



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
UNIVERSITY OF WEST ATTICA

Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών Γεωχωρικές Τεχνολογίες
Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία

**Αποτύπωση θαλάσσιου πυθμένα του όρμου Αρτέμιδος
Ανατολικής Αττικής μέσω τεχνικών ταξινόμησης
δορυφορικών πολυφασματικών εικόνων σε συνδυασμό με
μετρήσεις πεδίου**

Μάριος Σγούρος

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ &
ΓΕΩΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Επιβλέπων Εμμανουήλ Οικονόμου

Αιγάλεω 2021

Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών Γεωχωρικές Τεχνολογίες
Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία

**Αποτύπωση θαλάσσιου πυθμένα του όρμου Αρτέμιδος
Ανατολικής Αττικής μέσω τεχνικών ταξινόμησης
δορυφορικών πολυφασματικών εικόνων σε συνδυασμό με
μετρήσεις πεδίου**

Μάριος Σγούρος

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ &
ΓΕΩΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Επιβλέπων Εμμανουήλ Οικονόμου

Η επιτροπή αξιολόγησης

Αναστάσιος Κεσίδης

Νικόλαος Μερλέμης

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος Μάριος Σγούρος του Δημητρίου, με αριθμό μητρώου 1711 φοιτητής του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών «Γεωχωρικές Τεχνολογίες» του Τμήματος Μηχανικών Τοπογραφίας και Γεωπληροφορικής της Σχολής Μηχανικών του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, δηλώνω ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της μεταπτυχιακής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της, είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος.

Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του πτυχίου μου».

Ο Δηλών

Ευχαριστίες

Με την ολοκλήρωση της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας με τίτλο «Αποτύπωση θαλάσσιου πυθμένα του όρμου Αρτέμιδος Ανατολικής Αττικής μέσω τεχνικών ταξινόμησης δορυφορικών πολυφασματικών εικόνων σε συνδυασμό με μετρήσεις πεδίου», θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες σε όλους όσους συνέβαλαν στην εκπόνησή της.

Οφείλω ένα θερμό ευχαριστώ στον επιβλέποντα καθηγητή μου, κο Οικονόμου Εμμανουήλ, για την υποστήριξη και καθοδήγηση καθ' όλη τη διάρκεια της συνεργασίας μας καθώς και για τον ενθουσιασμό του προς το πρόσωπο μου από την πρώτη στιγμή.

Επίσης ευχαριστίες απευθύνω στους κο Γκιώνη Γεώργιο για την παραχώρηση του εξοπλισμού και στον κο Κουρλιάφτη Ιωάννη για τη διάθεση του σκάφους, χωρίς τη βοήθεια των οποίων δε θα είχε ολοκληρωθεί η παρούσα μελέτη.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και τη Γιούλα για την υποστήριξη και την κατανόησή τους σε αυτό το εγχείρημά μου.

Περίληψη

Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία εκπονήθηκε στο πλαίσιο του Μεταπτυχιακού Προγράμματος «Γεωχωρικές Τεχνολογίες» του τμήματος Μηχανικών Τοπογραφίας και Γεωπληροφορικής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής και έχει ως στόχο την ταξινόμηση του θαλάσσιου πυθμένα του όρμου Αρτέμιδος Ανατολικής Αττικής.

Αν και η έννοια της ταξινόμησης δεν αποτελεί νέα ιδέα για την κοινότητα της Τηλεπισκόπησης, τα τελευταία χρόνια έχει δοθεί ιδιαίτερη έμφαση στην εφαρμογή της στο θαλάσσιο περιβάλλον, όπου απαιτεί επιπλέον επεξεργασία και μέθοδοι ταξινόμησης οι οποίες επιτύγχαναν μεν στην ξηρά, αλλά στην θάλασσα επαναπροσδιορίζονται. Με γνώμονα την βιβλιογραφία, η παρούσα εργασία καλείται να ξεπεράσει αυτά τα εμπόδια και να καταλήξει στην ταξινόμηση της περιοχής μελέτης έκτασης περίπου 2,68km² χρησιμοποιώντας δορυφορικά δεδομένα Sentinel-2. Δόθηκε έμφαση στα στάδια προ-επεξεργασίας της εικόνας και κυρίως σε εκείνα που αναφέρονται στην αφαίρεση του φαινομένου λάμπης (sunglint) και στην διόρθωση της στήλης ύδατος. Για τις ανάγκες των παραπάνω δημιουργήθηκαν βοηθητικά scripts σε γλώσσα Python, τα οποία επιτάχυναν τις διαδικασίες εξαγωγής των αποτελεσμάτων.

Αναπόσπαστο κομμάτι της παρούσας έρευνας αποτελούν οι υπαίθριες εργασίες που πραγματοποιήθηκαν για την συλλογή των δεδομένων αναφοράς και αξιολόγησης των αποτελεσμάτων. Από την ανάλυσή τους προέκυψαν πέντε κλάσεις ταξινόμησης από τις οποίες οι δύο ήταν μικτού υποστρώματος: α) άμμος, β) Ποσειδωνία, γ) βράχια, δ) βράχια με Ποσειδωνία, και ε) άμμος με Ποσειδωνία. Δημιουργήθηκαν δύο σενάρια ταξινόμησης με μπλοκ εκπαίδευσης 2x2 και 3x3, αντίστοιχα. Από τους διαθέσιμους αλγόριθμους ταξινόμησης επιλέχθηκαν ο Artificial Neural Network, ο Random Forest και ο Support Vector Machine και μελετήθηκε η συμπεριφορά τους στην υποθαλάσσια ταξινόμηση. Συμπερασματικά, από τους τρεις αλγόριθμους, οι Random Forest και Support Vector Machine σε μπλοκ εκπαίδευσης 3x3 έδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα, ενώ ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσίασε και η ανάλυση της συμπεριφοράς των κλάσεων μικτού υποστρώματος στους αλγόριθμους που επιλέχθηκαν.

Λέξεις κλειδιά: Τηλεπισκόπηση, υποθαλάσσια ταξινόμηση, Sentinel-2, Ανατολική Αττική, διόρθωση φαινομένου λάμπης, διόρθωση στήλης νερού, Python script.

Abstract

The present dissertation aims at classifying benthic habitats in the coastal region of Artemida in East Attica, Greece by using satellite and in situ data. Although the process of classification is widely known in remote sensing and mostly used in land analysis, in recent years the scientific community has turned its attention to finding new methods for the implementation of classification process into marine areas. The procedures that include water analysis demand further data processing and classification methods that may succeed in land, however, in the occasion of water they become more complex and need to be redefined. This study uses a Sentinel-2 image and in the light of the existing bibliography we build the method to overpass those demands and reaches the main purpose, which is the classification of benthic habitats in an area of approximately 2.68km². Attention is given to the pre-processing of the satellite image and especially on sunglint removal and water column correction. For the above-mentioned purpose. Supplementary Python scripts were written to ease the calculations of the mathematical expressions. In-situ measurements comprise integral part of the study and were held to obtain both reference-training and validation data to assess the results. In total five benthic classes were created, of which two referred to mixed seabed: i) sand, ii) Posidonia, iii) rocks, iv) rocks with Posidonia and v) sand with Posidonia. The overall scope was to perform classification in two scenarios, with the first using a 2x2 training block and the second a 3x3 training block. From the available classifiers we chose the Artificial Neural Network (ANN), Random Forest (RF) and Support Vector Machine (SVM) algorithms. In conclusion, both Random Forest and Support Vector Machine using a 3x3 training block provided the highest overall accuracy, while classes with mixed seabed presented an equally mixed behavior when implementing the chosen classifiers. The study indicates the validity in using satellite data coupled with in situ measurements for classifying in particularly Posidonia meadows that represent a highly vulnerable but important environmental factor in the Eastern Mediterranean coastal areas that attract increased population density, socio-economic activity, recreation, and high estate value.

Keywords: remote sensing, benthic classification, seabed, Sentinel-2, East Attica, sunglint removal, water column correction, Python script.

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη.....	1
Abstract.....	2
ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	8
1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΗ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ.....	12
1.1 Βασικές έννοιες.....	12
1.2 Το ευρωπαϊκό πρόγραμμα Copernicus.....	14
1.3 Οι δορυφόροι Sentinel.....	15
1.3.1 Sentinel-2.....	16
2. ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ.....	20
2.1 Εισαγωγή.....	20
2.2 Στάδια Μηχανικής Μάθησης.....	21
2.3 Είδη Μηχανικής Μάθησης.....	22
2.3.1 Μηχανική Μάθηση και Τηλεπισκόπηση.....	23
2.4 Βαθιά Μάθηση και Τηλεπισκόπηση.....	25
3. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ.....	29
3.1 Τηλεπισκόπηση παράκτιων περιοχών.....	29
3.2 Προ-επεξεργασία εικόνων.....	30
3.2.1 Αφαίρεση σύννεφων.....	31
3.2.2 Ατμοσφαιρική διόρθωση.....	32
3.2.3 Φαινόμενο λάμψης.....	33
3.2.4 Διόρθωση στήλης ύδατος.....	38
3.3 Τεχνικές ταξινόμησης.....	41
3.3.1 Επιβλεπόμενη ταξινόμηση.....	42
3.3.2 Μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση.....	43
3.3.3 Υβριδική ταξινόμηση.....	44
3.3.4 Αντικειμενοστραφής ταξινόμηση.....	44
3.4 Εφαρμογή μεθοδολογιών ταξινόμησης στην περιοχή της Μεσογείου.....	46
4. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ.....	54
4.1 Περιγραφή περιοχής μελέτης.....	54
4.2 Πιέσεις παράκτιας ζώνης.....	55
4.2.1 Κλίμα.....	56
4.2.2 Υδάτινοι Πόροι.....	57
4.2.3 Αλιεία.....	58
4.2.4 Τουρισμός – Παραθερισμός.....	58
5. ΣΥΛΛΟΓΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	59
5.1 Εργασίες υπαίθρου.....	59
5.1.1 Εξοπλισμός.....	59
5.1.2 Μεθοδολογία.....	61
5.2 Δορυφορικά δεδομένα.....	64
5.3 Βυθομετρικά δεδομένα.....	65
6. ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	67
6.1 Προ-επεξεργασία δορυφορικής εικόνας.....	67
6.1.1 Ατμοσφαιρική διόρθωση.....	68
6.1.2 Δημιουργία μάσκας ξηράς.....	69
6.1.3 Αφαίρεση φαινομένου λάμψης.....	70
6.1.4 Διόρθωση στήλης ύδατος.....	71

6.2 Δημιουργία δεδομένων εκπαίδευσης και εκτίμησης.....	74
6.3 Ταξινόμηση.....	76
7. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ.....	80
8. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ - ΣΥΖΗΤΗΣΗ.....	87
Βιβλιογραφία.....	92
Παράρτημα Ι.....	97
Παράρτημα ΙΙ.....	98

Κατάλογος εικόνων

Εικόνα 1.1: Sentinel-2 χωρική ανάλυση 10m καναλιών B2, B3, B4 και B8 (E.S.A.).....	17
Εικόνα 1.2: Sentinel-2 χωρική ανάλυση 20m καναλιών B5, B6, B7, B8a, B11 και B12 (E.S.A.).....	17
Εικόνα 1.3: Sentinel-2 χωρική ανάλυση 60m καναλιών B1, B9 και B10 (E.S.A.).....	17
Εικόνα 1.4: Εύρος Η/Μ φάσματος με επίκεντρο το ορατό φάσμα (Κλούρας, 2015).....	18
Εικόνα 1.5: Μοντέλο δορυφόρου Sentinel-2 (wikipedia).....	19
Εικόνα 3.1: Γενικευμένη αναπαράσταση της προσλαμβάνουσας στον αισθητήρα ακτινοβολία ύστερα από απορρόφηση και σκέδαση στην ατμόσφαιρα και στο υδάτινο στοιχείο (Edwards, 1999).....	30
Εικόνα 3.2: Γραφική αναπαράσταση μεθοδολογίας Hedley et al. για τη διόρθωση του φαινομένου λάμψης (Hedley et. al, 2009).....	35
Εικόνα 3.3: Εντός της αντικειμενοστραφούς ιεράρχησης κάθε αντικείμενο της εικόνας συνδέεται με τα γειτονικά, τα υπέρ-αντικείμενα και τα υπό-αντικείμενα (Definiens Developers 7 – User Guide, σελ. 27).....	45
Εικόνα 3.4: Διάγραμμα μεθοδολογίας Traganos et al. όπου R _w η ανάκλαση την επιφάνεια της θάλασσας κι R _b η ανάκλαση στον πυθμένα (Traganos et. al, 2017).....	48
Εικόνα 3.5: Εικόνα 3.5: Αποτελέσματα των διαφορετικών σεναρίων που εφαρμόστηκαν. Α. Χωρίς ατμοσφαιρική διόρθωση. Β. Με ατμοσφαιρική διόρθωση. C. Με επιπλέον διόρθωση στήλης νερού. i. Αποτέλεσμα SVM του Α σεναρίου. ii. Αποτέλεσμα RF του Β σεναρίου. iii. Αποτέλεσμα SVM του C σεναρίου (Traganos et. al, 2017).....	48
Εικόνα 3.6: Ροή μεθοδολογίας Τοπουζέλης (Toufexis et. al, 2018).....	50
Εικόνα 3.7: Στάδια εργασιών μεθοδολογίας Τραγανού (Traganos et. al, 2018).....	52
Εικόνα 4.1: Με κόκκινο χρώμα εντοπίζεται η Δημοτική Κοινότητα Αρτέμιδας που αποτελεί την περιοχή μελέτης (wikipedia).....	54
Εικόνα 4.2: Ο Δήμος Αρτέμιδος και οι 14 Πολεοδομικές Ενότητες που την απαρτίζουν. (wikipedia).....	55
Εικόνα 5.1: Εναέρια λήψη περιοχής μελέτης με θέαση από Δύση προς Ανατολή.....	59
Εικόνα 5.2: Ο εξοπλισμός που χρησιμοποιήθηκε μαζί με τα παρελκόμενα.....	60
Εικόνα 5.3: Αριστερά: Turbo X ACT-360 Δεξιά: Sony Action Cam AS50B.....	60
Εικόνα 5.4: Συσχέτιση σημείων με φωτογραφίες από τις δύο κάμερες και δημιουργία ζευγών με ίδια περιγραφή.....	62
Εικόνα 5.5: Κατανομή σταθμών στην περιοχή μελέτης.....	64
Εικόνα 5.6: Απεικόνιση Natural Colours δορυφορικής εικόνας Sentinel-2 που χρησιμοποιήθηκε. Με κόκκινο πλαίσιο εντοπίζεται η περιοχή ενδιαφέροντος.....	65
Εικόνα 5.7: Απεικόνιση σε SingleBand Gray του ΨΒΜ από EMODnet που χρησιμοποιήθηκε για την παραγωγή της ισοβαθούς 15 η οποία έθεσε τα όρια της περιοχής μελέτης.....	66
Εικόνα 6.1: Ροή εργασιών που ακολουθήθηκε μέχρι την παραγωγή των δεικτών βάθους.....	67
Εικόνα 6.2: Η τελική δορυφορική εικόνα που χρησιμοποιήθηκε ύστερα από τη διαδικασία Resampling και Subset.....	69
Εικόνα 6.3: Για τον καλύτερο προσδιορισμό της μάσκας ξηράς χρησιμοποιήθηκε η πληροφορία από τη χονδρική ταξινόμηση quality_scene=water σε συνδυασμό με το δείκτη NDWI2. Αριστερά: η χονδρική ταξινόμηση. Δεξιά: η τελική μάσκα υπολογισμένη με καλύτερη ακρίβεια.....	70

Εικόνα 6.4: Αριστερά: τα δύο πολύγωνα που χρησιμοποιήθηκαν για τον υπολογισμό των ορίων της περιοχής μελέτης με ακρίβεια. Δεξιά: το αποτέλεσμα της αφαίρεσης των δύο πολυγώνων.....	70
Εικόνα 6.5: Για ένα ζευγάρι μετασχηματισμένων καναλιών, οι τιμές των εικονοστοιχείων θα βρίσκονται πάνω στην ίδια γραμμή (κλίση) για τον ίδιο τύπο υποστρώματος ανεξάρτητα από το βάθος στο οποίο βρίσκονται (T. Vanderstraete and R. Goossens and T. Ghabour, 2003).....	72
Εικόνα 6.6: Τα ζεύγη καναλιών που επιλέχθηκαν ήταν B2-B3 ($R^2=0.61$), B2-B4 ($R^2=0.44$) και B3-B4 ($R^2=0.78$).....	73
Εικόνα 6.7: «Ανακατασκευασμένες εικόνες». Αριστερά: DII(B2B3). Δεξιά: DII(B3B4).....	73
Εικόνα 6.8: Αποτέλεσμα ταξινόμησης με τον ANN και μπλοκ εκπαίδευσης 2x2.....	77
Εικόνα 6.9: Αποτέλεσμα ταξινόμησης με τον ANN και μπλοκ εκπαίδευσης 3x3.....	77
Εικόνα 6.10: Αποτέλεσμα ταξινόμησης με τον RF και μπλοκ εκπαίδευσης 2x2.....	78
Εικόνα 6.11: Αποτέλεσμα ταξινόμησης με τον RF και μπλοκ εκπαίδευσης 3x3.....	78
Εικόνα 6.12: Αποτέλεσμα ταξινόμησης με τον SVM και μπλοκ εκπαίδευσης 2x2.....	79
Εικόνα 6.13: Αποτέλεσμα ταξινόμησης με τον SVM και μπλοκ εκπαίδευσης 3x3.....	79

Κατάλογος πινάκων

Πίνακας 1.1: Συγκεντρωτικός πίνακας διαθέσιμων καναλιών Sentinel-2 (E.S.A.).....	18
Πίνακας 1.2: Προϊόντα Sentinel-2 από τα οποία διαθέσιμα για το κοινό είναι εκείνα με την κωδική ονομασία L1-C και L2-A.....	19
Πίνακας 3.1: Συγκεντρωτικός πίνακας μεθοδολογιών και προϋποθέσεων διόρθωσης στήλης νερού.....	41
Πίνακας 3.2 Αριθμός πολυγώνων και εικονοστοιχείων που εφαρμόστηκαν ανά κλάση για περιοχή μελέτης ~40951km ² (Traganos et. al, 2018).....	51
Πίνακας 5.1: Συνολικά καταγράφηκαν 32 σταθμοί όπου ύστερα από τη δημιουργία ζευγών φωτογραφιών αποδόθηκε η αντίστοιχη περιγραφή.....	63
Πίνακας 6.1: Αριθμός εικονοστοιχείων ανά κλάση που συμμετείχαν στο στάδιο της εκπαίδευσης του μοντέλου και κατά την εκτίμηση των αποτελεσμάτων.....	75
Πίνακας 7.1: Πίνακας σύγκρισης Artificial Neural Network 2x2.....	81
Πίνακας 7.2: Πίνακας σύγκρισης Artificial Neural Network 3x3.....	82
Πίνακας 7.3: Πίνακας σύγκρισης Random Forest 2x2.....	83
Πίνακας 7.4: Πίνακας σύγκρισης Random Forest 3x3.....	84
Πίνακας 7.5: Πίνακας σύγκρισης Support Vector Machine 2x2.....	85
Πίνακας 7.6: Πίνακας σύγκρισης Support Vector Machine 3x3.....	86
Πίνακας 8.1: Κατανομή εικονοστοιχείων και ποσοστό κάλυψης κλάσεων RF 3x3.....	91

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα παράκτια οικοσυστήματα αποτελούν περιοχές εξαιρετικά πολύτιμες και υψηλής περιβαλλοντικής και κοινωνικο-οικονομικής σημασίας και δραστηριότητας όπου, λόγω των ρηχών νερών, η ηλιακή ακτινοβολία μπορεί να διεισδύσει μέχρι τον βυθό της θάλασσας. Τα υψηλά επίπεδα πρωτογενούς παραγωγικότητας στις παράκτιες περιοχές, σε συνδυασμό με τους κλιματικούς παράγοντες, διατηρούν την βιωσιμότητα του συνολικού οικοσυστήματος παρέχοντας πλούσια υποθαλάσσια βλάστηση (λιβάδια) που συναντάται σε όλες τις παράκτιες ζώνες παγκοσμίως, εκτός από την Ανταρκτική, και καταλαμβάνουν περίπου το 1/10 της επιφάνειας των μαλακών υποστρωμάτων με μέγιστο βάθος τα 50m. Γνωρίζοντας ότι το μεγαλύτερο ποσοστό παραγωγής οξυγόνου προέρχεται από αυτή τη βλάστηση, γίνεται εύλογα αντιληπτό ότι τα υποθαλάσσια λιβάδια, μαζί με τους κοραλλιογενείς ύφαλους, ανήκουν παγκοσμίως στην «κόκκινη λίστα» της Διεθνούς Ένωσης για τη Διατήρηση της Φύσης (IUCN).

Η Μεσόγειος αποτελούσε πάντα μία θάλασσα με έντονη ποικιλομορφία στην πανίδα και την χλωρίδα. Η Ευρωπαϊκή Ένωση σε μια προσπάθεια να προστατέψει και να διατηρήσει αυτή την ποικιλομορφία ίδρυσε το δίκτυο Natura 2000. *«Το Ευρωπαϊκό οικολογικό δίκτυο Natura 2000 είναι ένα δίκτυο ζωνών προστασίας της φύσης που εκτείνεται σε ολόκληρη την Κοινότητα και έχει ως στόχο να διασφαλίσει τη μακροπρόθεσμη διατήρησή των πιο πολύτιμων και των πλέον απειλούμενων ειδών και ενδιαιτημάτων της σε ικανοποιητικό επίπεδο»* (ΕΥΡΩΠΑΪΚΟ ΟΙΚΟΛΟΓΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ NATURA 2000, Υπουργείο Περιβάλλοντος και Ενέργειας).

Ένα από τα πολλά ενδιαιτήματα που προστατεύονται από το πρόγραμμα είναι η *Posidonia oceanica*, γνωστό και ως «γρασίδι του Ποσειδώνα» ή πιο απλά Ποσειδωνία. Αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους βιοδείκτες για την εκτίμηση της οικολογικής ποιότητας των θαλάσσιων οικοσυστημάτων. Στην Ευρωπαϊκή Ένωση (Οδηγία 92/43/ΕΟΚ) τα λιβάδια Ποσειδωνίας θεωρούνται οικότοποι προτεραιότητας και για την προστασία τους προβλέπεται η ένταξή τους στο ευρωπαϊκό οικολογικό δίκτυο Natura 2000.

