με βράχια και αμμόλοφους.

Κλείνοντας την συζήτηση περί σύγχυσης χαμηλής βλάστησης, διαφορετικά είδη δέντρων και επαναφοράς της γης, τα αποτελέσματα αυτής της εργασίας αποδείχθηκαν πιο ικανοποιητικά και λεπτομερή από κάθε προσδοκία. Λαμβάνοντας υπόψη την μεγάλη έκταση της περιοχής μελέτης, τα πολλαπλά δέντρα και τύπους βλάστησης που έχει το νησί, τα βουνά με ζώα που μεταβάλλουν ακόμα και το πιο μικρό μέρος εδαφοκάλυψης, οι επιβλεπόμενες ταξινομήσεις ανταποκρίθηκαν πολύ καλά. Με τα δεδομένα που τους δόθηκαν η εργασία έχει μια συνολική εικόνα της αλλαγής του εδάφους, ιδιαίτερα μετά τις πυρκαγιές.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΟΡΟΛΟΓΙΑΣ

Ξενόγλωσσος όρος	Ελληνικός Όρος
Cirrus cloud	Σύννεφο cirrus
Copernicus	Μία μονάδα παρατήρησης της Γης του διαστημικού προγράμματος της Ευρωπαϊκής Ένωσης
Eigenvalues	Ιδιοτιμές
Πίξελ	Εικονοστοιχείο

ΣΥΝΤΜΗΣΕΙΣ – ΑΡΚΤΙΚΟΛΕΞΑ – ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ

Ξενόγλωσσος όρος	Ελληνικός Όρος
AOT	Οπτικό πάχος αερολύματος (Aerosol Optical Thickness)
ASM	Γωνιακή δεύτερη ροπή (Angular Second Momentum)
BOA	Επιφάνεια της Γης (Bottom Of Atmosphere)
ESA	Ευρωπαϊκός Οργανισμός Διαστήματος
GLCM	Gray-Level Co-occurrence Matrix
ha	Εκτάρια (hectares)
km	Χιλιόμετρα (χλμ)
LUCL	Χρήσεις γης και κάλυψη γης (Land use and land cover)
ML	(Ταξινόμηση) μέγιστης πιθανοφάνειας (Maximum Likelihood)
MD	(Ταξινόμηση) απόστασης Mahalanobis (Mahalanobis Distance)
MMU	Ελάχιστη μονάδα χαρτογράφησης (Minimum Mapping Unit)
MSI	Πολυφασματική όργανο (Multispectral Instrument)
NaN	Χωρίς τιμή (Not a Number)
NDVI	Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς βλάστησης (Normalized Difference Vegetation Index)
NIR	Εγγύς υπέρυθρο (Near-infrared)
NN	(Ταξινόμηση) νευρωνικού δικτύου (Neural Network)
OA	Overall Accuracy
PC	Κύριες συνιστώσες (Principal Component)
PCA	Ανάλυση κύριων συνιστωσών (Principal Component Analysis)
QGIS	Λογισμικό - Quantum Geographic Information System
RBF	Συνάρτηση ακτινικής βάσης (Radial Basis Function)
RMS	Μέση τετραγωνική ρίζα (Root-mean-Square)
ROI	Περιοχές ενδιαφέροντος (Regions Of Interest)
S2A, B	Sentinel-2A, B
SCL	Ταξινόμηση σκηνής (Scene Classification)
SNAP	Πλατφόρμα εφαρμογών Sentinel (Sentinel Application Platform)
SVM	(Ταξινόμηση) με μηχανή υποστήριξης διανυσμάτων (Support Vector Machine)
SWIR	Υπέρυθρο βραχέων κυμάτων (Short-Wave Infrared)
TIF	Αρχείο εικόνας με ετικέτα (tagged image file)

TOA	Κορυφή της ατμόσφαιρας (Top Of Atmosphere)
VIR	Ορατό υπέρυθρο φάσμα (Visible and Infrared)
VIS	Ορατό μήκος κύματος (Visible)
VNIR	Εγγύς υπέρυθρο φάσμα (Visible and near-infrared)
WV	Υδρατμός (Water Vapour)

ΠΗΓΕΣ

- [1] [Δημοσίευση] [Z. Hassan, κ.ά. Dynamics of land use and land cover change \(LULCC\) using geospatial techniques: a case study of Islamabad Pakistan, SpringerPlus, \(2016\), 5\(1\):10-11](#)
- [2] [Δημοσίευση] [R. Sharma, κ.ά. Modeling Land Use and Land Cover Changes and Their Effects on Biodiversity in Central Kalimantan, Indonesia, Land, \(2018\), 7\(2\):12-14](#)
- [3] [Δημοσίευση] [L. Macarringue, κ.ά. Developments in land use and land cover classification techniques in remote sensing: a review, Journal of Geographic Information System,\(2022\), 14\(1\):21-28](#)
- [4] [Δημοσίευση] [G. Abebe, κ.ά. Analysing land use/land cover changes and its dynamics using remote sensing and GIS in Gubalafito district, Northeastern Ethiopia, SN Applied Sciences, \(2022\), 4\(1\):28-30](#)
- [5] [Δημοσίευση] [I. Haščič, κ.ά. The distributional aspects of environmental quality and environmental policies: Opportunities for individuals and households, OECD Green Growth Papers, \(2019\), 16\(1\):27-33](#)
- [6] [Ιστοσελίδα] [“Εύβοια” , από Δημόσια Κεντρική Βιβλιοθήκη Χαλκίδας](#)
- [7] [Βιβλίο] [N. Νέζη \(2010\). ΤΑ ΕΛΛΗΝΙΚΑ ΒΟΥΝΑ ΓΕΩΓΡΑΦΙΚΗ ΕΓΚΥΚΛΟΠΑΙΔΕΙΑ, Τόμος 1, 978-960-86676-4-8, ANABAΣΗ](#)
- [8] [Δημοσίευση] [M. Main-Knorn, κ.ά. Sen2Cor for Sentinel-2, Image and Signal Processing for Remote Sensing, \(2017\), 12-13](#)
- [9] [Ιστοσελίδα] [GISGeography.com | What is NDVI \(Normalized Difference Vegetation Index\)? \(2023\)](#)
- [10] [Δημοσίευση] [M. J. Marques, κ.ά. The use of remote sensing to detect consequences or erosion in gypsiferous soils, International Soil and Water Conservation Research 8 \(2020\), 8\(4\):383-392](#)
- [11] [Ιστοσελίδα] [GOVDATA.gov.gr | Οργανισμός Κτηματολογίου και Χαρτογραφίσεων Ελλάδας](#)
- [12] [Δημοσίευση] [J. Estornell, κ.ά. Principal component analysis applied to remote sensing, Modelling in Science Education and Learning, \(2013\), 6\(2\):87-89](#)

- [13] [Δημοσίευση] [R. Gini, κ.ά. Improving Tree Species Classification Using UAS Multispectral Images and Texture Measures, ISPRS Int. J. Geo-Inf., \(2018\), 7\(8\):315](#)
- [14] [Δημοσίευση] [M. O'Byrne, κ.ά. Texture Analysis based Detection and Classification of Surface Features on Ageing Infrastructure Elements, BCRI2012 Bridge & Concrete Research in Ireland, \(2018\), 1\(1\):5-6](#)
- [15] [Δημοσίευση] [G. De Luca, κ.ά. Integrated use of Sentinel-1 and Sentinel-2 data and open-source machine learning algorithms for land cover mapping in a Mediterranean region, European Journal of Remote Sensing, \(2022\), 55\(1\): 52-70](#)
- [16] [Ιστοσελίδα] [Google Earth Engine | Sentinel-2 Cloud Masking with s2cloudless, από J. Braaten \(2023\)](#)
- [17] [Ιστοσελίδα] [sentinels.copernicus.eu | Level-2A Algorithm Overview](#)
- [18] [Οδηγός χρήστη] [Atmospheric / Topographic Correction for Satellite Imagery, από R. Richter, κ.ά. \(2012\)](#)
- [19] [Δημοσίευση] [B. Mayer, κ.ά. Technical Note: The libRadtran Software Package for Radiative Transfer Calculations - Description and Examples of Use, Atmospheric Chemistry and Physics, \(2005\), 5\(7\):1855-1877](#)
- [20] [Δημοσίευση] [M. Wessel, κ.ά. Evaluation of Different Machine Learning Algorithms for Scalable Classification of Tree Types and Tree Species Based on Sentinel-2 Data, Remote Sensing, \(2018\), 10\(9\):19-21](#)
- [21] [Δημοσίευση] [D. G. Hadjimitsis, κ.ά. Atmospheric correction for satellite remotely sensed data intended for agricultural applications: impact on vegetation indices, Natural Hazards and Earth System Science, \(2010\), 10\(1\):89-95](#)
- [22] [Δημοσίευση] [S. E. Franklin, κ.ά. Incorporating texture into classification of forest species composition from airborne multispectral images, International Journal of Remote Sensing, \(2000\), 21\(1\):61-79](#)
- [23] [Δημοσίευση] [F. E. Fassnacht, κ.ά. Review of studies on tree species classification from remotely sensed data, Remote Sensing of Environment, \(2016\), 186:64-87](#)
- [24] [Ιστοσελίδα] [land.copernicus.eu | CORINE Land Cover](#)
- [25] [Άρθρο] [Woodland trust | What are broadleaf and conifer trees?](#)