Η Ποσειδωνία είναι ενδημικό είδος και συναντάται μόνο στην Μεσόγειο θάλασσα και τις παρακείμενες ακτές του Ατλαντικού. Η ιδιαιτερότητα που παρουσιάζει

έγκειται στο γεγονός ότι ανήκει στα αγγειόσπερμα, είναι δηλαδή φυτό κι όχι φύκος καθώς φέρει όλα τα χαρακτηριστικά των φυτών, όπως ρίζες, βλαστούς, φύλλα και άνθη. Η Ποσειδωνία είναι ένα εξαιρετικά εκλεκτικό είδος με αυστηρές οικολογικές απαιτήσεις (διαύγεια, oligotροφισμός, καλή ανανέωση των υδάτινων μαζών, απουσία ρύπων κ.ά, (WWF, χ.η). Όπως όλα τα φυτά χρειάζεται τον ήλιο, ένας από τους κυριότερους παράγοντες εξάπλωσης των λιβαδιών Ποσειδωνίας αποτελεί η ηλιακή ακτινοβολία. Στην θάλασσα, τα αναγκαία αυτά επίπεδα ηλιοφάνειας δεν ξεπερνούν τα 40m, γεγονός που καθορίζει το μέγιστο βάθος στο οποίο αναπτύσσεται η Ποσειδωνία. Σε περιπτώσεις όπου τα ύδατα είναι διαυγή (συχνό φαινόμενο ιδιαίτερα στην ανατολική λεκάνη της Μεσογείου) και η ηλιακή ακτινοβολία μπορεί να διεισδύσει βαθύτερα, τότε έχει παρατηρηθεί η ύπαρξη της Ποσειδωνίας και σε βάθη που φτάνουν τα 50m. Επιπλέον, η δέσμευση της ηλιακής ακτινοβολίας από το φύλλωμα της Ποσειδωνίας οδηγεί στην διαδικασία της φωτοσύνθεσης δεσμεύοντας σημαντικές ποσότητες διοξειδίου του άνθρακα CO₂ και εμπλουτίζοντας τα ύδατα και την ατμόσφαιρα με οξυγόνο. Δεν είναι τυχαίο το γεγονός ότι *«κάθε τετραγωνικό μέτρο ενός υγιούς λιβαδιού παράγει μέχρι και 20 λίτρα οξυγόνου την ημέρα»* (WWF, χ.η). Υπολογίζεται ότι το 60% του συνολικού οξυγόνου που αποδεσμεύεται στην γήινη ατμόσφαιρα προέρχεται γενικά από την θαλάσσια βλάστηση.

Εκτός όμως από την τεράστια προσφορά της Ποσειδωνίας στην παραγωγή οξυγόνου, τα φύλλα των σχηματιζόμενων λιβαδιών μειώνουν την ενέργεια των κυμάτων και οι ρίζες τους δεσμεύουν και σταθεροποιούν το υπόστρωμα προστατεύοντάς το από την διάβρωση. Επιπλέον, λειτουργούν ως ιζηματοπαγίδες που απομακρύνουν ρυπογόνους οργανισμούς παρέχοντας καθαρότερα ύδατα. Τέλος, τα λιβάδια Ποσειδωνίας αποτελούν πηγή τροφής και μέρος καταφυγίου για πολλούς θαλάσσιους οργανισμούς, όπως χελώνες, αχινοί, καβούρια κ.ά, οι οποίοι τρέφονται από τα φύλλα της και φιλοξενούνται εκεί με σκοπό την αναπαραγωγή τους.

Απαιτείται επομένως χωρο-χρονικά η ολοκληρωμένη καταγραφή και μελέτη της μεταβολής αυτών των οικοσυστημάτων με σκοπό την ανάπτυξη και αξιολόγηση διαχειριστικών προγραμμάτων για την προστασία τους. Δυστυχώς, παρόλο που κατέχουν πρωταρχικό ρόλο στην περιβαλλοντική ισορροπία ολόκληρου του πλανήτη, παρουσιάζουν πτωτική τάση ως προς την επιφάνεια κάλυψης. Βασικός παράγοντας που

δεν επιτρέπει την εκτίμηση αυτής της τάσης είναι η ανεπάρκεια ή ακόμα και η απουσία δεδομένων σχετικά με την κατανομή τους (Τραγανός, 2017).

Για την χαρτογράφηση αυτών των περιοχών έχουν εφαρμοστεί διάφορες μεθοδολογίες και τεχνικές. Οι επίγειες μετρήσεις έγκειται στο ότι πρέπει να πραγματοποιούνται επισκέψεις στην περιοχή μελέτης για την συλλογή δειγμάτων. Πρέπει όμως να γίνονται σε τακτά χρονικά διαστήματα και απαιτούν σημαντικό αριθμό προσωπικού για την κάλυψη μεγάλων περιοχών, με αποτέλεσμα το κόστος να αυξάνεται. Αντίθετα, η Τηλεπισκόπηση δεν χρειάζεται την πολλαπλή και συνεχή επίσκεψη στο πεδίο, ενώ το κόστος απόκτησης δεδομένων είναι σημαντικά μικρότερο σε σχέση με την πραγματοποίηση επίγειων μετρήσεων. Ειδικότερα η δορυφορική Τηλεπισκόπηση συνιστά μία από τις σημαντικότερες μεθόδους αναγνώρισης, χαρτογράφησης και ελέγχου της υποθαλάσσιας βλάστησης λόγω της αποτελεσματικότητας που προσφέρει, τόσο σε χώρο όσο και σε χρόνο. Ήδη σήμερα, η ερευνητική κοινότητα έχει στρέψει το ενδιαφέρον της στην εύρεση σύγχρονων λύσεων που καλύπτουν αυτή την ανάγκη συνδυάζοντας την πληροφορία που μπορεί να εξαχθεί μέσω της Τηλεπισκόπησης με τις τεχνικές της Μηχανικής Μάθησης.

Πάνω σε αυτή την σύνδεση των *in-situ* μετρήσεων και δορυφορικών δεδομένων στηρίχθηκε η συγκεκριμένη εργασία με απώτερο στόχο την υποθαλάσσια ταξινόμηση στην περιοχή μελέτης όρμου Αρτέμιδας της Ανατολικής Αττικής. Η έρευνα ακολούθησε την κοινή γραμμή των Ελεύθερων Δεδομένων και Ελεύθερων Λογισμικών Ανοικτού Κώδικα. Για τον σκοπό αυτό, χρησιμοποιήθηκαν δορυφορικά δεδομένα από το ευρωπαϊκό πρόγραμμα Copernicus και η επεξεργασία τους έγινε μέσω των λογισμικών SNAP, QGIS και SAGA GIS.

Η εργασία δομείται σε δύο ενότητες. Η πρώτη (Κεφάλαιο 1 – 4) αποτελεί το θεωρητικό υπόβαθρο ενώ η δεύτερη (Κεφάλαιο 5 - 7) αναλύει το ερευνητικό αντικείμενο. Πιο συγκεκριμένα:

- Στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται σύντομη αναφορά σε γενικές έννοιες που διέπουν την Τηλεπισκόπηση με εκτενής αναφορά στο πρόγραμμα Copernicus και στα χαρακτηριστικά των δορυφόρων Sentinel-2 από τον οποίο αντλήθηκαν δεδομένα.

- Το δεύτερο κεφάλαιο αφιερώνεται στη συμβολή της Μηχανικής Μάθησης στην επιστήμη της Τηλεπισκοπικής και στη στροφή της ερευνητικής κοινότητας προς αυτή την κατεύθυνση.
- Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η βιβλιογραφική ανασκόπηση σχετικά με τον τρόπο και τις μεθόδους προ-επεξεργασίας των δορυφορικών εικόνων πριν το στάδιο της ταξινόμησης, καθώς και την εφαρμογή των μεθοδολογιών αυτών στην ευρύτερη περιοχή της Μεσογείου.
- Στο τέταρτο κεφάλαιο χωροθετείται η περιοχή μελέτης στην Αρτέμιδα Αττικής και αναφέρονται οι σημαντικότερες πιέσεις της παράκτιας ζώνης.
- Στο πέμπτο κεφάλαιο περιγράφεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για τη συλλογή των δεδομένων και περιλαμβάνει τις μετρήσεις υπαίθρου, την επιλογή της δορυφορικής εικόνας και την απόκτηση βυθομετρικών στοιχείων για την περιοχή μελέτης. Προσδιορίζονται οι κλάσεις ταξινόμησης και διαχωρίζονται τα δείγματα εκπαίδευσης κι εκτίμησης.
- Το έκτο κεφάλαιο επικεντρώνεται στην επεξεργασία των συλλεχθέντων δεδομένων με έμφαση στα στάδια προ-επεξεργασίας της δορυφορικής εικόνας μέχρι το τελευταίο βήμα της ταξινόμησης.
- Το έβδομο κεφάλαιο περιλαμβάνει όλα τα αποτελέσματα καθώς και τα συμπεράσματα της έρευνας. Επιπλέον, γίνεται ανασκόπηση της μελέτης και αναφέρονται προβληματισμοί κι εμπόδια που συναντήθηκαν.

Τέλος, η εργασία ολοκληρώνεται παραθέτοντας Παράρτημα όπου αναφέρεται η σημασία της Ποσειδωνίας και η σπουδαιότητα χαρτογράφησης της στα ελληνικά ύδατα. Επιπλέον, περιλαμβάνεται ο κώδικας που κατασκευάστηκε σε γλώσσα Python για την απλοποίηση των υπολογιστικών πράξεων που απαιτούνταν στο έκτο κεφάλαιο.

1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΗ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ

1.1 Βασικές έννοιες

Παρόλο που ο όρος Τηλεπισκόπηση μπορεί να γενικευθεί σε οποιαδήποτε τεχνική καταγραφής και παρατήρησης από απόσταση, η έννοια η οποία έχει κυριαρχήσει είναι εκείνη που συνδέεται με τις δορυφορικές εικόνες. Ουσιαστικά, η ανάπτυξη των δορυφόρων οδήγησε στην εξέλιξη της δορυφορικής Τηλεπισκόπησης συσχετίζοντας πλέον άμεσα τον όρο «Τηλεπισκόπηση» με τη λέξη «δορυφόρος».

Σε αντίθεση με τα υπόλοιπα συστήματα παρατήρησης της επιφάνειας της γης, οι δορυφόροι έχουν μία σταθερή περιοδική τροχιά γεγονός που εύκολα καθιστά γνωστή τη θέση τους σε μία καθορισμένη περίοδο και τοποθεσία.

Συνοπτικά, διακρίνονται δύο ειδών δορυφόροι ανάλογα με την τροχιά τους (Perakis et al., 2015):

- ***Ηλιοσύγχρονοι δορυφόροι***

Οι δορυφόροι αυτού του είδους είναι τοποθετημένοι κατά τέτοιο τρόπο ώστε οι συνθήκες φωτισμού να είναι οι ίδιες κατά το πέρασμά τους από μία περιοχή και να μην επηρεάζονται από τη σχετική θέση του ήλιου. Δορυφόροι που είναι εφοδιασμένοι με συστήματα παθητικών αισθητήρων, εξαρτώνται από το ηλιακό φως και κατ' επέκταση από την τροχιά γύρω από τη γη. Οι τροχιές των δορυφόρων αυτών θα πρέπει να είναι προσαρμοσμένες στην εναλλαγή ημέρας – νύχτας καθώς χρειάζονται την ακτινοβολία του φωτός που προέρχεται από τον ήλιο και ανακλάται στη γη. Για να είναι συγκρίσιμες οι εικόνες που καταγράφονται σε μία δεδομένη χρονική περίοδο θα πρέπει οι συνθήκες φωτισμού να είναι ίδιες. Αυτό συνεπάγεται ότι οι λήψεις θα πρέπει να πραγματοποιούνται την ίδια τοπική ώρα της ημέρας, ώστε ο μεν ήλιος να βρίσκεται στο ίδιο σημείο του ορίζοντα και η δε τροχιά του δορυφόρου να διατηρεί την ίδια γωνία ως προς το φως του ήλιου. Η Τηλεπισκόπηση χρησιμοποιεί κυρίως τέτοιου είδους δορυφόρους σε πολική τροχιά με σχεδόν καθολική κάλυψη της γης.

- ***Γεωστατικοί δορυφόροι***

Οι γεωστατικοί δορυφόροι ακολουθούν τους παράλληλους της γης κι έχουν περίοδο τροχιάς 24 ώρες. Με μέσο υψόμετρο από την επιφάνεια της γης τα 36.000 Km φαίνονται ακίνητοι προσφέροντας ως σπουδαιότερα πλεονεκτήματα την διαρκή παρατήρηση της ίδιας περιοχής και την μεγάλη επιφάνεια κάλυψης. Τέτοιου είδους χαρακτηριστικά βρίσκουν κυρίως εφαρμογή στον τομέα της τηλεπικοινωνίας και της μετεωρολογίας.

Παράλληλα όμως με το είδος του δορυφόρου, το είδος της πληροφορίας που συλλέγεται εξαρτάται από τον αισθητήρα ανίχνευσης και καταγραφής (remote sensor). Δύο βασικές κατηγορίες αισθητήρων που βρίσκονται στους δορυφόρους είναι τα παθητικά και τα ενεργητικά συστήματα τηλεπισκόπησης (Perakis et al., 2015):

- ***Παθητικοί δέκτες***

Οι παθητικοί δέκτες (passive sensors) δεν εκπέμπουν οι ίδιοι ακτινοβολία αλλά καταγράφουν και ανιχνεύουν την ηλιακή και θερμική ακτινοβολία που εκπέμπεται ή ανακλάται από την επιφάνεια καταγραφής στο ορατό και υπέρυθρο μήκος κύματος του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος. Συνήθως, είναι εφοδιασμένοι με έναν πολυφασματικό σαρωτή ο οποίος καταγράφει την ίδια περιοχή της γήινης επιφάνειας, την ίδια χρονική στιγμή και σε διαφορετικά μήκη κύματος, προσφέροντας με αυτόν τον τρόπο μία πολυφασματική δορυφορική εικόνα. Τα όργανα με τα οποία είναι εξοπλισμένοι αυτοί οι δορυφόροι καταγράφουν κυρίως την πληροφορία στο ορατό, εγγύς υπέρυθρο, θερμικό υπέρυθρο και τμήματα της περιοχής των μικροκυμάτων του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος.

- ***Ενεργητικοί δέκτες***

Οι ενεργητικοί δέκτες (active sensors), σε αντίθεση με τους παθητικούς, εκπέμπουν τη δική τους ακτινοβολία και καταγράφουν το επιστρεφόμενο σήμα ύστερα από την ανάκλαση, διάθλαση ή διάχυση που υπόκειται στο υπό μελέτη τμήμα της γήινης επιφάνειας ή ατμόσφαιρας. Κυριότερο πλεονέκτημά τους είναι η δυνατότητα καταγραφής υπό οποιεσδήποτε καιρικές συνθήκες καθώς μπορούν να διαπερνούν τα σύννεφα, την σχετική χαμηλή βροχόπτωση και το χιόνι. Επιπλέον, η διείσδυση του σήματος στο έδαφος επιτυγχάνεται μέχρι βάθους περίπου ενός μέτρου.

Αντιπροσωπευτικοί αισθητήρες αυτής της κατηγορίας είναι τα Ραντάρ Συνθετικού Ανοίγματος (SAR), με βασικό μειονέκτημα τη χαμηλή εκπεμπόμενη ακτινοβολία η οποία επιδέχεται επιπλέον παρεμβολές κι αλλοιώσεις κατά την επιστροφή του σήματος στον αισθητήρα.

1.2 Το ευρωπαϊκό πρόγραμμα Copernicus

Με πρωτοβουλία της Επιτροπής Ευρωπαϊκών Κοινοτήτων (European Commission) και σε συνεργασία με τον Ευρωπαϊκό Οργανισμό Διαστήματος (European Space Agency) δημιουργήθηκε το Ευρωπαϊκό Πρόγραμμα Copernicus το οποίο αποτελεί την συνέχεια του προγράμματος GMES (Global Monitoring for Environment and Security) στηρίζοντας την λειτουργία του σε υπάρχουσες ευρωπαϊκές και εθνικές προδιαγραφές (Perakis et al., 2015).

Το πρόγραμμα έχει ως βασικό σκοπό την μελέτη και παρακολούθηση της επιφάνειας της γης, τόσο σε ξηρά όσο και σε θάλασσα, της ατμόσφαιρας, της κλιματικής αλλαγής, την διαχείριση έκτακτων καταστάσεων και την ασφάλεια. Εξυπηρετεί ένα ευρύ πεδίο εφαρμογών ξεκινώντας από την διαχείριση αστικών περιοχών, την γεωργία, την ιχθυολογία/αλιεία, την δασολογία, την προστασία του περιβάλλοντος, φτάνοντας μέχρι την πολιτική προστασία που αφορά την παρακολούθηση συνόρων (border surveillance) και τις θαλάσσιες επιχειρήσεις (maritime surveillance). Επιπλέον, το πρόγραμμα Copernicus συμβάλλει στην πρόληψη έκτακτων καταστάσεων όπως είναι οι πλημμύρες και οι δασικές πυρκαγιές. Συγκεκριμένα, η υπηρεσία διαχείρισης καταστάσεων έκτακτης ανάγκης Copernicus της Ε.Ε έχει ενεργοποιηθεί επανειλημμένα για την αντιμετώπιση καταστάσεων έκτακτης ανάγκης που αφορούν δασικές πυρκαγιές. Μόνο το 2018, 139 δορυφορικοί χάρτες βοήθησαν τις αρχές της Ε.Ε και των κρατών μελών να εντοπίσουν και να αξιολογήσουν τις περιοχές που επλήγησαν περισσότερο, να εκτιμήσουν την γεωγραφική έκταση των πυρκαγιών και να αξιολογήσουν την σοβαρότητα και την έκταση των ζημιών (Πηγή: Δελτίο τύπου «Λειτουργία του μηχανισμού καταπολέμησης των δασικών πυρκαγιών στην Ευρώπη», Βρυξέλλες, Ιούλιος 2019). Πρόσφατο παράδειγμα αποτελεί η χαρτογράφηση της έκτασης που καταστράφηκε και τις ζημιές που προκλήθηκαν από τη μεγάλη πυρκαγιά στην Εύβοια τον Αύγουστο του 2019.

Η αποτελεσματική λειτουργία του προγράμματος στηρίζεται στην ακριβή και έγκαιρη χρησιμοποίηση δεδομένων από δορυφόρους παρατήρησης της γης και άλλες πηγές για την παροχή βασικών υπηρεσιών και πληροφοριών. Τα δεδομένα από τους δορυφόρους Sentinel, που αναπτύχθηκαν ειδικά για τις ανάγκες του προγράμματος, διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στην ευρωπαϊκή έρευνα και ανάπτυξη, εκπληρώνοντας την ανάγκη για συνεχή και ανεξάρτητη πηγή δεδομένων υψηλής ποιότητας. Από την εκτόξευση του Sentinel-1A το 2014, στόχος της Ε.Ε είναι η υλοποίηση διαδικασίας τοποθέτησης σε τροχιά ενός στόλου 20 δορυφόρων μέχρι το 2030.

1.3 Οι δορυφόροι Sentinel

Η σειρά δορυφόρων Sentinel του ευρωπαϊκού προγράμματος Copernicus αποτελείται αρχικά από τους Sentinel-1, Sentinel-2, Sentinel-3 με σκοπό την ενίσχυσή τους από τους Sentinel-4, Sentinel-5, Sentinel-5P και Sentinel-6. Στόχος τους είναι η παροχή ενός ολοκληρωμένου συνόλου παρατηρήσεων και δεδομένων, ξεκινώντας από τον Sentinel-1 ο οποίος είναι εφοδιασμένος με ραντάρ πολικής τροχιάς, ικανός να λειτουργεί ημέρα και νύχτα σε οποιοσδήποτε καιρικές συνθήκες. Ο Sentinel-2 σχεδιάστηκε ώστε να παρέχει πολυφασματικές εικόνες υψηλής ανάλυσης με αντίστοιχη υψηλή συχνότητα επισκεψιμότητας της υπό μελέτης περιοχή, ενώ ο Sentinel-3 περιλαμβάνει όργανα ικανά να μετρήσουν την επιφανειακή θερμοκρασία της γης, τόσο σε ξηρά όσο και σε θάλασσα, τις υψομετρικές διαφορές της θαλάσσιας επιφάνειας και τις χρωματικές αποχρώσεις των ωκεανών και της ξηράς με μεγάλη ακρίβεια. Οι Sentinel-4 και Sentinel-5, η εκτόξευση των οποίων έχει προγραμματιστεί μέχρι το 2021 (Copernicus, 2017), βασίζονται στην παρακολούθηση της ατμοσφαιρικής σύνθεσης από γεωστατική και πολική τροχιά, αντίστοιχα. Η αποστολή τους θα επικεντρώνεται στην ποιότητα του αέρα και σύμφωνα με τον Ευρωπαϊκό Οργανισμό Μετεωρολογικών Δορυφόρων (EUMETSAT, Future Satellites, 2015) τα δεδομένα προς καταγραφή θα σχετίζονται με το όζον, το διοξείδιο του αζώτου, το διοξείδιο του θείου, την φορμαλδεΐδη και την περιεκτικότητα σε αερολύματα, όπως η ομίχλη, ο καπνός, τα σύννεφα και η σκόνη.

Τέλος, ο Sentinel-6 (προγραμματισμένη εκτόξευση 21 Νοεμβρίου 2020 σύμφωνα με το Πρόγραμμα Copernicus) αποτελεί τον τελευταίο δορυφόρο του στόλου και θα είναι εφοδιασμένος με κατάλληλα όργανα για την καταγραφή του ύψους της

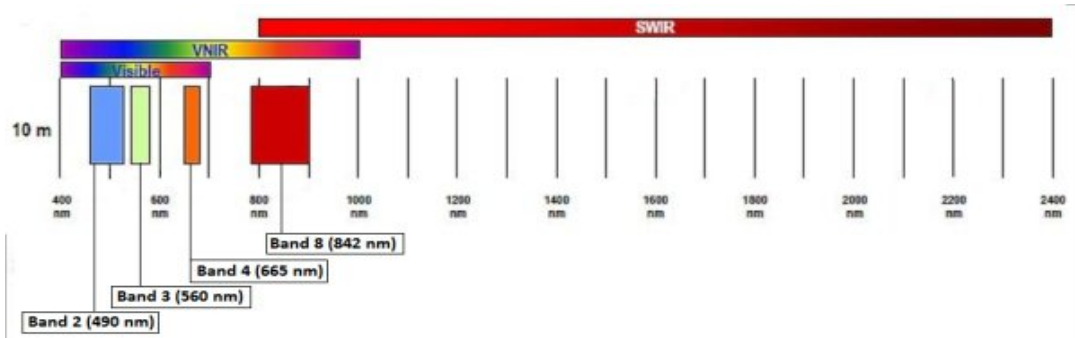
θάλασσας σε παγκόσμιο επίπεδο και την συλλογή δεδομένων που αφορούν τον τομέα της ωκεανογραφίας και κλιματικής αλλαγής.

1.3.1 Sentinel-2

Ο δεύτερος περιβαλλοντικός δορυφόρος της σειράς Sentinel που ανέπτυξε η E.S.A, ο Sentinel-2A (Ιούνιος 2015), αποτελεί συμπλήρωμα στις εικόνες ραντάρ από τον Sentinel-1, προσθέτοντας στο σύστημα περιβαλλοντικής παρακολούθησης της E.E την ικανότητα οπτικής απεικόνισης υψηλής ανάλυσης. Είναι εφοδιασμένος με όργανα πολυφασματικής απεικόνισης για την παρακολούθηση και διαχείριση του περιβάλλοντος γενικά και ειδικότερα για την μελέτη των υδάτων και υδρογραφικών δικτύων, της κάλυψης του εδάφους και της βλάστησης σε παράκτιες περιοχές. Η αποστολή Sentinel-2 βασίζεται σε έναν σχηματισμό που αποτελείται από δύο πανομοιότυπους δορυφόρους, τον Sentinel-2A και Sentinel-2B (Μάρτιος 2017), οι οποίοι έχουν τεθεί στην ίδια τροχιά αλλά σε απόσταση 180° μεταξύ τους. Αυτός ο σχηματισμός προσφέρει υψηλή συχνότητα επισκευσιμότητας της περιοχής ενδιαφέροντος κάθε 10 ημέρες, ενώ συνδυαστικά με τον πανομοιότυπο δορυφόρο του κάθε 5 ημέρες. Οι δύο δορυφόροι λειτουργούν ταυτόχρονα σε μέσο υψόμετρο 786 km και καλύπτουν έκταση που εκτείνεται από γεωγραφικό πλάτος -56° έως +84° (Copernicus, 2017). Η τοπική ώρα διέλευσης από τον Ισημερινό είναι 10:30 με σκοπό την ελαχιστοποίηση της νεφοκάλυψης και την ύπαρξη επαρκούς ηλιακού φωτός στην επιφάνεια της γης. Η επιλογή της ώρα διέλευσης δεν είναι τυχαία καθώς επιτυγχάνεται ο απρόσκοπτος συνδυασμός ιστορικών δεδομένων, από τις αποστολές των SPOT και Landsat, με τα δεδομένα από Sentinel-2.

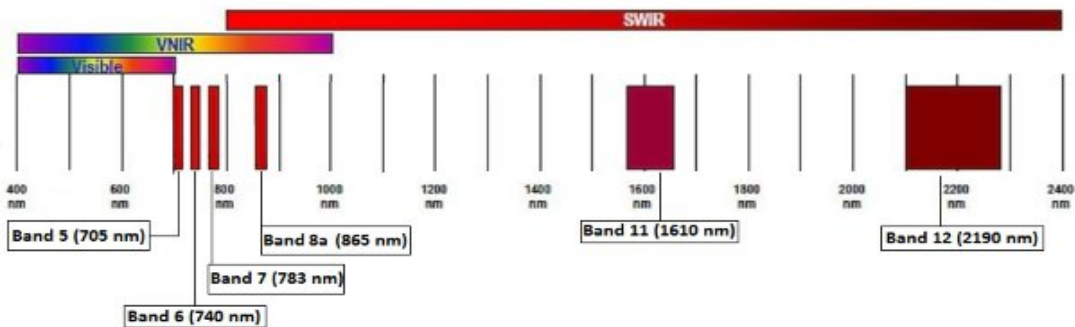
Ο Sentinel-2 (Εικόνα 1.5) είναι εφοδιασμένος με έναν πολυφασματικό δέκτη (MSI), τύπου push-broom («σκούπα»), με τριπλή διάταξη «αστιγματικών» φακών ο οποίος προσφέρει γωνία θέασης 20.6°, δημιουργώντας στο έδαφος μία ζώνη καταγραφής 290Km. Συνολικά, ο δέκτης ζυγίζει 275 κιλά και μπορεί να παρέχει εικόνες υψηλής διακριτικής ικανότητας σε 13 φασματικές ζώνες ως εξής:

- 4 φασματικές ζώνες με χωρική ανάλυση στα 10m από τις οποίες τρεις είναι στο ορατό (B2 490nm, B3 560nm, B4 665nm) και μία στο ορατό εγγύς υπέρυθρο (B8 842nm)



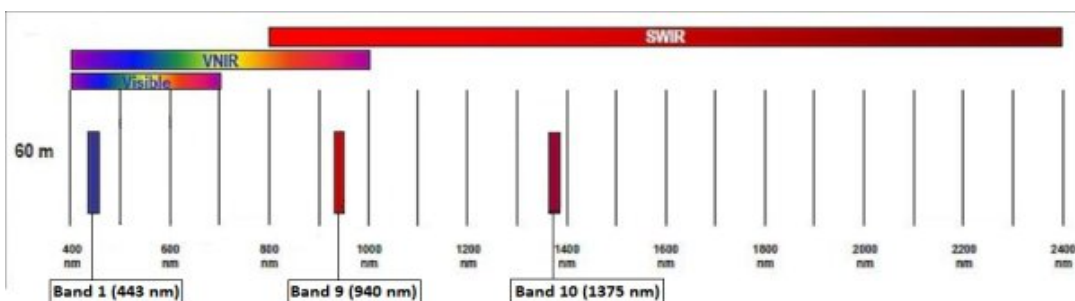
Εικόνα 1.1: Sentinel-2 χωρική ανάλυση 10m καναλιών B2, B3, B4 και B8 (E.S.A.)

- 6 φασματικές ζώνες στο υπέρυθρο με χωρική ανάλυση στα 20m (B5 705nm, B6 740nm, B7 783nm, B8a 865nm, B11 1610nm και B12 2190nm)

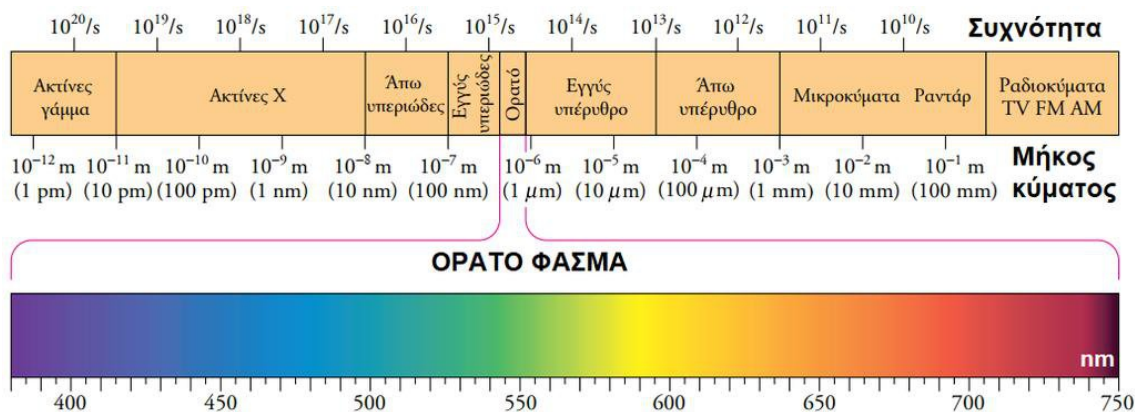


Εικόνα 1.2: Sentinel-2 χωρική ανάλυση 20m καναλιών B5, B6, B7, B8a, B11 και B12 (E.S.A.)

- 3 φασματικές ζώνες με χωρική ανάλυση στα 60m (B1 443nm, B9 940nm και B10 1375nm)



Εικόνα 1.3: Sentinel-2 χωρική ανάλυση 60m καναλιών B1, B9 και B10 (E.S.A.)



Εικόνα 1.4: Εύρος Η/Μ φάσματος με επίκεντρο το ορατό φάσμα (Κλούρας, 2015)

Πίνακας 1.1: Συγκεντρωτικός πίνακας διαθέσιμων καναλιών Sentinel-2 (E.S.A.)

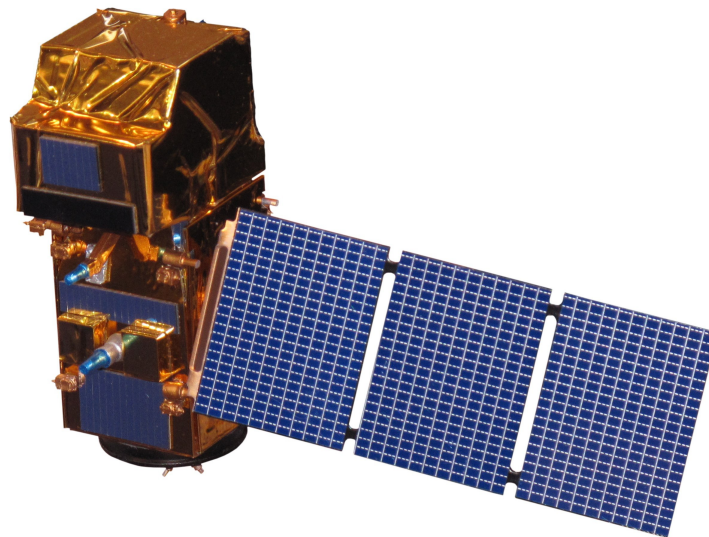
Sentinel-2 bands	Sentinel-2A		Sentinel-2B		Spatial resolution (m)
	Central wavelength (nm)	Bandwidth (nm)	Central wavelength (nm)	Bandwidth (nm)	
Band 1 – Coastal aerosol	442.7	21	442.2	21	60
Band 2 – Blue	492.4	66	492.1	66	10
Band 3 – Green	559.8	36	559	36	10
Band 4 – Red	664.6	31	664.9	31	10
Band 5 – Vegetation red edge	704.1	15	703.8	16	20
Band 6 – Vegetation red edge	740.5	15	739.1	15	20
Band 7 – Vegetation red edge	782.8	20	779.7	20	20
Band 8 – NIR	832.8	106	832.9	106	10
Band 8A – Narrow NIR	864.7	21	864	22	20
Band 9 – Water vapour	945.1	20	943.2	21	60
Band 10 – SWIR – Cirrus	1373.5	31	1376.9	30	60
Band 11 – SWIR	1613.7	91	1610.4	94	20
Band 12 – SWIR	2202.4	175	2185.7	185	20

Από τα προϊόντα του Sentinel-2 (Πίνακας 1.2) διαθέσιμα για το κοινό είναι μονάχα εκείνα με την κωδική ονομασία Level-1C και Level-2A. Η κύρια διαφορά τους έγκειται στο ότι τα πρώτα αναφέρονται σε προϊόντα που έχει πραγματοποιηθεί μετατροπή των εικόνων από τιμές ακτινοβολίας σε τιμές ανάκλασης εκτός της ατμόσφαιρας (Top of Atmosphere reflectance) ενώ στα δεύτερα εντός ατμόσφαιρας (Bottom of Atmosphere reflectance). Κατά την καταγραφή της πληροφορίας από τους δορυφορικούς δέκτες, η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία επηρεάζεται εξαιτίας της μεσολάβησης της ατμόσφαιρας και υπόκειται σε τροποποιήσεις, όπως η διάχυση, η διάθλαση και η απορρόφηση. Επομένως, τα προϊόντα Level-2A προέρχονται από τα

Level-1C και είναι απαλλαγμένα από τέτοιου είδους ατμοσφαιρικά σφάλματα. Κοινό χαρακτηριστικό των δύο προϊόντων είναι ότι αποτελούνται από πινακίδες ορθοεικόνων¹ διαστάσεων 100x100 km² με γεωαναφορά στο προβολικό σύστημα UTM/WGS84 (ESA, Sentinel-2 MSI Introduction).

Πίνακας 1.2: Προϊόντα Sentinel-2 από τα οποία διαθέσιμα για το κοινό είναι εκείνα με την κωδική ονομασία L1-C και L2-A

Πολυφασματικός Δέκτης (MSI)		
Level 1	Top Of the Atmosphere – Τιμές ακτινοβολίας (L1-B)	Top Of the Atmosphere – Τιμές ανάκλασης (L1-C)
Level 2	Bottom Of the Atmosphere – Τιμές ανάκλασης, ατμοσφαιρική διόρθωση (L2-A)	



Εικόνα 1.5: Μοντέλο δορυφόρου Sentinel-2 (wikipedia)

¹ Για την ορθοαναγωγή των εικόνων χρησιμοποιείται το ψηφιακό μοντέλο εδάφους PlanetDEM90 με ανάλυση 90m

2. ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

2.1 Εισαγωγή

Σε ένα γνωστικό σύστημα, δηλαδή σε ένα φυσικό ή τεχνητό σύστημα επεξεργασίας πληροφοριών με ικανότητα για αντίληψη, μάθηση και λήψη αποφάσεων, η έννοια της μάθησης συνδέεται με δύο βασικές ιδιότητες: α) την ικανότητα για επιπλέον απόκτηση γνώσης μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον, και β) την ικανότητά του να βελτιώνει τον τρόπο με τον οποίο εκτελεί μία ενέργεια – εργασία μέσω της επανάληψης. Για να επιτευχθεί όμως κάτι τέτοιο θα πρέπει να προσδιοριστούν με ακρίβεια οι παράμετροι που συντελούν προς σε αυτήν την βελτίωση.

Ο άνθρωπος, μέσω παρατηρήσεων, μαθαίνει να κατανοεί το περιβάλλον του και δημιουργεί μια απλοποιημένη εκδοχή του που ονομάζεται νοητικό μοντέλο (mental model). Η γνώση που προκύπτει από ένα τέτοιο μοντέλο ονομάζεται επαγωγική μάθηση (inductive learning). Επιπλέον, ο άνθρωπος έχει την δυνατότητα να επεξεργάζεται και να συσχετίζει τις παρατηρήσεις και τις εμπειρίες του δημιουργώντας νέες δομές που ονομάζονται πρότυπα (patterns). Αντίστοιχα, η δημιουργία προτύπων από ένα σύνολο δεδομένων μέσω ενός υπολογιστικού συστήματος ονομάζεται μηχανική μάθηση (machine learning, Georgouli, 2015).

Σύμφωνα με τον M. Mitchell (1997) *«ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέμε ότι μαθαίνει από την εμπειρία E ως προς κάποια κλάση εργασιών T και μέτρο απόδοσης P, αν η απόδοσή του σε εργασίες από το T, όπως μετριέται από το P, βελτιώνεται μέσω της εμπειρίας E.»*. Βάσει του ορισμού αυτού, η Μηχανική Μάθηση έχει ως σκοπό την δημιουργία αλγορίθμων οι οποίοι μέσω της εκτίμησης της προηγούμενης γνώσης βελτιώνουν κάθε φορά το αποτέλεσμα που παράγουν, αποτελώντας μία μέθοδο που χρησιμοποιείται για την επινόηση πολύπλοκων μοντέλων που οδηγούν στην πρόβλεψη. Τα μοντέλα αυτά επιτρέπουν στους αναλυτές να παράγουν αξιόπιστες αποφάσεις και αποτελέσματα, και να αναδείξουν αλληλο-συσχετίσεις μέσω της μάθησης από ιστορικές σχέσεις και τάσεις στα δεδομένα. Ένας πιο εναλλακτικός ορισμός εξηγεί πως *«Μηχανική Μάθηση ονομάζεται η ικανότητα ενός υπολογιστικού συστήματος να δημιουργεί μοντέλα και πρότυπα από ένα σύνολο δεδομένων»* (Georgouli, 2015).

Οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης, στο πέρασμα των χρόνων, έχουν παρουσιάσει εκπληκτική ανάπτυξη, και τα επιστημονικά πεδία που βασίζονται στις δυνατότητες που προσφέρει αυτή η τεχνολογία έχουν επωφεληθεί στο έπακρο. Μεταξύ των κλάδων, εκτός της ίδιας της Τεχνικής Νοημοσύνης, που αξιοποιούν τα οφέλη της Μηχανικής Μάθησης απαριθμούνται η Εξόρυξη Δεδομένων (Data mining), η Θεωρία της Πληροφορίας, οι Πιθανότητες και Στατιστική, η Αριθμητική Βελτιστοποίηση, η Αυτοκινητοβιομηχανία, η Υγεία και Πρόνοια, καθώς και εφαρμογές όπως η διαδικτυακή διαφήμιση, το μάρκετινγκ, η αναγνώριση ομιλίας και γραφικού χαρακτήρα, οι μηχανές αναζήτησης, η ρομποτική, η όραση υπολογιστών, η ανάκτηση πληροφορίας, τα ηλεκτρονικά παιχνίδια κ.ά. Φυσικά, ανεκτίμητη είναι η συνεισφορά της Μηχανικής Μάθησης στις Γεωεπιστήμες και στην Τηλεπισκόπηση όπου έχει αποδειχθεί εξαιρετικά χρήσιμη σε πλήθος εφαρμογών που αφορούν τη γήινη και θαλάσσια επιφάνεια καθώς και την ατμόσφαιρα.

2.2 Στάδια Μηχανικής Μάθησης

Ανάλογα με την φύση του προβλήματος, έχουν αναπτυχθεί πολλές τεχνικές Μηχανικής Μάθησης που σκοπό έχουν να δημιουργήσουν ένα μοντέλο ταξινόμησης και να κατηγοριοποιήσουν τα στιγμιότυπα σε ένα σύνολο ελέγχου. Κάθε αλγόριθμος στηρίζεται σε ξεχωριστά ποσοτικά μέτρα, έτσι ώστε να αναλύει διαφορετικά το σύνολο των δεδομένων που εισάγονται και να εξάγονται διαφορετικά μοντέλα ταξινόμησης. Για λόγους κατανόησης, μια απλοποιημένη δομή της διαδικασίας εκτέλεσης της Μηχανικής Μάθησης διακρίνεται σε πέντε στάδια (Georgouli, 2015):

- Συλλογή κι επεξεργασία δεδομένων: το πρώτο στάδιο περιλαμβάνει οποιαδήποτε πληροφορία η οποία μπορεί να ενταχθεί στο σύνολο των δεδομένων (dataset) αλλά και την επεξεργασία τους ώστε να είναι ωφέλιμα καθώς τα δεδομένα συνήθως βρίσκονται σε μορφή που δεν εξυπηρετεί την τροφοδότησή τους σε ένα μοντέλο Μηχανικής Μάθησης.
- Εύρεση και εξαγωγή χαρακτηριστικών: στο στάδιο αυτό εντοπίζονται χαρακτηριστικά τα οποία βρίσκονται κρυμμένα μέσα στην πολύπλοκη δομή του συνόλου δεδομένων και στη συνέχεια εξετάζεται ποια από αυτά είναι χρήσιμα και πια όχι.

- Επιλογή και εκπαίδευση μοντέλου: ανάλογα με την εμπειρία του αναλυτή και την φύση του προβλήματος επιλέγεται το κατάλληλο μοντέλο στο οποίο εφαρμόζεται ένα υποσύνολο του συνόλου των δεδομένων ώστε να εκπαιδευτεί. Σκοπός της εκπαίδευσης είναι η απάντηση ενός ερωτήματος ή η δημιουργία μιας πρόβλεψης η οποία, σε κάθε επανάληψη, θα είναι περισσότερο επιτυχής από την προηγούμενη.
- Αξιολόγηση μοντέλου: στο στάδιο αυτό αξιολογείται, χρησιμοποιώντας μετρητικές πληροφορίες, το αποτέλεσμα του μοντέλου προκειμένου να διαπιστωθεί πόσο καλά λειτουργεί το μοντέλου που εκπαιδεύτηκε.
- Παραμετροποίηση μοντέλου: ο κύκλος ολοκληρώνεται με την τροποποίηση των εξωτερικών παραμέτρων του μοντέλου (hyperparameters) που δεν συμπεριλήφθηκαν στο σύνολο των δεδομένων (dataset), ωστόσο επηρεάζουν την διαδικασία της μάθησης, όπως ο ρυθμός μάθησης, ο αριθμός επαναλήψεων, η αρχικοποίηση και κατανομή των τιμών κ.ά.

2.3 Είδη Μηχανικής Μάθησης

Χρησιμοποιώντας την έννοια της μάθησης, όπως προαναφέρθηκε, ο σκοπός είναι το σύστημα να μάθει από μια συνάρτηση-στόχο (target function) επαγωγικά και να εκφράσει τα δεδομένα ως ένα μοντέλο. Εν γένει, τρεις είναι οι βασικοί τρόποι μάθησης (Georgouli, 2015):

- Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning) κατά την οποία κατασκευάζεται ένα μοντέλο για ένα σύνολο εισόδων υπό μορφή παρατηρήσεων χωρίς να είναι γνωστές οι έξοδοι. Στόχος είναι η ανακάλυψη πιθανής δομής που μπορεί να κρύβεται πίσω από μη χαρακτηρισμένα δεδομένα. Εφόσον τα δείγματα που δίνονται στο μοντέλο μάθησης δεν είναι επισημασμένα, δεν υπάρχει αξιολόγηση της δομής που ανακαλύπτει τελικά το μοντέλο. Συνηθισμένες εφαρμογές αυτού του μοντέλου μάθησης είναι σε προβλήματα ανάλυσης συσχετισμών και ομαδοποίησης.
- Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning) κατά την οποία πραγματοποιείται προσέγγιση μιας άγνωστης συνάρτησης με επισημασμένα δεδομένα. Στην διάρκεια της εκπαίδευσης είναι γνωστή η κατηγορία στην οποία ανήκουν τα

δείγματα εκπαίδευσης. Τα μοντέλα επιβλεπόμενης μάθησης αναλύουν τα δεδομένα εκπαίδευσης και παράγουν ένα μοντέλο το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να χαρακτηρίσει νέα παραδείγματα. Το βέλτιστο σενάριο επιτρέπει στον αλγόριθμο να καθορίσει σωστά την ετικέτα της κατηγορίας για άγνωστα μέχρι τώρα παραδείγματα. Για να επιτευχθεί αυτό, απαιτείται το μοντέλο να γενικεύει από τα δεδομένα εκπαίδευσης σε αθέατες καταστάσεις με ένα «λογικό» τρόπο. Εφαρμόζεται κυρίως σε προβλήματα ταξινόμησης, πρόγνωσης και διερμηνείας.

- Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning) κατά την οποία το μοντέλο προσπαθεί να μάθει μέσα από την άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Ένα τέτοιο σύστημα δεν καθοδηγείται από κάποιον εξωτερικό επιβλέποντα για το ποια ενέργεια θα πρέπει να ακολουθήσει, αλλά πρέπει να ανακαλύψει μόνο του ποιες ενέργειες είναι αυτές που θα του αποφέρουν το μεγαλύτερο κέρδος. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα σχεδιασμού όπως ο έλεγχος κίνησης ρομπότ, η βελτιστοποίηση εργασιών σε εργοστάσια κ.ά.

Το βασικότερο στάδιο κάθε αλγόριθμου είναι η εκπαίδευση, όπου το σύστημα χρησιμοποιεί ως είσοδο ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (training data) με απώτερο σκοπό την δημιουργία νέας γνώσης. Το στάδιο της εκπαίδευσης διαδέχεται η πιστοποίηση της νέας γνώσης, η οποία συνήθως πραγματοποιείται σε πρώτη φάση από τον ίδιο τον αλγόριθμο μέσω διαδικασιών ανάκλησης με την βοήθεια δεδομένων ελέγχου (test data) και, στην συνέχεια, μέσω του αναλυτή βάσει των εμπειριών που διαθέτει για το πρόβλημα. Τέλος, η νέα γνώση διατίθεται προς χρήση με σκοπό να λυθούν πραγματικά προβλήματα.