- [26] [Οδηγός χρήστη] [European Environment Agency. Corine Land Cover nomenclature guidelines, από B. Kosztra, κ.ά. \(2019\)](#)
- [27] [Δημοσίευση] [J. Al-doski, κ.ά. Image Classification in Remote Sensing, Journal of Environment and Earth Science, \(2013\), 3\(10\):147](#)
- [28] [Βιβλίο] [Schubert G. \(2015\). Treatise on Geophysics \(2nd edition\), 978-0444538024, Elsevier](#)
- [29] [Βιβλίο] [Richards J. A. \(2013\). Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction \(5th edition\), 978-3642300615, Springer Verlag](#)
- [30] [Βιβλίο] [Miller D. M., κ.ά. \(1995\). Computer and Geosciences, Elsevier, 21\(3\): 353-445](#)
- [31] [Δημοσίευση] [Γ. Μουντράκης, κ.ά. Support vector machines in remote sensing: A review, Elsevier, \(2011\), 66\(3\):247-259](#)
- [32] [Δημοσίευση] [D. Nasien, κ.ά. Statistical Learning Theory and Support Vector Machines, Secind International Conference on Computer Research and Development ICCRD 2010, \(2010\), 1:760-764](#)
- [33] [Δημοσίευση] [M. Pal, κ.ά. Support vector machines for classification in remote sensing, International Journal of Remote Sensing, \(2005\), 26\(5\):1007-1011](#)
- [34] [Δημοσίευση] [Vapnik V., κ.ά. Support-Vector Networks, Machine Learning, \(1995\), 20:273-297](#)
- [35] [Δημοσίευση] [Hsu C.W., κ.ά. A Practical Guide to Support Vector Classification, CiteSeer, \(2016\), 1:15-16](#)
- [36] [Ιστοσελίδα] [NV5 | Using ENVI](#)
- [37] [Δημοσίευση] [C. Wang, κ.ά. Supervised Classification High-Resolution Remote-Sensing Image Based on Interval Type-2 Fuzzy Membership Function, Remote Sensing, \(2018\), 10\(5\):710](#)
- [38] [Ιστοσελίδα] [GPS 216 | Accuracy Metrics](#)
- [39] [Δημοσίευση] [P. Mohammadpour, κ.ά. Vegetation Mapping with Random Forest Using Sentinel 2 and GLCM Texture Feature—A Case Study for Lousã Region, Portugal, Remote Sensing, \(2022\), 14\(18\):18-20](#)
- [40] [Δημοσίευση] [Ahmed A κ.ά. Mahalanobis distance and maximum likelihood based classification for identifying tobacco in Pakistan, RAST 2015 – Proceedings of](#)

[7th International Conference on Recent Advances in Space Technologies, \(2015\), 255-260](#)

[41] [Ιστοσελίδα] [Copernicus.eu | Image of the day Evia Wildfire, Greece \(09/08/2021\)](#)