2.3.1 Μηχανική Μάθηση και Τηλεπισκόπηση

Η ερευνητική κοινότητα, εκμεταλλευόμενη τα στοιχεία των τριών βασικών τρόπων μάθησης και αναγνωρίζοντας τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των τηλεπισκοπικών δεδομένων, βρίσκεται σε διαρκή αναζήτηση νέων μεθόδων ικανών να αντιμετωπίζουν πολυπλοκότερα προβλήματα. Η επιτυχία της Τηλεπισκόπησης στηρίζεται σε διάφορους παράγοντες με σημαντικότερο εκείνον της επιλογής της κατάλληλης μεθόδου. Μερικά

παραδείγματα καταλληλότερων μεθόδων μηχανικής μάθησης στην Τηλεπισκόπηση είναι τα εξής (Camps-Valls, 2009):

- Πολλαπλή Μάθηση (Manifold Learning): στόχος της είναι η χαρτογράφηση πολύπλοκων πολυδιάστατων δεδομένων (high dimensional data) με λιγότερη πληροφορία (low dimension) αλλά διατηρώντας τα βασικά χαρακτηριστικά των αρχικών δεδομένων για αποτελεσματικότερη ανάλυση.
- Ημι-επιβλεπόμενη Μάθηση (Semi-supervised Learning): αποτελεί συνδυασμό των μεθόδων επιβλεπόμενης και μη επιβλεπόμενης μάθησης, γεγονός που αυξάνει την ακρίβεια. Επιπλέον, μειώνει ποσοτικά την ανάγκη παραγωγής δεδομένων εισόδου τα οποία αντιστοιχούν σε κάποια έξοδο. Ουσιαστικά, συσχετίζεται με το πεδίο της Πολλαπλής Μάθησης καθώς εκμεταλλεύεται δεδομένα που έχουν πάρει χαρακτηρισμό και κυρίως όλα εκείνα που δεν έχουν χαρακτηριστεί τροφοδοτώντας το μοντέλο της Πολλαπλής Μάθησης.
- Μεταφερόμενη Μάθηση (Transfer Learning): αναπτύχθηκε αρχικά για την αντιμετώπιση προβλημάτων όπως είναι η ενημέρωση των χαρτών κάλυψης γης με την ταξινόμηση εικόνων σε χρονική σειρά από δεδομένα εκπαίδευσης παλιότερης σειράς. Τέτοιου είδους προβλήματα αναγνώρισης προτύπων στην Μηχανική Μάθηση είναι γνωστά ως domain-adaption classification.
- Ενεργητική Μάθηση (Active Learning): σε αντίθεση με την επιβλεπόμενη μάθηση, όπου απαιτείται η ύπαρξη ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης (training data set), η Ενεργητική Μάθηση βάσει «ερωτημάτων» (queries) επιλέγει κάποια μη ταξινομημένα δεδομένα και τα κατηγοριοποιεί. Στόχος της μεθόδου είναι να μεγιστοποιηθεί η ακρίβεια του προγράμματος μηχανικής μάθησης μέσω των «ερωτημάτων» που θέτει στα μη κατηγοριοποιημένα δεδομένα που υπάρχουν, ενώ παράλληλα μειώνεται το έργο που θα απαιτηθεί από τους «ειδικούς» (domain experts) για την κατηγοριοποίηση των υπολοίπων δεδομένων.

2.4 Βαθιά Μάθηση και Τηλεπισκόπηση

Τα τελευταία χρόνια, η ραγδαία εξέλιξη δορυφόρων παρατήρησης της γης από τους διαστημικούς οργανισμούς συμβαδίζει με την ανάπτυξη αποτελεσματικότερων αλγόριθμων στην Μηχανική Μάθηση. Καθώς η προσφορά σε δορυφορικά δεδομένα αυξάνεται, απαιτείται η χρήση μεθόδων που να μπορούν να αντεπεξέλθουν και να ικανοποιούν τις ανάγκες των επιστημονικών πεδίων που τα διαχειρίζονται. Λαμβάνοντας υπόψη ότι η Τηλεπισκόπηση εμπλέκει δεδομένα που καλύπτουν μεγάλο εύρος του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος χρησιμοποιώντας άλλοτε μονοκάναλους δέκτες, πολυφασματικούς ή ακόμα και υπερφασματικούς αισθητήρες, τότε κρίνεται αναγκαία η «βαθιά» επεξεργασία τους για παραγωγή προϊόντων υψηλής ακρίβειας.

Για τον λόγο αυτόν, η κοινότητα της Τηλεπισκόπησης είναι πάντα αφοσιωμένη στην ανάπτυξη σύγχρονων μεθόδων. Από τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines) και τα δέντρα απόφασης (Random Forests) που χρησιμοποιήθηκαν με μεγάλη επιτυχία στην Τηλεπισκόπηση τα προηγούμενα χρόνια, η επιστημονική κοινότητα έχει στρέψει πλέον το ενδιαφέρον σε πιο πολύπλοκες μεθόδους που ξεφεύγουν από την Μηχανική Μάθηση και στόχο έχουν την Βαθιά Μάθηση. Μελέτες του παρελθόντος αποκαλύπτουν ότι οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης έχουν αποδείξει σταθερότητα στην διαχείριση πολυδιάστατων δεδομένων και μεταξύ άλλων είναι αποτελεσματικές ακόμα και με περιορισμένα δείγματα εκπαίδευσης (training samples), ενώ τα δέντρα απόφασης διακρίθηκαν για την ευκολία που τα χαρακτηρίζει καθώς και για την αποτελεσματικότητα και ακρίβεια που παρουσιάζουν σε παραμέτρους ταξινόμησης (Mountrakis et al., 2011). Η Βαθιά Μάθηση, επί του παρόντος, αποτελεί μια επαναστατική προσέγγιση Μηχανικής Μάθησης, που συνιστά ειδική κατηγορία κατά την οποία πολλά επίπεδα επεξεργασίας πληροφοριών σε συστήματα ιεραρχικά εποπτευόμενων τεχνικών αξιοποιούνται για την μη επιβλεπόμενη μάθηση χαρακτηριστικών, καθώς και για την ανάλυση προτύπων. Απλοποιώντας ερμηνευτικά την έννοια της Βαθιάς Μάθησης, αποτελεί τεχνική μάθησης που επιτρέπει στους υπολογιστές να μαθαίνουν από σύνθετα δεδομένα. Τα κίνητρα της Βαθιάς Μάθησης εντοπίζονται κυρίως στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks), που αποτελούν και την βάση. Έρευνα που πραγματοποιήθηκε από τους Ma et al. (2019) απέδειξε ότι από το 2014 και έπειτα, το ενδιαφέρον έχει στραφεί προς αυτή την κατεύθυνση με τους αλγόριθμους Βαθιάς Μάθησης να έχουν πετύχει εκπληκτικά

αποτελέσματα στην επεξεργασία εικόνας (ταξινόμηση χρήσης και κάλυψη γης, ανίχνευση μεταβολών κ.ά.).

Με τον όρο *νευρωνικό δίκτυο* εννοείται ένα κύκλωμα διασυνδεδεμένων νευρώνων, όπου στην περίπτωση βιολογικών νευρώνων πρόκειται για ένα τμήμα νευρικού ιστού, ενώ στην περίπτωση τεχνητών νευρώνων πρόκειται για ένα αφηρημένο αλγοριθμικό κατασκευάσμα το οποίο εμπίπτει στον τομέα της υπολογιστικής νοημοσύνης. Επομένως, ο όρος αυτός είναι εμπνευσμένος από αντίστοιχα βιολογικά μοντέλα και περιγράφει έναν αριθμό μαθηματικών μοντέλων που προσπαθούν να μιμηθούν την συμπεριφορά των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου (Georgouli, 2015). Αποτελούνται από πολλαπλά επίπεδα που μετατρέπουν τα δεδομένα εισόδου (εικόνες) σε τιμές εξόδου (κατηγοριοποίηση) αποδίδοντας κάθε φορά χαρακτηριστικά υψηλότερου επιπέδου.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον στον κλάδο της Όρασης Υπολογιστών και της Τηλεπισκόπησης παρατηρείται το 2006 και έπειτα, κυρίως διότι η Βαθιά Μάθηση και κατ' επέκταση τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούσαν μια πολύπλοκη και αναποτελεσματική διαδικασία μάθησης που δεν συμβάδιζε με την εξέλιξη της εποχής. Πρακτικά, με την βοήθεια της μη επιβλεπόμενης μάθησης, η Βαθιά Μάθηση γίνεται εφικτή στον κλάδο της Όρασης Υπολογιστών και μέσω των νευρωνικών δικτύων συνέλιξης (Convolutional Neural Network - CNN) εφαρμόζεται και στην Τηλεπισκόπηση (Ma et al., 2019). Τα δίκτυα CNN χρησιμοποιήθηκαν εκτεταμένα σε τηλεπισκοπικές μεθόδους, καθώς έχουν κατασκευαστεί ώστε να διαχειρίζονται δεδομένα πολλαπλής διάταξης. Το χαρακτηριστικό αυτό τα καθιστά κατάλληλα στην αποτελεσματική διαχείριση πολυφασματικών εικόνων. Επιπλέον, αποτελούν μια από τις πιο ενδιαφέρουσες μορφές αρχιτεκτονικής δικτύου, καθώς ανήκουν στην κατηγορία αλγόριθμων εκμάθησης αναπαραστάσεων, που σημαίνει ότι δεν απαιτείται η εξαγωγή χειρόγραφων χαρακτηριστικών για την αναγνώριση προτύπων, ενισχύοντας έτσι την ικανότητα τους να εξάγουν μόνοι τους τα κατάλληλα χαρακτηριστικά από δοσμένα εκ των προτέρων δεδομένα.

Για πιο περίπλοκες μεθόδους επεξεργασίας τηλεπισκοπικών εικόνων χρησιμοποιούνται τα βαθιά ανατροφοδοτούμενα δίκτυα (Recurrent Neural Networks - RNN) δανειζόμενα στοιχεία από την επιβλεπόμενη μάθηση. Τα RNN δίκτυα είναι μία

οικογένεια νευρωνικών δικτύων ιδιαίτερα ικανών στην επεξεργασία δεδομένων που παρατηρούνται ως ακολουθία (sequential data) και, όπως τα CNN, είναι ιδανικά στην επεξεργασία εικόνων (Ma et al., 2019).

Ξεφεύγοντας από τα «διακριτικά» μοντέλα που προαναφέρθηκαν και στρέφοντας της προσοχή στα γενετικά, η κοινότητα της τηλεπισκόπησης χρησιμοποίησε δύο ακόμη μηχανές οι οποίες διαχειρίζονται δορυφορικά δεδομένα με αποτελεσματικότητα και υψηλή ακρίβεια. Με τον όρο «διακριτικά» μοντέλα εννοούνται εκείνα που ως είσοδο παίρνουν δεδομένα και παράγουν ως έξοδο πληροφορίες για τα δεδομένα αυτά, πχ σε ποια κλάση ανήκουν. Από την άλλη, τα γενετικά μοντέλα λαμβάνουν ως είσοδο κάποια πληροφορία και στόχο έχουν την δημιουργία νέων, τεχνητών δεδομένων που μοντελοποιούν όσο το δυνατόν περισσότερο την πληροφορία εισόδου.

Η πρώτη λοιπόν μηχανή που χρησιμοποιείται είναι αυτή των αυτοκωδικοποιητών (Autoencoders – AEs). Αναφορικά, ένας Autoencoder αποτελείται από δύο μέρη, τον encoder, που μετασχηματίζει τα δεδομένα εισόδου στην εσωτερική αναπαράσταση του δικτύου, και τον decoder, που μετασχηματίζει την αναπαράσταση αυτή στην έξοδο. Η έξοδος ονομάζεται ανακατασκευή αφού στόχος του μοντέλου είναι αυτή να μοιάζει όσο το δυνατόν περισσότερο στην είσοδο. Χρησιμοποιούνται στην μη επιβλεπόμενη μάθηση και πιο συγκεκριμένα για την μάθηση αποδοτικών αναπαραστάσεων δεδομένων εισόδου. Οι αναπαραστάσεις αυτές συνήθως είχαν αισθητά λιγότερες διαστάσεις από ότι τα δεδομένα εισόδου εξαιτίας των περιορισμένων υπολογιστικών πόρων. Το γεγονός όμως ότι οι πληροφορίες πρέπει να συμπυκνθούν σε έναν περιορισμένο χώρο, καθιστά τους Autoencoders ισχυρούς στην ανίχνευση χαρακτηριστικών και συνεπώς κατάλληλους για τη μη επιβλεπόμενη προ-εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων (Ding and Zhou, 2016).

Η δεύτερη μηχανή που χρησιμοποιήθηκε είναι η Boltzmann. Πρόκειται για μια πανίσχυρη μηχανή στην μη επιβλεπόμενη μάθηση, ικανή να εντοπίσει κρυμμένη πληροφορία ανάμεσα στα δεδομένα, γεγονός που την καθιστά κατάλληλη για την εξόρυξη δεδομένων και αποτελεσματική στην επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης, παλινδρόμησης, εξαγωγής χαρακτηριστικών κ.ά. (Li et al., 2019).

Αξιοσημείωτο είναι ότι από μια απλή στατιστική ανάλυση που πραγματοποιήθηκε σε άρθρα και δημοσιεύσεις (περίοδος δημοσιεύσεων 2008-2018) της τηλεπισκοπικής ερευνητικής κοινότητας (Ma et al., 2019) έδειξε ότι το μοντέλο νευρωνικών δικτύων συνέλιξης (CNN) είναι εκείνο που χρησιμοποιείται συνηθέστερα για την επεξεργασία τηλεπισκοπικών εικόνων λόγω της ιδιαιτερότητας που παρουσιάζει στην διαχείριση δεδομένων πολλαπλής διάταξης, όπως ακριβώς ταιριάζει και στην φύση των πολυφασματικών δορυφορικών εικόνων. Παράλληλα, από την ίδια έρευνα, παρατηρήθηκε ότι οι εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν με μεγαλύτερη συχνότητα από την ερευνητική κοινότητα ήταν χωρικής ανάλυσης 10m ή καλύτερης. Αυτό αποδεικνύει ότι δεδομένα υψηλής χωρικής ανάλυσης επωφελούνται περισσότερο από την βαθιά μάθηση, ενδεχομένως λόγω της ικανότητας των μοντέλων να επεξεργάζονται με μεγάλη επιτυχία δεδομένα υψηλής πληροφορίας. Τέλος, διαπιστώθηκε ότι το μεγαλύτερο ποσοστό των ερευνών είναι αστικού περιεχομένου, ακολουθούν εκείνες που σχετίζονται με την βλάστηση και μόνο ένα πολύ μικρό ποσοστό ασχολείται με την θάλασσα και την υποθαλάσσια έρευνα.

3. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

3.1 Τηλεπισκόπηση παράκτιων περιοχών

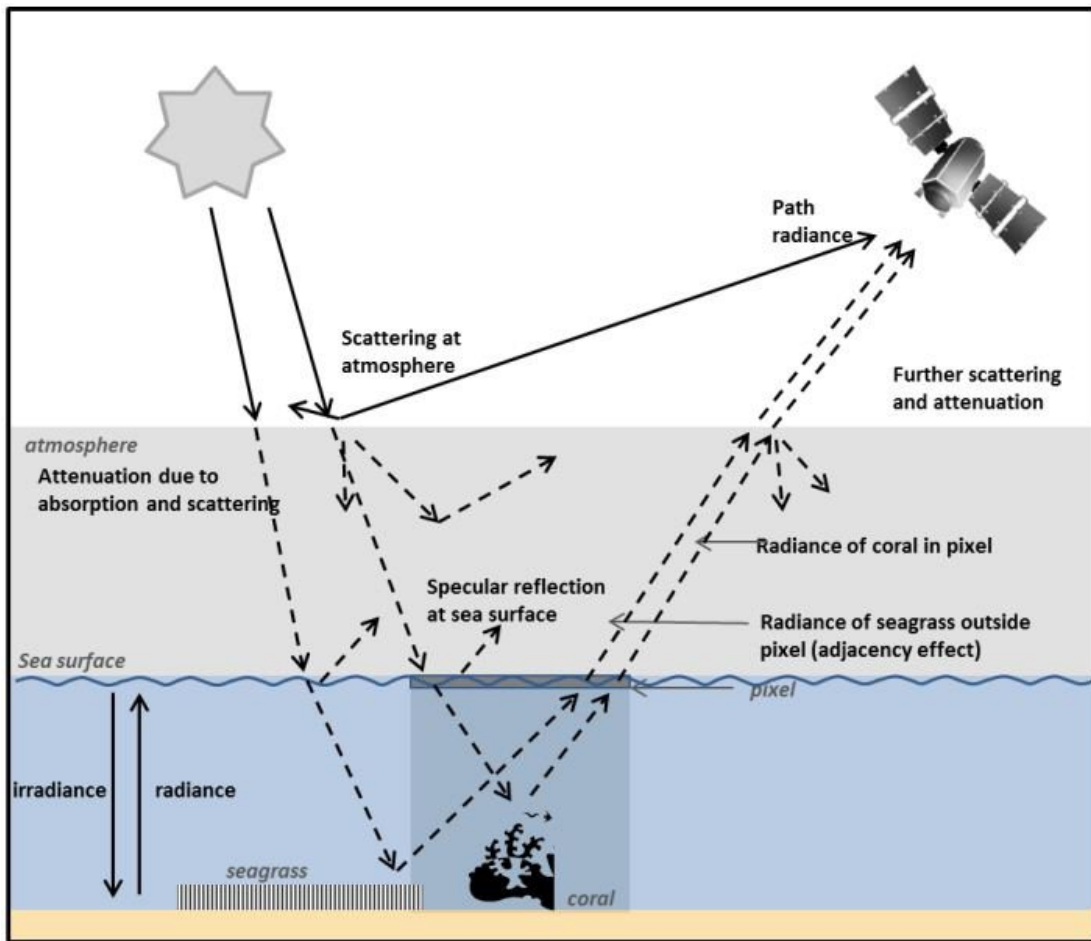
Στην τηλεπισκόπηση παράκτιων περιοχών, η ανακλώμενη ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία που καταγράφεται από έναν οπτικό δέκτη είναι το αποτέλεσμα της επίδρασης ατμόσφαιρας – ύδατος. Σε σύγκριση με την ατμόσφαιρα, η πορεία που καταγράφει το ηλιακό φως στο νερό παρουσιάζει σημαντικές διαφορές. Η ακτινοβολία όταν μεταδίδεται στον χώρο και προσπίπτει σε ένα σώμα, ένα μέρος της απορροφάται ή ανακλάται, αντίστοιχα. Πιο συγκεκριμένα, οι επιδράσεις μεταξύ ενέργειας και ύλης ενός υδάτινου σώματος είναι πολυσύνθετες και εξαρτώνται από ένα σύνολο αλληλένδετων παραγόντων. Έτσι λοιπόν, στην περίπτωση των ρηχών υδάτων, καθώς η ακτινοβολία κατευθύνεται προς την θάλασσα ένα ποσοστό της διαχέεται στην ατμόσφαιρα και ένα άλλο ποσοστό της ανακλάται την στιγμή που προσπίπτει στην επιφάνεια της θάλασσας. Έπειτα, εισέρχεται στο νερό και καθώς προσπίπτει στο υδάτινο στοιχείο ανακλάται, και εξερχόμενη από το νερό και κατευθυνόμενη προς το δέκτη υπόκειται σε επιπλέον διάχυση και απορρόφηση από την ατμόσφαιρα (Εικόνα 3.1). Γίνεται κατανοητό, ότι με την μεσολάβηση του υδάτινου στοιχείου, το μεγαλύτερο μέρος της προσπίπτουσας στο στόχο (υδάτινο σώμα) ακτινοβολία απορροφάται και μόνο μια μικρή ποσότητα ανακλάται, η οποία αφορά και το ορατό τμήμα του φάσματος. Τελικά, η συνολική ακτινοβολία που καταγράφεται στον δέκτη δίνεται από την σχέση (Jensen, 2007):

$$L_{\delta\epsilon\kappa\tau\eta\varsigma} = L_b + L_v + L_s + L_p \quad (1)$$

όπου: L_b η ακτινοβολία του βυθού, L_v η ακτινοβολία του υδάτινου σώματος, L_s η ακτινοβολία της επιφάνειας του νερού και L_p η ακτινοβολία από την ατμοσφαιρική σκέδαση.

Τυπικά, οι τηλεπισκοπικές μέθοδοι με οπτικούς δέκτες, σε καθαρά ύδατα, έχουν αποτέλεσμα σε βάθη μέχρι 15 με 30m περίπου. Η διείσδυση του φωτός εξαρτάται από το μήκος κύματος και είναι μεγαλύτερη στα κανάλια κοντά στο μπλε χρώμα (~400nm) και μικρότερη στα κανάλια κοντά στο κόκκινο (~700nm). Οι φασματικές ιδιότητες των υδάτινων σωμάτων καθορίζονται από την σύσταση ολόκληρης της στήλης ύδατος κι ως

εκ τούτου από τον βαθμό διαπερατότητάς της και όχι από τα χαρακτηριστικά της ανάκλασης της επιφάνειάς του. Στην μπλε περιοχή του φάσματος, σε αντίθεση με την πράσινη, η διείσδυση του φωτός επιτυγχάνεται σε μικρότερο βαθμό, με αποτέλεσμα στα μήκη κύματος της δεύτερης περίπτωσης (πράσινη περιοχή) να είναι πιο λεπτομερείς η καταγραφή του βυθού. Επιπλέον, στην εγγύς υπέρυθρη περιοχή γίνεται σχεδόν ολοκληρωτική απορρόφηση του φωτός και δεν είναι εφικτό να διακριθούν χαρακτηριστικά της στήλης ύδατος.



Εικόνα 3.1: Γενικευμένη αναπαράσταση της προσλαμβάνουσας στον αισθητήρα ακτινοβολία ύστερα από απορρόφηση και σκέδαση στην ατμόσφαιρα και στο υδάτινο στοιχείο (Edwards, 1999)

3.2 Προ-επεξεργασία εικόνων

Αναγκαίο στάδιο της ανάλυσης και ταξινόμησης του υποθαλάσσιου υποστρώματος αποτελεί η προ-επεξεργασία των εικόνων. Το βήμα αυτό περιλαμβάνει την διαδικασία της ραδιομετρικής διόρθωσης, της αφαίρεσης σύννεφων, της ατμοσφαιρικής διόρθωσης, της αφαίρεσης του φαινομένου της λάμψης και της

διόρθωσης της στήλης ύδατος.

3.2.1 Αφαίρεση σύννεφων

Από τις πρώτες διεργασίες που υπόκειται μία δορυφορική εικόνα είναι η αφαίρεση των σύννεφων από την περιοχή μελέτης. Τηλεσκοπικές μέθοδοι που περιλαμβάνουν την ανάλυση χρονοσειράς εικόνων, την ανάλυση αλλαγών, την ταξινόμηση επίγειων και υποθαλάσσιων επιφανειών επιβάλλουν την διευθέτηση του προβλήματος πριν από οποιαδήποτε άλλη επεξεργασία. Ωστόσο, εξαιτίας της ποικιλομορφίας και ετερογένειας που παρουσιάζει η κάλυψη γης και σε συνδυασμό με την πολυπλοκότητα των ειδών νεφοκάλυψης, οι αλγόριθμοι πολλές φορές είναι αναξιόπιστοι. Επιπλέον, οι διαφορές μεταξύ σύννεφων και λαμπερών αντικειμένων δεν είναι διακριτές, γεγονός που προστίθεται ως επιπλέον εμπόδιο στην όλη διαδικασία. Εξαιρετικά δύσκολο εγχείρημα αποτελεί ο εντοπισμός σκιάς από σύννεφα λόγω ομοιότητας φασματικής υπογραφής που παρουσιάζουν με τα σκούρα αντικείμενα, όπως τα βαθιά ύδατα και τις σκιές που δημιουργούνται λόγω γεωμορφολογίας.

Κατατάσσοντας τις μεθόδους εντοπισμού σύννεφων, διακρίνονται κυρίως δύο βασικές κατηγορίες (Candra, Phinn and Scarth, 2019): εκείνες που χρησιμοποιούν μία εικόνα (single image) και εκείνες που χρησιμοποιούν πολλαπλές εικόνες της ίδιας περιοχής (multi-temporal images). Επιπροσθέτως, η πρώτη κατηγορία μπορεί να χωριστεί σε άλλες δύο: εκείνες που βασίζονται σε φυσικές προσεγγίσεις (physical-rule-based) και αυτές που στηρίζονται στην μηχανική μάθηση (machine-learning-based). Οι André et al. (2016) στηρίχτηκαν στην προσέγγιση μηχανικής μάθησης και χρησιμοποίησαν διάφορους έτοιμους αλγόριθμους ταξινόμησης για τον εντοπισμό εικονοστοιχείων με σύννεφα, θυσάνους, σκιές, χιόνια, νερό και καθαρό ουρανό σε εικόνες Sentinel-2. Τέτοιου είδους προσεγγίσεις όμως απαιτούν μεγάλο αριθμό δειγμάτων εκπαίδευσης και αποτυγχάνουν σε περιπτώσεις που τα δείγματα δεν είναι αντιπροσωπευτικά.

Το 2015 οι Zhu et al. αντιμετώπισαν το πρόβλημα χρησιμοποιώντας και αυτοί μία εικόνα αλλά στηριζόμενοι σε αλγόριθμους γνωστού ως Function of mask (Fmask) που βασίζονται στις φυσικές ιδιότητες. Οι αλγόριθμοι Fmask χρησιμοποιούνται ευρέως στην ανίχνευση σύννεφων και σκιών, τόσο σε εικόνες Landsat 4-8 όσο σε Sentinel-2,

και βασίζονται σε κανόνες και στατιστικά που πηγάζουν από φυσικά χαρακτηριστικά του προβλήματος. Ειδικότερα, τα σύννεφα αναγνωρίζονται βάσει χαρακτηριστικών όπως το πόσο «λευκά», «λαμπερά», «ψυχρά» και «ψηλά» είναι, ενώ οι σκιές που δημιουργούνται από αυτά εντοπίζονται βάσει χαρακτηριστικών όπως το πόσο «σκοτεινά» είναι και σε συνδυασμό με την υπόθεση ότι ακολουθούν την γεωμετρία – σχήμα των σύννεφων.

Από την άλλη, οι Hagolle et al. (2010) προσέγγισαν το πρόβλημα χρησιμοποιώντας πολλαπλές εικόνες (MTCD – Multi-Temporal Cloud Detection) εκμεταλλεύοντας τις διακυμάνσεις των τιμών ανάκλασης του μπλε καναλιού μεταξύ μιας διορθωμένης εικόνας (D) από φαινόμενα ανάκλασης και μιας άλλης πρόσφατης εικόνας της ίδιας περιοχής χωρίς σύννεφα πριν από την D (Df). Αποδείχθηκε ότι η συγκεκριμένη προσέγγιση βελτίωνε σημαντικά τον διαχωρισμό των εικονοστοιχείων που περιείχαν σύννεφα και σαν μεθοδολογία ήταν πολύ πιο απλοποιημένη σε σχέση με την μεθοδολογία ορισμού κατωφλιών (threshold). Βασικό μειονέκτημα αποτελούσε η αδυναμία εντοπισμού σκιών που σχηματίζονταν από τα σύννεφα.

Παρόλα αυτά, το αντίτιμο της μεθοδολογίας των πολλαπλών εικόνων (MTCD) είναι η υψηλή πιθανότητα αποκλεισμού όχι μόνο περιοχών με σύννεφα αλλά και περιοχών με αλλαγή στην κάλυψη γης. Κάτι τέτοιο είναι λογικό να συμβεί καθώς, όπως αναφέρθηκε, η βασική ιδέα πίσω από την οποία στηρίζονται οι αλγόριθμοι αυτής της φιλοσοφίας είναι η απότομη αλλαγή των τιμών ανάκλασης μεταξύ της εικόνας αναφοράς χωρίς σύννεφα και εκείνης με σύννεφα. Μια λύση που προτάθηκε από τους Zhu et al., (2014) ήταν η χρήση αλγόριθμων γνωστών ως multiTemporal mask (Tmask) κατά την οποία σε πρώτο στάδιο εφαρμόζοταν ένας αλγόριθμος Fmask και σε δεύτερο στάδιο ένας Tmask. Σαν αποτέλεσμα παρατηρήθηκε αύξηση στην ακρίβεια εντοπισμού σύννεφων, σκιών και χιονιών χωρίς να αποκλείονται περιοχές με αλλαγές στην κάλυψη γης.

3.2.2 Ατμοσφαιρική διόρθωση

Η ατμοσφαιρική διόρθωση αποτελεί ένα απαραίτητο στάδιο στην προεπεξεργασία των εικόνων και προκύπτει από την αλληλεπίδραση του φωτός με τα αιωρούμενα σωματίδια και τα αέρια που υπάρχουν στην ατμόσφαιρα. Σκοπός του

μοντέλου ατμοσφαιρικής διόρθωσης είναι να μπορεί να εκτιμήσει τις επιδράσεις που υφίσταται η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία στην ατμόσφαιρα και να τις διορθώνει. Υπάρχουν διάφορες τεχνικές ατμοσφαιρικής διόρθωσης, όπου ορισμένα μοντέλα απαιτούν την γνώση παραμέτρων σχετικά με την ατμόσφαιρα και την κατάσταση της θάλασσας, που όμως κρίνονται ιδιαίτερα πολύπλοκα και η υλοποίησή τους δεν είναι πάντα εφικτή (Kerr, 2012). Για τον λόγο αυτόν, πολλοί ερευνητές (Green et al., 2000) εφαρμόζουν την απλοποιημένη μέθοδο αφαίρεσης του σκοτεινότερου εικονοστοιχείου (dark pixel subtraction). Το εμπειρικό αυτό μοντέλο στηρίζεται στην υπόθεση ότι η ακτινοβολία σε βαθιά ύδατα οφείλεται αποκλειστικά στην αντανάκλαση της επιφάνειας του νερού και στην επίδραση της ατμόσφαιρας. Στην πράξη, για την αφαίρεση της ατμοσφαιρικής σκέδασης, η τιμή ενός αντικειμένου με μηδενική αντανάκλαση (βαθιά ύδατα) αφαιρείται από όλα τα εικονοστοιχεία και περιγράφεται από την σχέση:

$$L_{iac} = L_i - L_{deep} \quad (2)$$

όπου L_{iac} η τιμή του εικονοστοιχείου μετά την ατμοσφαιρική διόρθωση για το κανάλι i και L_{deep} η τιμή της ακτινοβολίας για το κανάλι i σε περιοχή με βαθιά ύδατα.

3.2.3 Φαινόμενο λάμψης

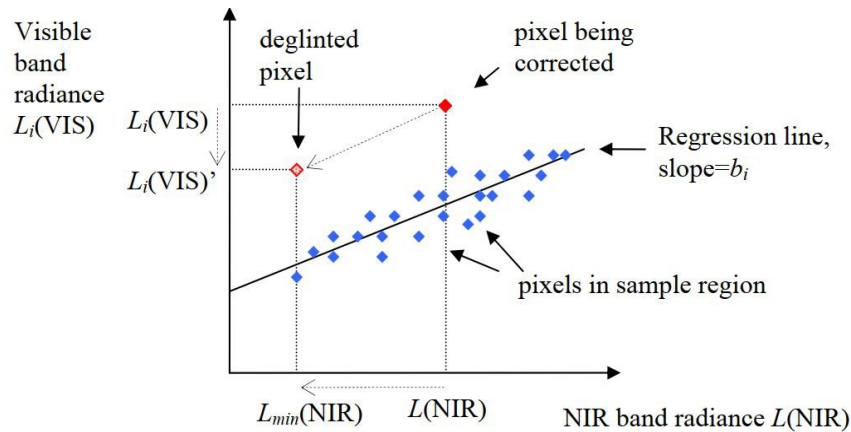
Στην Τηλεπισκόπηση, ένα από τα συνηθέστερα προβλήματα που συναντάται στην επεξεργασία θαλάσσιων περιοχών είναι το φαινόμενο της λάμψης, το οποίο προκύπτει από την δέσμη της προσπίπτουσας ηλιακής ακτινοβολίας στην επιφάνεια της θάλασσας σε σχέση με την θέση του δορυφορικού δέκτη. Περιοχές όπου η επιφάνεια της θάλασσας είναι περισσότερο ομαλή, χωρίς έντονους κυματισμούς, το φως του ήλιου αντανακλάται σε μεγάλο βαθμό και κατευθείαν προς στον δορυφόρο. Επιπλέον, η γεωμετρία θέασης που παρουσιάζουν οι δορυφόροι Sentinel-2 τους καθιστούν ευάλωτους στο φαινόμενο της λάμψης. Συνεπώς, η θέση του δέκτη, του ηλίου καθώς και η κατάσταση της θαλάσσιας επιφάνειας την στιγμή της λήψης επηρεάζουν τις τιμές της ακτινοβολίας που καταγράφονται από την αισθητήρα (TOA). Η ποσότητα του φαινομένου μπορεί να υπολογιστεί χρησιμοποιώντας τους νόμους της ανάκλασης, την θέση του δέκτη και του ηλίου καθώς και ένα στατικό μοντέλο της θαλάσσιας επιφάνειας.

Στο θεωρητικό υπόβαθρο, οι τηλεπισκοπικές μέθοδοι διόρθωσης του φαινομένου λάμψης επιτυγχάνουν περισσότερο σε εικόνες υψηλής ανάλυσης (<10 μέτρα) καθώς αξιοποιούνται τα κανάλια στο εγγύς υπέρυθρο (NIR), όπου η επιστροφή της ακτινοβολίας από την επιφάνεια της θάλασσας (L_{water}) είναι αμελητέα καθώς απορροφάται σχεδόν ολόκληρη (Kay, 2009). Επιπλέον, σε εικόνες που έχουν υποστεί ατμοσφαιρική διόρθωση, οι τιμές ανάκλασης που καταγράφονται στο NIR οφείλονται αποκλειστικά στο φαινόμενο της λάμψης. Αυτό σημαίνει πως το κανάλι NIR μπορεί να χρησιμοποιηθεί ώστε να γίνει η ανίχνευση λάμψης στα ορατά κανάλια και να αφαιρεθεί.

Οι μέθοδοι διόρθωσης του φαινομένου που περιγράφονται παρακάτω βασίζονται στο εικονοστοιχείο και στα διάφορα επίπεδα καναλιών. Βέβαια, μέθοδοι που χρησιμοποιούν τις ιδιότητες του εικονοστοιχείου (brightest, darkest pixels) στον προσδιορισμό της σχέσης μεταξύ του εγγύς υπέρυθρου και των ορατών καναλιών, είναι ευάλωτες σε σφάλματα, όταν μάλιστα η διαδικασία εξαγωγής των ιδιοτήτων του εικονοστοιχείου στηρίζονται σε αυτοματοποιημένες μεθόδους καθώς εύκολα μπορεί να γίνει σύγχυση μεταξύ εκείνων που προέρχονται από σύννεφα, αντικείμενα (πλοία) που βρίσκονται στην θάλασσα ή διάφορα άλλα φωτεινά σημεία. Μία λύση είναι ο αποκλεισμός των περιοχών που δεν σχετίζονται με την θάλασσα, εφαρμόζοντας μάσκα ξηράς (land mask), ενώ άλλες μέθοδοι εξάγουν την «διορθωμένη πληροφορία» από συγκεκριμένες περιοχές της εικόνας.

3.2.3.1 Μέθοδος Hedley

Στην συγκεκριμένη προσέγγιση μία ή περισσότερες περιοχές της εικόνας επιλέγονται ώστε να υπολογιστεί η σχέση μεταξύ του εγγύς υπέρυθρου καναλιού και του φαινομένου λάμψης. Γίνεται η παραδοχή ότι οι περιοχές αυτές επιλέγονται σε σημεία που εντοπίζεται το φαινόμενο και όπου η εκπεμπόμενη ακτινοβολία από την επιφάνεια της θάλασσας στο NIR είναι ελάχιστη (τυπικά περιοχές με βαθιά ύδατα). Για κάθε κανάλι κατασκευάζεται μία γραμμική παλινδρόμηση μεταξύ του NIR και του αντίστοιχου ορατού, αξιοποιώντας όλα τα εικονοστοιχεία της επιλεγμένης περιοχής.



Εικόνα 3.2: Γραφική αναπαράσταση μεθοδολογίας Hedley et al. για τη διόρθωση του φαινομένου λάμψης (Hedley et. al, 2009)

Κάθε εικονοστοιχείο διορθώνεται σύμφωνα με την κλίση της γραμμικής παλινδρόμησης που έχει ορισθεί από την περιοχή (ή τις περιοχές) δείγματος και εφαρμόζοντας την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων, παίρνει τιμή ανάλογα με την θέση της ελάχιστης τιμής στο NIR πάνω στην κλίση αυτή. Η διορθωμένη τιμή εικονοστοιχείου για κάθε κανάλι στο ορατό ορίζεται από την σχέση:

$$L_i(VIS)' = L_i(VIS) - b_i [L(NIR) - L_{min}(NIR)] \quad (3)$$

όπου b_i ή κλίση της παλινδρόμησης.

Φυσικά, χρησιμοποιώντας περιοχές δείγματος ελαχιστοποιείται το σφάλμα υπαρξης ακραίων τιμών (outliers) που προέρχονται από αντικείμενα στην επιφάνεια της θάλασσας ή κυματισμούς. Συνήθως η μέθοδος χρησιμοποιείται εφόσον η εικόνα έχει υποστεί ατμοσφαιρική διόρθωση, ενώ σε διαφορετική περίπτωση με την προϋπόθεση ότι ο ατμοσφαιρικός παράγοντας είναι ενιαίος σε όλη την εικόνα. Τέλος, το αποτέλεσμα επηρεάζεται σημαντικά αν θα εφαρμοστεί η μέθοδος πριν ή μετά τη διόρθωση αερολύματος καθώς πολλές μέθοδοι διόρθωσης αερολύματος χρησιμοποιούν παρόμοιες τεχνικές με αυτές της αφαίρεσης του φαινομένου λάμψης στο εγγύς υπέρυθρο.

3.2.3.2 Μέθοδος Lyzenga

Η μέθοδος αυτή, αντί για παλινδρόμηση, εφαρμόζει την διακύμανση μεταξύ NIR και κάθε καναλιού στο ορατό ώστε να οριστεί η σχέση που συνδέει τα κανάλια μεταξύ τους, χρησιμοποιώντας περιοχές δείγματος όπως ακριβώς στην προηγούμενη μέθοδο.

$$Cov(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N L_{in} L_{jn} - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N L_{in} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N L_{jn} \quad (4)$$

όπου i το αντίστοιχο κανάλι ορατού φάσματος, j το εγγύς υπέρυθρο και N το πλήθος των εικονοστοιχείων στην περιοχή δείγματος. Έπειτα, υπολογίζεται η σταθερά που δίνει την σχέση μεταξύ του NIR και του φαινομένου της λάμψης:

$$r_{ij} = Cov \frac{(i, j)}{Var(j)} \quad (5)$$

όπου $Var(j)$ η διακύμανση στο εγγύς υπέρυθρο. Τέλος, η διορθωμένη τιμή, απαλλαγμένη από το φαινόμενο, ορίζεται ως:

$$L_i(VIS)' = L_i(VIS) - r_{ij} [L_j(NIR) - \langle L_j(NIR) \rangle] \quad (6)$$

όπου $\langle L_j(NIR) \rangle$ η μέση ακτινοβολία του εγγύς υπέρυθρου φάσματος στην περιοχή ενδιαφέροντος. Οι δύο αυτές μέθοδοι είναι ισοδύναμες, με τη διαφορά ότι η πρώτη (Hedley et al.) χρησιμοποιεί την ελάχιστη τιμή του NIR ενώ η δεύτερη χρησιμοποιεί τη μέση τιμή.

3.2.3.3 Μέθοδος Goodman

Η μέθοδος Goodman (Goodman et al., 2008) διαφέρει από τις προηγούμενες καθώς διορθώνει το κάθε εικονοστοιχείο ξεχωριστά. Η ακτινοβολία στην εγγύς υπέρυθρη περιοχή αφαιρείται από την ακτινοβολία του κάθε μήκος κύματος, προσθέτοντας μια μετατόπιση Δ :

$$L_i(\lambda) = L_i(\lambda) - L(750) + \Delta \quad (7)$$

$$\Delta = A + B[L(640) - L(750)] \quad (8)$$

όπου A και B είναι σταθερές τιμές με $A=0.000019$ και $B=0.1$.

Ουσιαστικά, στην συγκεκριμένη μέθοδο η διορθωμένη ακτινοβολία τείνει να πάρει την τιμή μηδέν στα 750nm, αλλά η μετατόπιση Δ της επιτρέπει να παίρνει τιμές λίγο πάνω από το μηδέν, όπως για παράδειγμα στα ρηγά νερά.

3.2.3.4 Μέθοδος Kutser

Η μέθοδος (Kutser et al., 2009) προτείνεται μια παραλλαγή των προηγούμενων, κατά την οποία χρησιμοποιείται η πληροφορία του στοιχείου της απορρόφησης οξυγόνου που υπάρχει στα μήκη κύματος των 760nm ώστε να εκτιμηθεί το μέγεθος του φαινομένου της λάμψης. Αρχικά, γίνεται η υπόθεση ότι δεν υπάρχει φασματική υπογραφή χωρίς το φαινόμενο της λάμψης στο φάσμα των 760nm. Επιπλέον, γίνεται η παραδοχή ότι η ποσότητα του φαινομένου είναι ανάλογη με το βάθος και την ποσότητα του στοιχείου της απορρόφησης οξυγόνου D :

$$D = \frac{R(739) + R(860)}{2} - R(760) \quad (9)$$

Επειδή τα μήκη κύματος 739 και 860nm δεν ανήκουν στο κανάλι απορρόφησης οξυγόνου, ο μέσος όρος τους δίνει την τιμή της ανάκλασης όταν δεν υπάρχει οξυγόνο. Από τις δύο προηγούμενες υποθέσεις συνεπάγεται ότι όπου το D έχει τιμή μηδέν μπορεί να θεωρηθεί ότι απουσιάζει το φαινόμενο της λάμψης, ενώ όπου το D παρουσιάζει υψηλή τιμή, κυρίως στην περιοχή των βαθιών υδάτων, τότε εμφανίζεται το φαινόμενο. Οποιαδήποτε άλλη αρνητική τιμή του D υποδηλώνει θόρυβο. Για κάθε εικονοστοιχείο, η τιμή D κανονικοποιείται διαιρώντας την με τη μέγιστη τιμή D που εμφανίζεται σε μία περιοχή με βαθιά ύδατα και προκύπτει η κανονικοποιημένη έκφραση του φαινομένου της λάμψης, κατανεμημένη σε όλη την εικόνα, $D_{norm}(x,y)$, όπου όλες οι τιμές των εικονοστοιχείων είναι μεταξύ μηδέν και μονάδος. Η διαφορά είναι ότι στις προηγούμενες μεθόδους ολόκληρη η εικόνα βαθμονομείται ως προς το πιο σκοτεινό και το πιο φωτεινό εικονοστοιχείο, ενώ στην παρούσα προσέγγιση η βαθμονόμηση γίνεται σύμφωνα με το βάθος του στοιχείου απορρόφησης οξυγόνου. Η φασματική διακύμανση του φαινομένου $G(\lambda)$ υπολογίζεται αφαιρώντας το εύρος φάσματος του πιο σκοτεινού εικονοστοιχείου (βαθιά ύδατα), όπου η τιμή του D είναι κοντά στο μηδέν, από το εύρος φάσματος με την μεγαλύτερη τιμή του D . Τελικά, η διόρθωση του φαινομένου της λάμψης προσδιορίζεται από τη σχέση:

$$R_w = R - G(\lambda) \times D_{norm}(x, y) \quad (10)$$

όπου R είναι η αρχική εικόνα, $G(\lambda)$ το φασματικό εύρος της λάμψης και D_{norm} η κανονικοποιημένη έκφραση της εικόνας. Ωστόσο, αξίζει να σημειωθεί, ότι επειδή η συγκεκριμένη μέθοδος απαιτεί εικόνες υψηλής φασματικής ανάλυσης, με δυνατότητα

συλλογής πληροφορίας πολύ κοντά στα 760nm, χρησιμοποιείται κυρίως σε περιοχές με πολύ ρηχά ύδατα (2m μέγιστου βάθους) και εκεί όπου η βλάστηση αγγίζει την επιφάνεια της θάλασσας.

3.2.4 Διόρθωση στήλης ύδατος

Η μελέτη της υποθαλάσσιας βλάστησης, εκτός από τον πρωταρχικό και πρωτοφανή στόχο που είναι η ταξινόμηση των υποθαλάσσιων στρωμάτων, συμβάλλει επιπλέον στην μελέτη της ανθρώπινης δραστηριότητας και την επίδρασή της στην κλιματική αλλαγή. Τα τελευταία χρόνια, γίνεται μια παγκόσμια ελπιδοφόρα προσπάθεια χαρτογράφησης αυτών των περιοχών συνδυάζοντας παλιότερες και νεότερες τηλεπισκοπικές μεθόδους. Όμως, παρά την συστηματική προσπάθεια, ένα από τα συνηθέστερα προβλήματα είναι η διόρθωση της στήλης ύδατος, η οποία εξακολουθεί να αποτελεί περίπλοκο ζήτημα κατά την εξαγωγή πληροφοριών που σχετίζονται με τις τιμές ανάκλασης στο πυθμένα (bottom reflectance), οι οποίες με την σειρά τους αποτελούν τον κεντρικό άξονα στην υποθαλάσσια τηλεπισκόπηση και εξαρτώνται από την φυσική δομή και την χημική σύσταση του υποστρώματος.

Τις περισσότερες φορές όμως, η εξαγωγή των τιμών ανάκλασης στον πυθμένα της θάλασσας αποτελεί μία διαδικασία αρκετά πολύπλοκη και μάλιστα μπορεί να παραλειφθεί αντικαθιστώντας το σύνολο των ενεργειών με την δημιουργία δεικτών. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η περίπτωση δημιουργίας ενός χάρτη με τα είδη του υποθαλάσσιου στρώματος χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο επιβλεπόμενης ή μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης.

Γενικότερα, η εφαρμογή μιας από τις μεθόδους διόρθωσης της στήλης ύδατος προαπαιτεί η εικόνα αρχικά να έχει διορθωθεί ραδιομετρικά και ατμοσφαιρικά και από την περιοχή μελέτης να έχουν εξαιρεθεί τμήματα ξηράς και νεφοκάλυψης. Οι μέθοδοι διόρθωσης της στήλης ύδατος Εφαρμόζονται σε πολυφασματικά δεδομένα και προϋποθέτουν ότι η ακτινοβολία στον πυθμένα σε ένα κανάλι i αποτελεί μία εκθετική συνάρτηση ως προς το βάθος και τον συντελεστή εξασθένισης στο κανάλι αυτό. Με δεδομένο ότι το βάθος που αντιστοιχεί σε ένα εικονοστοιχείο είναι το ίδιο σε όλα τα κανάλια, οι αλγόριθμοι αυτοί επιχειρούν να γραμμικοποιήσουν την σχέση που συνδέει την ακτινοβολία δύο καναλιών i και j με το βάθος.

Από τις μεθόδους που περιγράφονται παρακάτω, καμία δεν είναι ικανή να διορθώσει εντελώς το σφάλμα της στήλης ύδατος σε ολόκληρο το ορατό φάσμα, ακόμα και όταν οι συνθήκες είναι ιδανικές. Σε κάθε περίπτωση, απαιτείται η μερική γνώση της σύστασης του θαλάσσιου ύδατος, του πυθμένα και της φασματικής συμπεριφοράς του υποστρώματος για την επιλογή ορθής μεθοδολογίας και εκτίμησης του αποτελέσματος.

3.2.4.1 Μέθοδος Lyzenga

Η μέθοδος Lyzenga αποτελεί μεταξύ άλλων μία από τις πιο γνωστές προσεγγίσεις για την επίλυση του προβλήματος και σαν μεθοδολογία έχει αποδειχθεί ότι αυξάνει την χαρτογραφική ακρίβεια κατά τη διαδικασία της ταξινόμησης. Η μέθοδος Lyzenga (Lyzenga, 1978; Lyzenga, 1981) επιχειρεί να απλοποιήσει το πρόβλημα κάνοντας δύο υποθέσεις: α) η διαφορά στην ακτινοβολία των εικονοστοιχείων του ίδιου υποστρώματος οφείλεται στο βάθος, και β) ο συντελεστής εξασθένησης είναι σταθερός σε κάθε κανάλι. Σαν αποτέλεσμα, η μέθοδος αυτή συνθέτει μία νέα ψευδοχρωματική εικόνα η οποία είναι ανεξάρτητη του βάθους. Δεν ανακτάται η ακτινοβολία του υποστρώματος αλλά αντιθέτως, εκφράζεται η σχέση των ακτινοβολιών μεταξύ δύο καναλιών χωρίς την επίδραση του βάθους. Παρατηρείται ότι, ο αλγόριθμος για τον υπολογισμό του συντελεστή εξασθένησης αξιοποιεί τις ιδιότητες των καναλιών ανά ζεύγη, γεγονός που τον κάνει ευάλωτο στην επιλογή των περιοχών δειγμάτων. Αυτό σημαίνει ότι για την εκτίμηση του συντελεστή εξασθένησης για ζεύγη καναλιών μικρού μήκους κύματος (μπλε και πράσινο) θα πρέπει η επιλογή των δειγμάτων να μην ξεπερνά βάθη μεγαλύτερα από 15 m, ενώ όταν συμπεριλαμβάνονται και μεγαλύτερα μήκη κύματος (κόκκινο) τότε η επιλογή δεν θα πρέπει να ξεπερνά τα 5 m. Επομένως, η αποτελεσματικότητα της μέθοδος στηρίζεται στην ορθή επιλογή καναλιών και μπορεί να εφαρμοστεί κυρίως σε καθαρά ύδατα με πολύ μικρή θολότητα.

3.2.4.2 Μέθοδος Spitzer και Dirks

Η μέθοδος αυτή (Spitzer & Dirks, 1987) ανέπτυξε τρεις δείκτες (index) αντίστοιχους με εκείνον από Lyzenga με αποκλειστική εφαρμογή όμως σε δορυφορικά δεδομένα από Landsat και SPOT. Τα κανάλια που χρησιμοποιήθηκαν προέρχονταν από το ορατό φάσμα και κατηγοριοποιήθηκαν ως εξής:

1. Κανάλι 1 (Περιοχή του μπλε): Band 1 (450 – 520nm)
2. Κανάλι 2 (Περιοχή του πράσινου): Band 4 (500 – 600nm), Band 2 (520 – 600nm), Band 1 (500 – 590nm)
3. Κανάλι 3 (Περιοχή του κόκκινου): Band 5 (600 – 700nm), Band 3 (630 – 690nm), Band 2 (610 – 680nm)

Ο δείκτης $index_{b1}$ που σχετίζεται με τα κανάλια 2 και 3 περιορίζεται κυρίως σε ρηχά ύδατα καθώς το κανάλι 2 (πράσινο) και το κανάλι 3 (κόκκινο) έχουν μικρότερη διείσδυση στο νερό. Αντίστοιχα, οι δείκτες $index_{b2}$ (κανάλια 1, 2 και 3) και $index_{b3}$ (κανάλια 1 και 2) επιτρέπουν την διείσδυση σε βαθύτερα ύδατα καθώς συμπεριλαμβάνουν το μπλε κανάλι. Επιπλέον, οι δείκτες $index_{b1}$ και $index_{b2}$ μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε αμμώδεις και λασπώδεις περιοχές, ενώ ο δείκτης $index_{b3}$ χρησιμοποιείται κυρίως σε περιοχές με υποθαλάσσια βλάστηση. Σε αυτή την περίπτωση, η μέθοδος είναι αποτελεσματική σε καθαρά ύδατα και σαν αποτέλεσμα δεν εξάγεται η τιμή της ακτινοβολίας του πυθμένα αλλά η σχέση μεταξύ καναλιών ανεξάρτητα του βάθους.

Μια τροποποιημένη προσέγγιση της μεθοδολογίας Lyzenga που προτάθηκε από τον Tassan (Tassan, 1996) επέτρεπε την εφαρμογή του προβλήματος σε περιοχές με διακυμάνσεις στην θολότητα μεταξύ ρηχών και βαθιών υδάτων. Ουσιαστικά, η μεθοδολογία περιελάμβανε την εκτίμηση της γραμμικής παλινδρόμησης μεταξύ δύο διαφορετικών ειδών υποστρώματος (άμμος με φύκια - υψηλή και χαμηλή ανακλαστικότητα) και την εκτέλεση δύο στατιστικών αναλύσεων, όπου η πρώτη αφορούσε τον διαχωρισμό των εικονοστοιχείων με άμμο σε ρηχά ύδατα από τις περιοχές καλυμμένες με άλγη, και η δεύτερη τον εντοπισμό των εικονοστοιχείων σε ρηχά ύδατα με κάλυψη άλγης. Παρόλα αυτά, η προσέγγιση στηρίχτηκε μόνο σε αριθμητικές εξομοιώσεις και δεν εφαρμόστηκε σε πραγματικά δεδομένα.

3.2.4.3 Μέθοδος Sagawa

Οι Sagawa et al. (2010) βασίζομενοι στην μεθοδολογία του Lyzenga, ανέπτυξαν έναν δείκτη για την εκτίμηση της ακτινοβολίας στον πυθμένα ο οποίος θα μπορούσε να εφαρμοστεί σε ύδατα με χαμηλή διαύγεια. Για τον λόγο αυτόν, απαιτούμενο ήταν εκτός από τον συντελεστή εξασθένησης η γνώση του βάθους, καθώς διαθέτοντας δεδομένα

γνωστού βάθους ίδιου θαλάσσιου υποστρώματος επιτρεπόταν η εκτίμηση της εξασθένισης. Η αξιοπιστία της μεθόδου στηρίζεται στο γεγονός ότι ο συντελεστής εξασθένισης είναι σταθερός σε ολόκληρη την περιοχή μελέτης και ανεξάρτητος από το είδος του υποστρώματος εντός μικρών περιοχών, δίνοντας έμφαση στην υψηλή ακρίβεια των διαθέσιμων βαθυμετρικών δεδομένων.

Πίνακας 3.1: Συγκεντρωτικός πίνακας μεθοδολογιών και προϋποθέσεων διόρθωσης στήλης νερού

Μέθοδος	Προϋποθέσεις εφαρμογής
Lyzenga	Οριζόντια και κατακόρυφη ομογένεια. Μικρή μεταβλητότητα ανάκλασης του ίδιου είδους υποστρώματος. Εφαρμογή σε διαυγή νερά.
Spitzer & Dirks	Ίδιες προϋποθέσεις με Lyzenga. Εφαρμογή σε δορυφορικά δεδομένα Landsat και SPOT μόνο.
Tassan	Κατακόρυφη ομογένεια. Ικανή να εφαρμοστεί σε περιοχές με διακυμάνσεις θολότητας μεταξύ ρηχών και βαθιών νερών.
Sagawa	Οριζόντια και κατακόρυφη ομογένεια. Ικανή να εφαρμοστεί σε είδη υποστρώματος με χαμηλή ανακλαστικότητα. Απαιτείται η ύπαρξη αξιόπιστων βαθυμετρικών δεδομένων.

3.3 Τεχνικές ταξινόμησης

Με τον όρο ταξινόμηση εννοείται η διαδικασία απόδοσης στο κάθε εικονοστοιχείο πληροφορίας που σχετίζεται με κάποια χρήση ή κάλυψη. Για την χαρτογράφηση υποθαλάσσιων οικοσυστημάτων χρησιμοποιούνται κυρίως πολυφασματικά δεδομένα, τα οποία μπορούν να ταξινομηθούν είτε βάσει εικονοστοιχείου (pixel based) είτε βάσει αντικειμένου (object based). Στην πρώτη περίπτωση, πραγματοποιείται ταξινόμηση του κάθε εικονοστοιχείου ξεχωριστά ανάλογα με τις ραδιομετρικές του ιδιότητες, ενώ στην δεύτερη η ταξινόμηση στηρίζεται σε τεχνικές κατάτμησης της εικόνας σε διακριτά και μη επικαλυπτόμενα αντικείμενα τα οποία είναι ομοιογενή ως προς τα φασματικά και χωρικά τους χαρακτηριστικά.

3.3.1 Επιβλεπόμενη ταξινόμηση

Κατά την επιβλεπόμενη ταξινόμηση (supervised classification) ο χρήστης εκπαιδεύει τον ταξινομητή καθορίζοντας περιοχές μέσα στην εικόνα (training data) οι οποίες αντιπροσωπεύουν γνωστές καλύψεις. Οι περιοχές αυτές πρέπει να είναι ομοιογενείς και αποτελούν αντιπροσωπευτικά δείγματα κάθε θεματικής κλάσης. Αποτελεί μία χρονοβόρα διαδικασία καθώς η επιλογή των δεδομένων εκπαίδευσης θα πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικά για ολόκληρη την εικόνα.

- Αλγόριθμος ελάχιστης απόστασης (K-Means Nearest Neighbor).

Αποτελεί την απλούστερη και οικονομικότερη μέθοδο ταξινόμησης από πλευράς υπολογιστικής ισχύος. Για κάθε δείγμα εκπαίδευσης υπολογίζεται η μέση τιμή ανά φασματικό κανάλι και κάθε εικονοστοιχείο κατηγοριοποιείται σε μια από τις θεματικές κλάσεις που αντιπροσωπεύουν τα πεδία με βάση την απόστασή τους από την μέση τιμή της κάθε κλάσης (Perakis et al., 2015).

- Αλγόριθμος παραλληλεπίπεδων (Parallelepiped).

Ένα βασικό μειονέκτημα του αλγόριθμου ελάχιστης απόστασης είναι ότι δεν λαμβάνει υπόψη την διασπορά παρά μόνο τα κέντρα βάρους των περιοχών εκπαίδευσης, με αποτέλεσμα να δημιουργούνται προβλήματα στις περιπτώσεις όπου δύο κλάσεις είναι κοντά η μία στην άλλη αλλά παρουσιάζουν μεγάλη διασπορά. Ο αλγόριθμος των παραλληλεπίπεδων βελτιώνει αυτή την αδυναμία, λαμβάνοντας υπόψη και την διασπορά στη διαδικασία της ταξινόμησης. Ο χρήστης μελετώντας «στατιστικά» το ιστόγραμμα ορίζει μια κατώτατη και μία ανώτατη ραδιομετρική τιμή για κάθε κλάση (Perakis et al., 2015). Με αυτόν τον τρόπο οριοθετείται μια περιοχή που έχει σχήμα είτε ορθογωνίου παραλληλόγραμμου σε ένα δισδιάστατο χώρο προτύπων, είτε n -διάστατου παραλληλεπίπεδου στο n -διάστατο χώρο (Μηλιαρέσης, 2003).

- Αλγόριθμος μέγιστης πιθανοφάνειας (Maximum Likelihood).

Ο αλγόριθμος της μέγιστης πιθανοφάνειας χρησιμοποιεί τον μέσο όρο και τον λόγο διακύμανσης/συνδιακύμανσης των φασματικών ταυτοτήτων των δειγμάτων για να δημιουργήσει συναρτήσεις πιθανοφάνειας για κάθε θεματική κλάση. Προφανώς, η αναλογία των εικονοστοιχείων των διαφόρων κλάσεων δεν είναι η ίδια σε όλη την εικόνα. Για τον λόγο αυτόν προσδίδεται ένα βάρος σε κάθε κατηγορία

πολλαπλασιάζοντας την πιθανότητα κάθε κλάσης με το ποσοστό της επιφάνειας που εκτιμάται ότι καταλαμβάνει σε όλη την εικόνα. Βασικό μειονέκτημα αποτελεί ο μεγάλος χρόνος υπολογισμού ο οποίος εξαρτάται από το πλήθος των θεματικών κλάσεων σε συνδυασμό με τα διαθέσιμα κανάλια που θα χρησιμοποιηθούν (Perakis et al., 2015).

3.3.2 Μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση

Κατά τη μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση (unsupervised classification) δεν απαιτείται από το χρήστη η διαδικασία της εκπαίδευσης παρά μόνο ο προσδιορισμός των επιθυμητών κλάσεων για την ταξινόμηση.

- Αλγόριθμος των K-Μέσων (K-means).

Στον αλγόριθμο των K-Μέσων τα κριτήρια για την κατάταξη ενός εικονοστοιχείου σε μια θεματική κλάση είναι η ραδιομετρική τιμή του και η θέση του στην εικόνα. Αρχικά ορίζεται ένας αυθαίρετος k αριθμός κεντροειδών και στη συνέχεια κάθε εικονοστοιχείο κατανέμεται στη πλησιέστερη συστάδα, βελτιώνοντας με επαναλήψεις την αρχική επιλογή των κεντροειδών διατηρώντας ταυτόχρονα χαμηλό τον αριθμό τους (Perakis et al., 2015). Ο ταξινομητής αυτός δεν είναι κατάλληλος για πολύπλοκες περιοχές που αποτελούνται από μικρά τμήματα εδαφικής κάλυψης και δεν είναι αποτελεσματικός για εικόνες πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης.

- Αλγόριθμος ISODATA

Εξέλιξη του αλγόριθμου K-means αποτελεί ο ταξινομητής ISODATA με τη σαφή διαφοροποίηση ότι συνενώνει, διαχωρίζει και απορρίπτει συστάδες σε κάθε επανάληψη που εφαρμόζεται. Η περίπτωση της συνένωσης συστάδων πραγματοποιείται είτε όταν ο αριθμός των εικονοστοιχείων που συμμετέχουν σε μία ομάδα είναι μικρότερος από ένα προκαθορισμένο όριο είτε όταν τα κέντρα των ομάδων είναι πολύ κοντά μεταξύ τους σύμφωνα πάλι με ένα προκαθορισμένο όριο ελάχιστης ραδιομετρικής απόστασης μεταξύ διαφορετικών ομάδων. Αντίθετα, διαχωρισμός συστάδων γίνεται όταν κάποια ομάδα έχει μεγάλη τυπική απόκλιση ραδιομετρικών τιμών βάσει ενός ορίου τυπικής απόκλισης πάνω από το οποίο μια ομάδα δεν θεωρείται ομογενής. Τέλος, ο αλγόριθμος ISODATA θεωρεί αταξινόμητα εκείνα τα εικονοστοιχεία που δημιουργούν μικρές ομάδες βάσει ενός ελάχιστου αριθμού που

απαιτείται για τη δημιουργία μιας ομάδας (Perakis et al., 2015).

3.3.3 Υβριδική ταξινόμηση

Ένας ταξινομητής, στην πραγματικότητα, δεν μπορεί να είναι κατάλληλος για όλες τις πιθανές περιπτώσεις, διότι τα χαρακτηριστικά κάθε περιοχής, όπως και οι συνθήκες κάθε μελέτης, διαφέρουν αρκετά μεταξύ τους. Σε αρκετές περιπτώσεις, καλύτερα αποτελέσματα λαμβάνονται χρησιμοποιώντας πολλούς διαφορετικούς ταξινομητές. Συνδυασμός της επιβλεπόμενης και μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης αποτελεί η υβριδική ταξινόμηση. Βασικό μειονέκτημα της επιβλεπόμενης είναι η *a priori* γνώση των φασματικών υπογραφών της υπό ταξινόμηση περιοχής. Αυτό το κενό έρχεται να καλύψει η μη επιβλεπόμενη μέσω της ταξινόμησης υποσυνόλων της εικόνας ώστε να αναγνωριστεί το σύνολο των θεματικών κλάσεων που την απαρτίζουν. Σε γενικές γραμμές αποτελείται από τα ακόλουθα στάδια (Perakis et al., 2015):

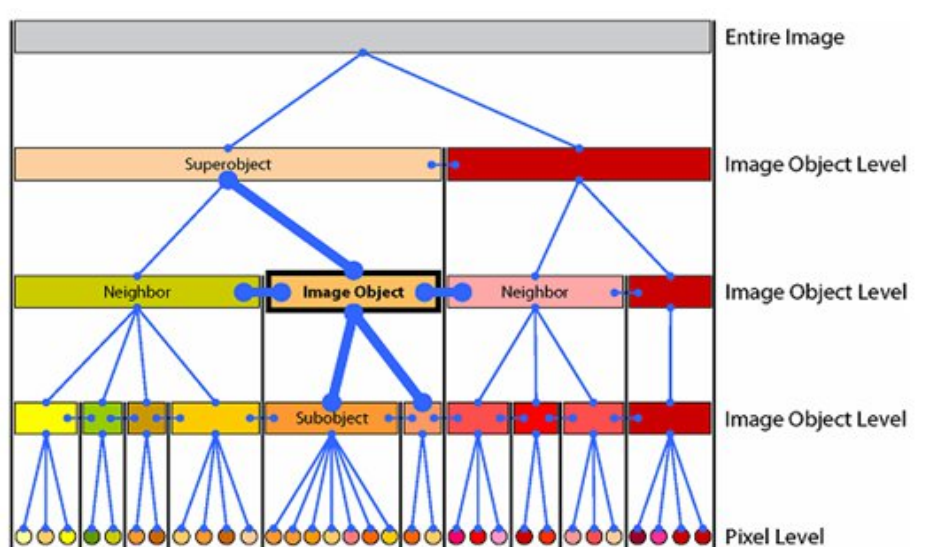
1. Προσδιορισμός των κλάσεων που απαρτίζουν την εικόνα μέσω μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης
2. Χρήση πραγματικών δεδομένων (ground truth) για την αντιστοίχιση της φασματικής πληροφορίας του πρώτου βήματος με τις θεματικές κλάσεις.
3. Ταξινόμηση της εικόνας βάσει αλγόριθμου
4. Αντιστοίχιση κάθε εικονοστοιχείου στη θεματική κλάση που ανήκει ανάλογα με τη ραδιομετρική του τιμή.

3.3.4 Αντικειμενοστραφής ταξινόμηση

Σε αντίθεση με τις προηγούμενες μεθόδους ταξινόμησης, όπου η βασική μονάδα επεξεργασίας είναι το εικονοστοιχείο, η αντικειμενοστραφή ανάλυση (Object Based Image Analysis – OBIA) επεξεργάζεται, αναλύει και τελικά ερμηνεύει μία δορυφορική εικόνα αντλώντας πληροφορίες από σημασιολογικά αντικείμενα τα οποία έχουν δημιουργηθεί με μια σειρά διαδικασιών κατάτμησης της εικόνας. Αποτελεί μια τεχνική, η λειτουργία της οποίας θυμίζει τον τρόπο με τον οποίο ο ανθρώπινος εγκέφαλος διακρίνει τα σημεία ενδιαφέροντος σε μία εικόνα και στην συνέχεια τα ιεραρχεί (Crommelinck et al., 2016).

Συνήθως, οι μέθοδοι ανάλυσης που στηρίζονται σε επίπεδο εικονοστοιχείου, χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου που δεν περιέχουν χωρική πληροφορία. Από την άλλη, οι προσεγγίσεις με αντικειμενοστραφή ανάλυση εξάγουν χαρακτηριστικά υψηλού επιπέδου τα οποία αντιπροσωπεύουν σχήματα στην εικόνα, αμετάβλητα ως προς τις μεταθέσεις, τον προσανατολισμό και την κλίμακα (Crommelinck et al., 2016). Έτσι λοιπόν, με την αντικειμενοστραφή ανάλυση είναι εφικτή η περιγραφή σχέσεων μεταξύ των αντικειμένων σύμφωνα με τις ιδιότητές τους και μάλιστα κάθε ιδιότητα να έχει διαφορετικό βάρος στην ανάλυση.

Η αντικειμενοστραφής ταξινόμηση απαρτίζεται από δύο κυρίως στάδια. Το πρώτο, περιλαμβάνει την κατάτμηση της εικόνας κατά την οποία δημιουργούνται αντικείμενα ομαδοποιώντας ή κατακερματίζοντας περιοχές της εικόνας βάση κοινών χαρακτηριστικών. Έπειτα, τα αντικείμενα που δημιουργούνται μπορούν να ενωθούν ώστε να δημιουργήσουν ένα νέο, ιεραρχικά μεγαλύτερου επιπέδου αντικείμενο, κατασκευάζοντας έτσι ένα δίκτυο από υπέρ-αντικείμενα (Super-object) και υπό-αντικείμενα (Sub-object). Πρακτικά, όλα τα αντικείμενα αποτελούν μέρος της ιεραρχίας της εικόνας, η οποία μπορεί να περιλαμβάνει πολλά επίπεδα αλλά πάντα ιεραρχημένα. Κάθε επίπεδο αποτελεί μία εικονική αντιγραφή της εικόνας, διατηρώντας πληροφορίες για συγκεκριμένες περιοχές. Για τον λόγο αυτόν, κάθε αντικείμενο είναι άμεσα συνδεδεμένο με τα γειτονικά είτε του ίδιου είτε ανώτερου είτε κατώτερου επιπέδου (Εικόνα 3.3).



Εικόνα 3.3: Εντός της αντικειμενοστραφούς ιεράρχησης κάθε αντικείμενο της εικόνας συνδέεται με τα γειτονικά, τα υπέρ-αντικείμενα και τα υπό-αντικείμενα (Definiens Developers 7 – User Guide, σελ. 27)

3.4 Εφαρμογή μεθοδολογιών ταξινόμησης στην περιοχή της Μεσογείου

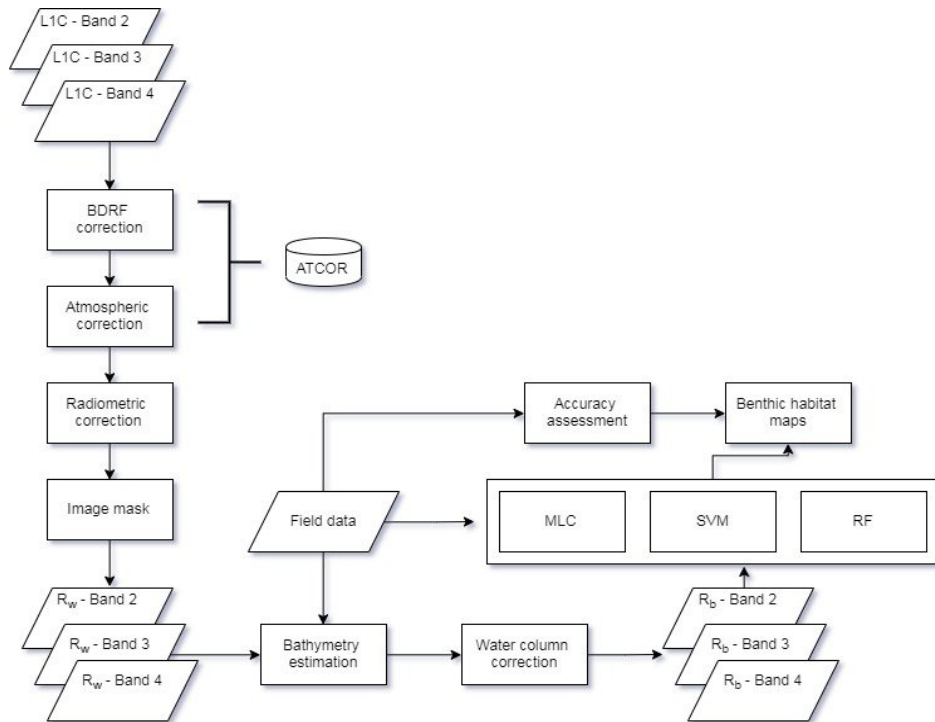
Η χαρτογράφηση υποθαλάσσιων οικοσυστημάτων με τηλεπισκοπικά δεδομένα αποτελούσε πάντα μία διαδικασία γεμάτη προκλήσεις, γεγονός που με το πέρασμα των χρόνων οδήγησε στην ανάπτυξη ολοένα και καλύτερων μεθόδων με σκοπό την παραγωγή ακριβέστερων αποτελεσμάτων. Μάλιστα, η βελτίωση της ακρίβειας δεν περιορίστηκε μονάχα στην εύρεση του κατάλληλου αλγόριθμου ταξινόμησης αλλά και στην ανάπτυξη εκείνης της μεθοδολογίας που είναι αποτελεσματικότερη στα διαθέσιμα τηλεπισκοπικά δεδομένα, συνδυάζοντας διάφορες ομάδες δεδομένων όπως πολυφασματικές εικόνες, αεροφωτογραφίες και βυθομετρικά στοιχεία.

Επικεντρώνοντας το ενδιαφέρον στην περιοχή της Μεσογείου, παλιότερες έρευνες έχουν αξιοποιήσει τις δυνατότητες των δορυφορικών εικόνων και έχουν αποδείξει την καταλληλότητά τους στην μελέτη του υποθαλάσσιου οικοσυστήματος. Συγκεκριμένα, το 2005 οι Pasqualini et al. χρησιμοποίησαν δύο εικόνες SPOT 5 και κατάφεραν να χαρτογραφήσουν τις περιοχές με *Posidonia oceanica* μέχρι 20m βάθους στον κόλπο του Λαγανά Ζακύνθου στην Ελλάδα και με ακρίβεια μεταξύ 73% και 96%. Αργότερα, το 2009 οι Fornes et al., αξιοποιώντας εικόνα από τον δορυφόρο IKONOS στην περιοχή Μαγκαλούφ της Μαγιόρκα στην Ισπανία, κατάφεραν να εντοπίσουν τα λιβάδια από *Posidonia oceanica* με ακρίβεια 92%. Πιο πρόσφατα, οι Matta et al. (2014) επεξεργάστηκαν εικόνα από δορυφόρο RapidEye και με ακρίβεια 84% χαρτογράφησαν λιβάδια *Posidonia oceanica* που εκτείνονταν σε βάθη 0-10m στον κόλπο Οριστάνο της Δυτικής Σαρδηνίας στην Ιταλία.

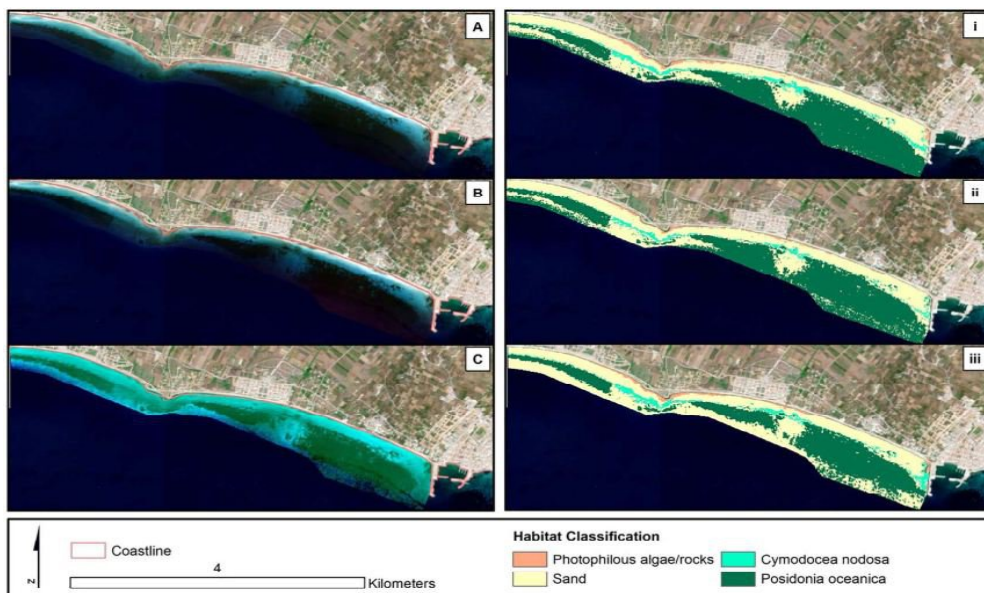
Το 2017 οι Traganos and Reinartz, πραγματοποίησαν έρευνα ώστε να εκτιμηθεί η καταλληλότητα των πολυφασματικών εικόνων στην χαρτογράφηση υποθαλάσσιας βλάστησης από τον πρόσφατα σε λειτουργία δορυφόρο Sentinel-2. Η περιοχή μελέτης ήταν ένα τμήμα του Θερμαϊκού κόλπου, βορειοδυτικά του Αιγαίου Πελάγους, συνολικής έκτασης περίπου 3.3km², με έντονες επιρροές από την γεωργία, την ιχθυοκαλλιέργεια, την βιομηχανία και τον τουρισμό. Επιπλέον, θέλησαν να εξετάσουν τα αποτελέσματα τριών ταξινομητών (maximum likelihood, support vector machines και random forests) της επιβλεπόμενης ταξινόμησης σε τρία διαφορετικά σενάρια: α) εφαρμογή ταξινόμησης σε εικόνες μη διορθωμένες ατμοσφαιρικά, β) εφαρμογή σε

ατμοσφαιρικά και γεωμετρικά διορθωμένες εικόνες και γ) εφαρμογή σε εικόνες με επιπλέον διόρθωση στήλης ύδατος. Για την δημιουργία των τελικών εννιά προϊόντων (τρεις ταξινομητές για κάθε σενάριο) η μεθοδολογία (Εικόνα 3.4) που ακολούθησαν ήταν αρχικά να διορθώσουν ατμοσφαιρικά την εικόνα από Sentinel-2, καθώς μέχρι εκείνη την περίοδο δεν παρέχονταν έτοιμες διορθωμένες εικόνες από την E.S.A. Έπειτα, εκμεταλλευόμενοι το κανάλι 8, που αναφέρεται στο εγγύς υπέρυθρο, και το Ψηφιακό Μοντέλο Βυθού από την Υδρογραφική Υπηρεσία Ναυτικού όρισαν την περιοχή μελέτης η οποία απέκλειε περιοχές εκτός θάλασσας και εκτεινόταν μέχρι τα 20m βάθος καθώς πέραν αυτού του βάθους είναι δύσκολο να διεξαχθούν αξιόπιστες ποσοτικές εκτιμήσεις του υποθαλάσσιου στρώματος. Η έρευνα συνοδευόταν και από 228 *in-situ* μετρήσεις σημείων που το καθένα αντιστοιχούσε σε συγκεκριμένο είδος ενδαιτήματος (*Posidonia oceanica*, *C. nodosa*, άλγη σε βράχο και άμμος) με δικές του συντεταγμένες, και τα οποία αργότερα εφάρμοσαν ως εκπαιδευτές (training data) για τους τρεις ταξινομητές. Παράλληλα, με κατάλληλο εξοπλισμό, αποτυπώθηκαν 53 σημεία γνωστού βάθους τα οποία χρησιμοποίησαν για την εξαγωγή βυθομετρικής πληροφορίας από την εικόνα.

Το συμπέρασμα στο οποίο κατέληξαν (Εικόνα 3.5) ήταν ότι ο ταξινομητής SVM είχε καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τους άλλους δύο στην περίπτωση της μη ατμοσφαιρικά διορθωμένης εικόνας (1ο σενάριο) με συνολική ακρίβεια 86%. Στην περίπτωση της ατμοσφαιρικά διορθωμένης εικόνας (2ο σενάριο) καλύτερα αποτελέσματα πέτυχαν με τον RF με συνολική ακρίβεια 94.4%. Την ίδια ακρίβεια, 94.4%, πέτυχαν και στην περίπτωση διόρθωσης της στήλης ύδατος (3ο σενάριο) με τον ταξινομητή SVM. Η διαφορά έγκειται στο ότι στα δύο πρώτα σενάρια υπήρχε σύγχυση στον διαχωρισμό μεταξύ των ειδών *Posidonia oceanica* και *C. nodosa* με άμμο, ενώ στο τρίτο διακρίνονταν πιο καθαρά τα όρια της *Posidonia oceanica* στα βαθιά ύδατα.



Εικόνα 3.4: Διάγραμμα μεθοδολογίας Traganos et al. όπου R_w η ανάκλαση την επιφάνεια της θάλασσας κι R_b η ανάκλαση στον πυθμένα (Traganos et. al, 2017)



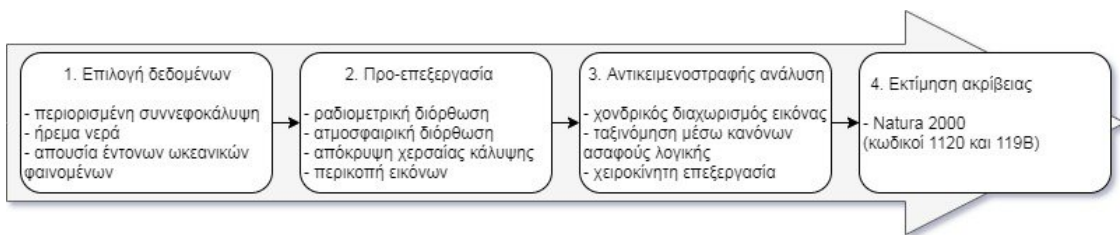
Εικόνα 3.5: Αποτελέσματα των διαφορετικών σεναρίων που εφαρμόστηκαν. A. Χωρίς ατμοσφαιρική διόρθωση. B. Με ατμοσφαιρική διόρθωση. C. Με επιπλέον διόρθωση στήλης νερού. i. Αποτέλεσμα SVM του A σεναρίου. ii. Αποτέλεσμα RF του B σεναρίου. iii. Αποτέλεσμα SVM του C σεναρίου (Traganos et. al, 2017)

Το 2018 οι Torouzelis et al. πραγματοποίησαν έρευνα όπου για πρώτη φορά έγινε προσπάθεια χαρτογράφησης υποθαλάσσιων λιβαδιών σε εθνικό επίπεδο. Παρόλο που το Ελληνικό Κέντρο Θαλάσσιων Ερευνών παρακολουθεί συστηματικά την ποιότητα των υποθαλάσσιων λιβαδιών, βάση ευρωπαϊκών οδηγιών, η ακριβής θέση τους δεν έχει σχεδόν ποτέ αποτυπωθεί. Σύμφωνα με τους Torouzelis et al. μόνο το 8% της ελληνικής ακτογραμμής έχει μελετηθεί, ενώ εκτιμάται ότι το 65% των αχαρτογράφητων υποθαλάσσιων λιβαδιών της Μεσογείου βρίσκονται σε ελληνικά ύδατα. Η περιοχή μελέτης, που ήταν ολόκληρη η ελληνική ακτογραμμή, χωρίστηκε σε τρεις υπο-περιοχές σύμφωνα με τα μέγιστα βάθη που εκτείνονταν τα υποθαλάσσια λιβάδια: α) περιοχή βορείου Αιγαίου με μέγιστο βάθος 26.3m (\pm 6.44m), β) περιοχή νοτίου Αιγαίου με μέγιστο βάθος 30m (\pm 5.75m) και γ) περιοχή Ιονίου Πελάγους με βάθος 35.4m (\pm 4.95m). Η έρευνά τους στηρίχτηκε σε εικόνες από τον δορυφόρο Landsat-8, ο οποίος λειτουργεί σε έξι κανάλια με χωρική ανάλυση τα 30m. Παρόλο που ο Landsat-8 καλύπτει ολόκληρη την ελληνική ακτογραμμή με 25 εικόνες, χρησιμοποιήθηκαν οι διπλάσιες (2 εικόνες για κάθε πινακίδα) καθώς η μεγάλη ζώνη κάλυψης² του δορυφόρου σε συνδυασμό με την πολυπλοκότητα που παρουσιάζει το Αιγαίο Πέλαγος δεν πληρούσαν τα κριτήρια επιλογής (χαμηλή νεφοκάλυψη, απουσία κυματισμών κτλ.). Σε σχέση με τις προηγούμενες μελέτες, η έρευνά τους στηρίχτηκε στην αντικειμενοστραφή ταξινόμηση (OBIA) κατά την οποία η εικόνα αρχικά χωρίζεται σε αντικείμενα με ίδια φασματικά χαρακτηριστικά και στην συνέχεια ταξινομείται βάση προκαθορισμένων κανόνων. Η δομή εργασιών (Εικόνα 3.6), μετά το στάδιο επιλογής των κατάλληλων εικόνων, ακολουθούσε την προ-επεξεργασία που περιλάμβανε την ατμοσφαιρική και ραδιομετρική διόρθωση μέσω του λογισμικού ENVI και της εργαλειοθήκης που διαθέτει Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hyper-cubes (FLAASH[®]). Επιπλέον, σε αυτό το στάδιο και μέσω του δείκτη Normalized Difference Water Index (NDWI)³ ορίστηκε η μάσκα που απέκλειε χερσαίες περιοχές. Παράλληλα οι εικόνες κόπηκαν σύμφωνα με τα διαγράμματα 1:50.000 της Γεωγραφικής Υπηρεσίας Στρατού. Το στάδιο της αντικειμενοστραφούς ανάλυσης

2 170 χλμ από Βορρά προς Νότο και 183 χλμ από Ανατολή προς Δύση

3
$$NDWI = \frac{coastal - NIR2}{coastal + NIR2}$$

χωρίστηκε σε τρία τμήματα. Το πρώτο περιελάμβανε μία χονδρική κατάτμηση των εικόνων κατά την οποία περιοχές με μεγάλη κατάτμηση (ίδια φασματικά χαρακτηριστικά) ορίστηκαν ως περιοχές μεγάλου βάθους και δεν συμπεριλήφθηκαν στην μετέπειτα ανάλυση. Το δεύτερο τμήμα της επεξεργασίας, χρησιμοποιώντας κατώφλια, χώρισε την περιοχή ενδιαφέροντος σε τρεις κλάσεις: α) ρηγά ύδατα, β) βαθιά ύδατα και γ) πιθανά υποθαλάσσια λιβάδια. Έπειτα, τα αντικείμενα που δημιουργήθηκαν υπό την ίδια κατηγορία ενοποιήθηκαν και εκείνα που ανήκαν στις κλάσεις «ρηγά ύδατα» και «πιθανά υποθαλάσσια λιβάδια» αναλύθηκαν περαιτέρω στο τρίτο και τελευταίο στάδιο όπου ακολούθησε λεπτομερής ταξινόμηση. Σε αυτό το βήμα δημιουργήθηκαν πολλές υποκατηγορίες χρησιμοποιώντας κανόνες ασαφούς λογικής. Συγκεκριμένα, η πρώτη από τις αναφερθείσες κλάσεις περιείχε πέντε κανόνες ενώ η δεύτερη επτά. Σε περιοχές όπου δεν ήταν εφικτό να παραχθούν αποτελέσματα υψηλής ακρίβειας, λόγω θολότητας των νερών, έγινε χειροκίνητη επεξεργασία.



Εικόνα 3.6: Ροή μεθοδολογίας Τοπουζέλης (Torouzelis et. al, 2018)

Συνολικά, η κάλυψη υποθαλάσσιας βλάστησης στα ελληνικά νερά εκτιμήθηκε στα 2.619km², με μεγαλύτερη την περιοχή γύρω από την Λήμνο (124km²), την Κέρκυρα (46km²) και την ανατολική Πελοπόννησο (47km²). Η εκτίμηση της ακρίβειας έγινε βάση του δικτύου Natura 2000 σύμφωνα με τους κωδικούς 1120 και 199B. Ο πρώτος αναφέρεται στα λιβάδια από *Posidonia oceanica* ενώ ο δεύτερος σε περιοχές που περιέχουν άλλα είδη αγγειόσπερμων (*Cymodocea nodosa*, *Zostera noltii*, *Zostera marina*). Η μέση συνολική ακρίβεια και για τις 62 περιοχές του δικτύου Natura εκτιμήθηκε στο 76.3% από τις οποίες τρεις περιοχές (5%) εκτιμήθηκαν με ακρίβεια λιγότερη από το 50%, 15 περιοχές (24%) με ακρίβεια 50% - 69%, 20 περιοχές (32%) με ακρίβεια 70% - 80% και 24 περιοχές (38%) με ακρίβεια μεγαλύτερη από 80%. Αξίζει να σημειωθεί ότι στην έρευνά τους δεν κατασκεύασαν δείκτες εξασθένισης ακτινοβολίας – βάθους με αποτέλεσμα η αυτοματοποιημένη διαδικασία να είναι αποτελεσματική μόνο σε μεγάλες περιοχές κάλυψης. Τελικό προϊόν της έρευνας

αποτελέσει η παραγωγή ενός διανυσματικού αρχείου ⁴, διαθέσιμο προς το κοινό, με την θέση των εκτιμώμενων περιοχών ύπαρξης υποθαλάσσιας βλάστησης.

Οι Traganos et al. (2018) στην έρευνα τους συνδύασαν την υπολογιστική δύναμη των Μηχανών Μάθησης Google Earth Engine και των ελεύθερων, προς το κοινό, δορυφορικών πολυφασματικών δεδομένων από Sentinel-2. Σκοπός της έρευνας ήταν η ανάπτυξη μιας μεθοδολογίας, με δυνατότητα προσαρμογής στα δεδομένα της κάθε περιοχής, για την χαρτογράφηση της υποθαλάσσιας βλάστησης σε παγκόσμια κλίμακα.

Η περιοχή μελέτης, για μία ακόμη φορά, ήταν τα ελληνικά νερά του Ιονίου και Αιγαίου Πελάγους με μέσο βάθος εμφάνισης υποθαλάσσιας βλάστησης μεταξύ 25 και 34m, ανάλογα με τις τοπικές συνθήκες. Για την εκπαίδευση της Μηχανής Google Earth, χρησιμοποιήθηκαν στο σύνολο 1045 εικόνες Sentinel-2, της χρονικής περιόδου από 1 Σεπτεμβρίου 2017 έως 1 Οκτωβρίου 2017. Η επιλογή των πολυγώνων εκπαίδευσης (training data) έγινε χειροκίνητα και επιλέχθηκαν περιοχές με υψηλό επίπεδο γνώσης της υποθαλάσσιας κάλυψης. Για την διασφάλιση της συνοχής, χρησιμοποίησαν αυστηρώς πολύγωνα ψηφιοποίησης σταθερής διάστασης 4x4, αποδίδοντας στο σύνολο 1457 (23312 εικονοστοιχεία) πολύγωνα εκπαίδευσης (Πίνακας 3.2) για δύο κλάσεις: α) υποθαλάσσια βλάστηση και β) μη υποθαλάσσια βλάστηση. Παράλληλα, για την εκτίμηση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκαν 322 ανεξάρτητα δεδομένα πεδίου που τους παραχωρήθηκαν από ιδιωτικό φορέα.

Πίνακας 3.2 Αριθμός πολυγώνων και εικονοστοιχείων που εφαρμόστηκαν ανά κλάση για περιοχή μελέτης ~40951km² (Traganos et. al, 2018)

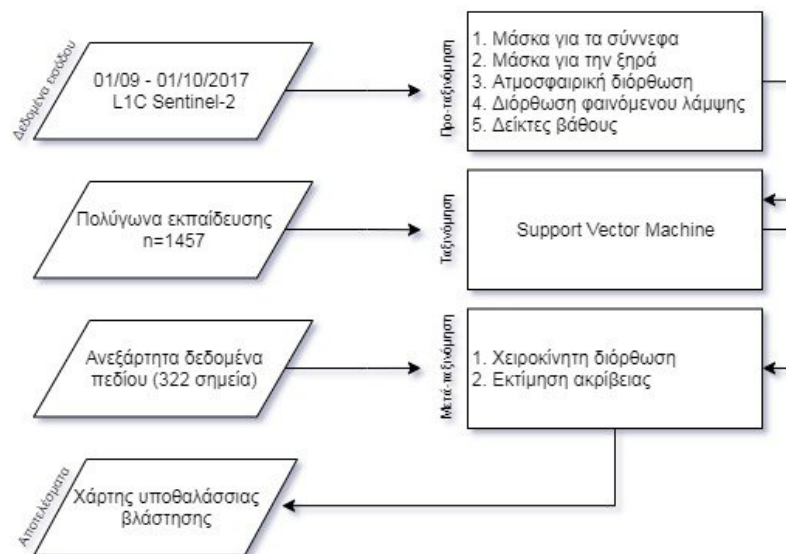
Κλάση	Πολύγωνα	Εικονοστοιχεία	Ποσοστό %
Υποθαλάσσια βλάστηση	329	5264	22.6
Μη υποθαλάσσια βλάστηση	1128	18048	77.4
Σύνολο	1457	23312	100

Για τον αποκλεισμό από την μετέπειτα ανάλυση της ξηράς και περιοχών μεγάλου βάθους χρησιμοποίησαν το διανυσματικό αρχείο ακτογραμμής κλίμακας 1:90000 της Υδρογραφικής Υπηρεσίας Ναυτικού, δημιουργώντας μία ζώνη τριών χιλιομέτρων η οποία διορθώθηκε και προσαρμόστηκε σύμφωνα με το διανυσματικό

4 <https://zenodo.org/record/1120338#.XgjiDzFX7TIU>

προϊόν των Torouzelis et al. Το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας ήταν η παραγωγή ενός πολυγώνου (περιοχής μελέτης) συνολικής έκτασης 40951 km².

Σε γενικές γραμμές, η μεθοδολογία που ακολούθησαν χωρίστηκε σε τρία στάδια (Εικόνα 3.7). Στο πρώτο στάδιο (προ-ταξινόμηση) πραγματοποιήθηκαν οι διαδικασίες για την δημιουργία μάσκας για τα σύννεφα και την ξηρά και ακολούθησαν οι διορθώσεις που σχετίζονται με την ατμόσφαιρα, το φαινόμενο λάμψης και της εξασθένισης της ακτινοβολίας σε συνάρτηση με το βάθος. Το δεύτερο στάδιο (ταξινόμηση) περιελάμβανε την διαδικασία της ταξινόμησης μέσω Google Earth Engine, κατά την οποία ανάμεσα σε τρεις ταξινομητές (SVM, RF και CART), χρησιμοποιήθηκε μόνο ο SVM, καθώς στατιστικά απέδειξε καλύτερα ποσοτικά και ποιοτικά αποτελέσματα. Στο τελευταίο στάδιο (μετά-ταξινόμηση) έγιναν διορθώσεις στα πολύγωνα της ταξινόμησης λόγω αστοχιών σε περιοχές με βαθιά ύδατα και παράλληλα πραγματοποιήθηκε ο έλεγχος των αποτελεσμάτων βάσει των 322 ανεξάρτητων δεδομένων.



Εικόνα 3.7: Στάδια εργασιών μεθοδολογίας Τραγανού (Traganos et. al, 2018)

Η μεθοδολογία που πρότειναν αποκάλυψε ότι οι περιοχές υποθαλάσσιας βλάστησης στα ελληνικά νερά, βάθους μέχρι 40m, φτάνουν τα 2.510km² από τα οποία τα 1.885 km² εντοπίστηκαν στο Αιγαίο Πέλαγος και τα 625km² στο Ιόνιο. Η περιοχή με την μεγαλύτερη κάλυψη παρατηρήθηκε στην Λήμνο (254km²) και ακολούθησαν η ΒΔ Πελοπόννησος (99km²), η Κέρκυρα (90km²), η Κρήτη (70km²), η Θάσος (53km²) και ο

Θερμαϊκός κόλπος (49km²). Μάλιστα, συγκρίνοντας την έρευνα τους με εκείνη των Torouzelis et al. (2017) διαπιστώθηκε ότι τα αποτελέσματά τους διέφεραν σε ποσοστό μικρότερο από 4.2%. Εκτιμάται ότι αυτή η μικρή απόκλιση πολύ πιθανόν να οφείλεται αρχικά στο διαφορετικό τρόπο προσέγγισης (ανάλυση εικονοστοιχείου με αντικειμενοστραφή ανάλυση) καθώς και στην διαφορετική χωρική ανάλυση των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν (Sentinel-2 με 10m ανάλυση και Landsat-8 με 30m).

Διαπιστώνεται ότι οι προτάσεις και οι προσεγγίσεις στο πρόβλημα της χαρτογράφησης υποθαλάσσιων λιβαδιών είναι ποικίλες. Πρόκειται για ένα αντικείμενο μελέτης γεμάτο προκλήσεις για την ερευνητική κοινότητα της Τηλεπισκόπησης η οποία συνεχώς ψάχνει να βρει πιο αποτελεσματικές μεθόδους. Παρά όμως την διαφορετική προσέγγιση που επιλέγει η καθεμιά, όλες έχουν ένα κοινό χαρακτηριστικό, καθώς αποδεικνύουν την αποτελεσματικότητα των δορυφορικών εικόνων να παράγουν αξιόπιστα αποτελέσματα για την εκτίμηση και τον έλεγχο υποθαλάσσιων λιβαδιών μεγάλης κλίμακας. Τα παραγόμενα αποτελέσματα είναι ιδανικά για την αναγνώριση περιοχών που χρήζουν άμεσης προτεραιότητας από τους ειδικούς για την προστασία των υποθαλάσσιων δικτύων.

Παρόλα αυτά, οι προσεγγίσεις δεν λειτουργήσουν ανεξάρτητα από τα δεδομένα πεδίου, η διαθεσιμότητά των οποίων είναι περιορισμένη και πολλές φορές η πληροφορία που προσφέρουν είναι ξεπερασμένη. Υπάρχει λοιπόν άμεση ανάγκη για την δημιουργία μιας σύγχρονης βάσης με υψηλής ακρίβειας δεδομένα αναφοράς χρησιμοποιώντας κάθε διαθέσιμη πηγή (*in-situ* μετρήσεις, scan sonars, ROVs, UAVs).

Παράλληλα, η θάλασσα αποτελεί έναν δυναμικό χώρο πολύπλοκων φαινομένων και διεργασιών και απαιτείται σωστή προεπεξεργασία των εικόνων καθώς και η επιλογή του κατάλληλου ταξινομητή για την κάθε περίπτωση. Δημιουργείται, επομένως, η ανάγκη αύξησης της υπολογιστικής ισχύς. Όπως έχει ήδη πραγματοποιηθεί για την παγκόσμια παρακολούθηση των κοραλλιογενών οικοσυστημάτων, ένα όραμα για παγκόσμια χαρτογράφηση των υποθαλάσσιων λιβαδιών μοιάζει πλέον πιο εφικτό εκμεταλλευόμενοι την υπολογιστική ισχύ των cloud-based μηχανών επεξεργασίας και των εξελιγμένων αλγόριθμων μηχανικής μάθησης. Ο συνδυασμός τους μπορεί να αποφέρει αξιόπιστα αποτελέσματα προσαρμοσμένα όχι μόνο ως προς τον χώρο (περιοχή μελέτης) αλλά και ως προς τον χρόνο (δημιουργία εικόνων χρονοσειράς).

4. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ

4.1 Περιγραφή περιοχής μελέτης

Η περιοχή μελέτης που επιλέχθηκε είναι η παραλία του παράκτιου οικισμού «Λούτσας», γνωστή σήμερα ως Αρτέμιδα, η οποία πληροί μια σειρά κριτηρίων συμβατών με τον γενικότερο στόχο της εργασίας. Κύριοι λόγοι επιλογής είναι ο κοινωνικό-οικονομικός χαρακτήρας για την ευρύτερη περιοχή και τα έντονα φαινόμενα μεταβολής της υποθαλάσσιας βλάστησης που παρατηρούνται καθ' όλη την διάρκεια του χρόνου. Η Δημοτική Ενότητα Αρτέμιδος ανήκει στον Δήμο Σπάτων-Αρτέμιδος της Περιφέρειας Ανατολικής Αττικής, βρίσκεται σε απόσταση 25 χιλιομέτρων από το κέντρο της Αθήνας και καταλαμβάνει έκταση περίπου 21.226 στρέμματα (Πηγή: Επίσημος ιστότοπος του Δήμου Σπάτων - Αρτέμιδος). Βόρεια συνορεύει με τον Δήμο Ραφήνας – Πικερμίου, ανατολικά βρέχεται από τον Νότιο Ευβοϊκό Κόλπο, νότια συνορεύει με τον Δήμο Μαρκοπούλου Μεσογαίας και δυτικά με τον Δήμο Παιανίας. Η λεωφόρος Κωνσταντίνου Καραμανλή συνδέει οδικώς την Αρτέμιδα με την Αθήνα μέσω Σπάτων, η λεωφόρος Βραυρώνος με το Πόρτο Ράφτη (Μαρκόπουλο) και η λεωφόρος Αρτέμιδος με την Ραφήνα.

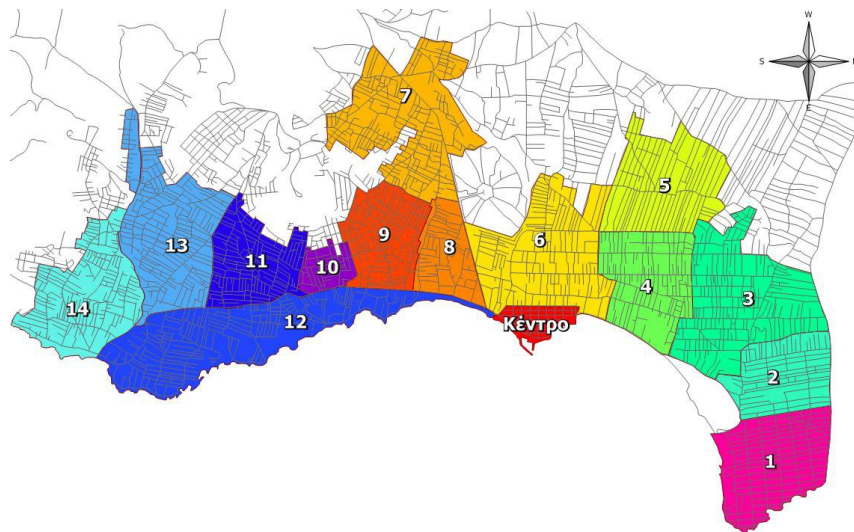


Εικόνα 4.1: Με κόκκινο χρώμα εντοπίζεται η Δημοτική Κοινότητα Αρτέμιδας που αποτελεί την περιοχή μελέτης (wikipedia)

Η οικιστική ζώνη του Δήμου Αρτέμιδος εκτείνεται κατά μήκος της ακτογραμμής, βόρεια και νότια του κέντρου της, ενώ δυτικά εκτείνονται οι πευκόφυτοι λόφοι της περιοχής. (Πηγή: Επιχειρησιακό πρόγραμμα Δήμου Σπάτων – Αρτέμιδος 2014-2019)

Από μία γενικότερη επισκοπή, στην περιοχή διακρίνονται δύο ευρύτερες χωρικές ενότητες. Η βόρεια περιοχή προς Ραφήνα, η οποία ονομάζεται Παλιά Λούτσα και αποτελείται από επτά πολεοδομικές ενότητες καθώς και η νότια περιοχή, εκτεινόμενη στον άξονα της Λεωφόρου Σπάτων, η οποία ονομάζεται Νέα Λούτσα (Βραυρώνα) και αποτελείται από οχτώ ενότητες.

Η περιοχή ενδιαφέροντος στην παρούσα μελέτη εντοπίζεται στο παραλιακό μέτωπο των Πολεοδομικών Ενοτήτων 1, 2, 3 και 4 (Εικόνα 4.2). Η περιοχή αυτή διατηρεί παραθεριστικό χαρακτήρα και είναι η μοναδική με υλοποιημένο ρυμοτομικό σχέδιο. Σε σύγκριση με τις υπόλοιπες ενότητες το οδικό της δίκτυο είναι ποιοτικά καλύτερο, με μεγάλους ελεύθερους χώρους και μεγάλα οικόπεδα που φιλοξενούν εξοχικές και μόνιμες κατοικίες.



Εικόνα 4.2: Ο Δήμος Αρτέμιδος και οι 14 Πολεοδομικές Ενότητες που την απαρτίζουν. (wikipedia)

4.2 Πιέσεις παράκτιας ζώνης

Η παράκτια ζώνη της περιοχής υπόκειται σε διάφορες πιέσεις και απειλές λόγω της αύξησης του παράκτιου πληθυσμού και των τουριστικών δραστηριοτήτων, τον ευτροφισμό, την παράκτια και θαλάσσια ρύπανση, τις αποξηράνσεις και άλλες δραστηριότητες. Επιπλέον, ένας από τους σημαντικότερους παράγοντες που

επηρεάζουν την χλωρίδα και την πανίδα μιας περιοχής είναι το κλίμα. Παρακάτω, παρουσιάζονται οι βασικότεροι παράγοντες που επιδρούν στη μορφολογία της παράκτιας και υποθαλάσσιας έκτασης της περιοχής μελέτης.

4.2.1 Κλίμα

Με βάση τα μετεωρολογικά στοιχεία της Εθνικής Μετεωρολογικής Υπηρεσίας (EMY), το κλίμα της περιοχής του Δήμου Σπάτων-Αρτέμιδος χαρακτηρίζεται ως Μεσογειακό ξηροθερμικό με ήπιους χειμώνες. Το μέσο ύψος βροχόπτωσης είναι 380-400mm, με την χρονική κατανομή των κατακρημνισμάτων να είναι χαρακτηριστική των μεσογειακών κλιμάτων, δηλαδή με βροχοπτώσεις από Οκτώβριο έως Απρίλιο. Η μέση μέγιστη θερμοκρασία είναι 22.7°C ενώ η μέση ελάχιστη δεν κατεβαίνει συχνά κάτω από τους 15.9°C. Τα κλιματολογικά στοιχεία της περιοχής προέρχονται από τον Μετεωρολογικό Σταθμό Ραφήνας του Εθνικού Αστεροσκοπείου Αθηνών με διάρκεια παρατήρησης από 04/2014 μέχρι σήμερα, από όπου προκύπτουν τα ακόλουθα δεδομένα:

Μέση Θερμοκρασία	19.1°C
Μέση Μέγιστη Θερμοκρασία	22.7°C
Μέση Ελάχιστη Θερμοκρασία	15.9°C
Θερμότερος Μήνας	Ιούλιος
Ψυχρότερος Μήνας	Ιανουάριος
Επικρατούσα Δ/νση Ανέμου	B
Μέση Ένταση Ανέμου	7.2 knots

Η περιοχή χαρακτηρίζεται από ισχυρούς ανέμους κατά την διάρκεια του καλοκαιριού και ιδιαίτερα κατά τους μήνες Ιούνιο – Αύγουστο – Σεπτέμβριο, όπου τα μελέτεια με βόρεια – βορειοανατολική διεύθυνση πνέουν με ταχύτητες 24-32 κόμβων (5-7 Bf). Οι επικρατούντες άνεμοι κατά την διάρκεια του καλοκαιριού είναι βόρειοι – βορειοανατολικοί ενώ κατά την διάρκεια του χειμώνα πνέουν νοτιάδες οι οποίοι αφενός μπορεί να φθάσουν τα 30 μίλια ανά ώρα, αφετέρου προκαλούν σημαντικό κυματισμό, ο οποίος επηρεάζει άμεσα την παράκτια ζώνη. Τέτοιες κλιματολογικές συνθήκες ευνοούν

συνθήκες ερημοποίησης σε περιπτώσεις υπεράρδευσης γεωργικών εκτάσεων με υφάλμυρα ύδατα.

4.2.2 Υδάτινοι Πόροι

Οι υδάτινοι πόροι για τον Δήμο Σπάτων-Αρτέμιδος, αποτελούν ιδιαίτερο παράγοντα στρατηγικής σημασίας, δεδομένου ότι η οικονομική και κοινωνική ανάπτυξη του Δήμου βασίζεται σε πολύ μεγάλο βαθμό στην παράκτια ζώνη. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα η ποιότητα των υδάτων να εξαρτάται άμεσα από την πρόσβαση των κατοίκων και παραθεριστών στην παράκτια ζώνη. Σύμφωνα με το μητρώο ταυτοτήτων υδάτων κολύμβησης της Ελλάδας της Ειδικής Γραμματείας Υδάτων, τα κολυμβητικά ύδατα του βορείου τμήματος της ακτογραμμής της Αρτέμιδος (κολυμβητικές ακτές με διακριτική ονομασία «Λούτσα Βόρεια 1» - GRBW069226120 και «Λούτσα Βόρεια 2» – GRBW069226122) χαρακτηρίζονται ως εξαιρετικής και καλής ποιότητας (διάρκεια παρακολούθησης 2013-2018). Σημαντικό είναι το γεγονός ότι ο παραθαλάσσιος οικισμός της Αρτέμιδος δεν διαθέτει αποχετευτικό δίκτυο και εξυπηρετείται στο σύνολό του μέσω ιδιωτικών συστημάτων αποχέτευσης. Η παρουσία των συστημάτων αυτών αποτελεί δυνητική πηγή ρύπανσης, καθώς πιθανή διαρροή τους μπορεί να επιφέρει εισροή αυξημένου οργανικού και μικροβιακού φορτίου στην θάλασσα. Επιπλέον δυνητική πηγή ρύπανσης που οδηγεί σε μεταβολή της υποθαλάσσιας έκτασης είναι ο αυξημένος αριθμός παραθεριστών που επισκέπτεται τις ακτές για κολύμβηση. Η έλλειψη οργανωμένου συστήματος αποχέτευσης και επεξεργασίας λυμάτων, σε συνδυασμό με τον πληθυσμό ο οποίος πολλαπλασιάζεται κατά τους θερινούς μήνες, καθιστά σημαντική την πιθανότητα επιβάρυνσης της ποιότητας των κολυμβητικών υδάτων. Η περιοχή μελέτης εκτείνεται στην ακτή με διακριτική ονομασία «Λούτσα Βόρεια 2» (GRBW069226122)⁵, η οποία έχει μήκος 720m και μέσο πλάτος 25m με νοτιοανατολικό προσανατολισμό. Στον αμμώδη θαλάσσιο πυθμένα σχηματίζονται μικρής έκτασης και πυκνότητας λειμώνες θαλάσσιων αγγειόσπερμων. Από θαλάσσια δειγματοληψία που πραγματοποιήθηκε τον Ιούνιο του 2017, μέσω ειδικού συνεργείου, διαπιστώθηκε ότι ο βυθός στην συγκεκριμένη περιοχή ενδιαφέροντος ήταν είτε αμμώδης, είτε βραχώδης και σε ορισμένα σημεία ήταν καλυμμένος με Ποσειδωνία (Δήμος Σπάτων – Αρτέμιδος, 2017). Επιπρόσθετα, ο πυθμένας έχει ήπια κλίση, αφού η

5 http://www.bathingwaterprofiles.gr/sites/all/themes/danland/docs/pdf_profiles/GRBW069226122.pdf

ισοβαθής των 5m απαντάται σε αποστάσεις μεγαλύτερες των 450m από την ακτή, ενώ τα κολυμβητικά ύδατα στα πρώτα μέτρα είναι αβαθή.

4.2.3 Αλιεία

Αν και κυριαρχούν οι επιχειρήσεις και τα επαγγέλματα τριτογενούς τομέα τοπικού χαρακτήρα, η παράκτια θαλάσσια αλιεία διενεργείται κυρίως σε ερασιτεχνικό αλλά και σε επαγγελματικό επίπεδο – σε αρκετές περιπτώσεις συμπληρωματικά προς άλλη επαγγελματική απασχόληση. Από την αξιολόγηση των διαθέσιμων στοιχείων εκτιμάται ότι στην περιοχή υπάρχουν περίπου 280 αλιείς, από τους οποίους οι 250 ερασιτέχνες και 280 αλιευτικά σκάφη, από τα οποία περί τα 30 είναι επαγγελματικά (Πηγή: Επιχειρησιακό πρόγραμμα Δήμου Σπάτων – Αρτέμιδος 2014-2019).

4.2.4 Τουρισμός – Παραθερισμός

Στον κλάδο του τουρισμού, η Δημοτική Ενότητα Αρτέμιδος αποτελεί μια περιοχή υψηλής παραθεριστικής κίνησης, που έχει αναπτυχθεί σχεδόν αποκλειστικά με την μορφή του εκδρομικού τουρισμού και κύριο χαρακτηριστικό έναν ιδιαίτερα μεγάλο αριθμό σημειακών επισκέψεων.

5. ΣΥΛΛΟΓΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

5.1 Εργασίες υπαίθρου

Για την εκπόνηση της παρούσας έρευνας πραγματοποιήθηκε ερευνητική πλόα στην περιοχή μελέτης με σκοπό τη συλλογή δειγματοληπτικών στοιχείων. Τόσο για τη δημιουργία δεδομένων εκπαίδευσης όσο και για την εκτίμηση του αποτελέσματος της ταξινόμησης, κρίθηκε απαραίτητο η αναγνώριση του υποθαλάσσιου στρώματος σε τυχαίους σταθμούς.

Η μέρα των εργασιών υπαίθρου έλαβε χώρα στις 24 Οκτωβρίου 2020, λίγες εβδομάδες μετά την περίοδο των καλοκαιρινών διακοπών ώστε οι ανθρωπογενείς παράγοντες να επηρεάζουν στο ελάχιστο τη δραστηριότητα του θαλάσσιου πυθμένα. Η μέση θερμοκρασία⁶ στην ευρύτερη περιοχή εκείνη την ημέρα ήταν στους 20.6 °C, με μέγιστη θερμοκρασία τους 27.7°C και κατεύθυνση ανέμων Δυτική με μέση ταχύτητα τα 6.6km/h.



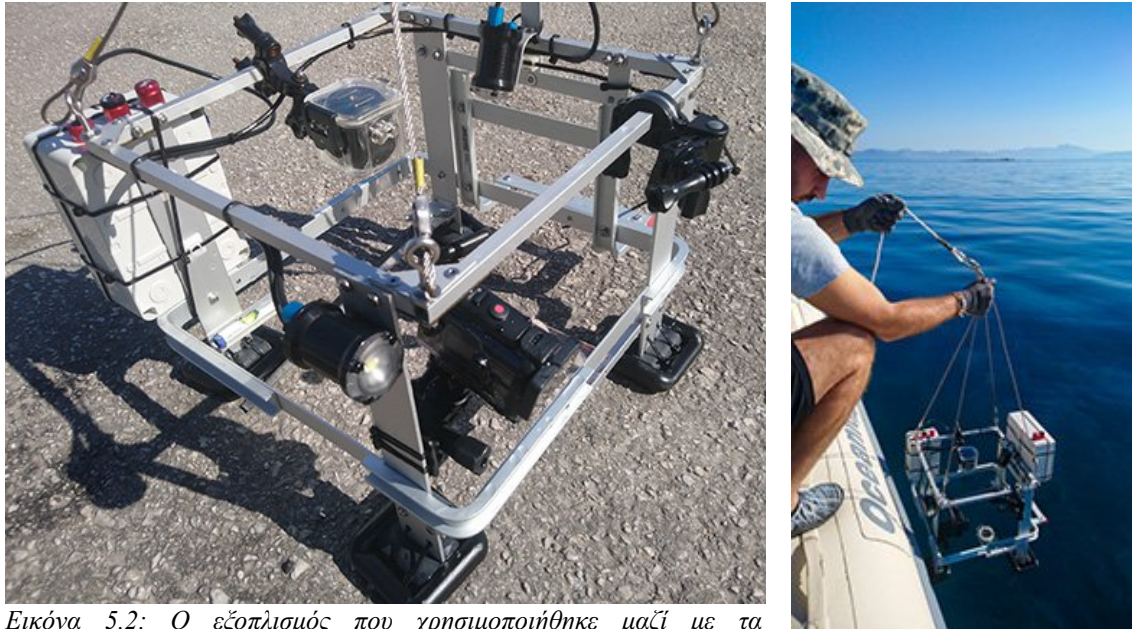
Εικόνα 5.1: Εναέρια λήψη περιοχής μελέτης με θέαση από Δύση προς Ανατολή

5.1.1 Εξοπλισμός

Για την διεκπεραίωση των δειγματοληπτικών εργασιών επανδρώθηκε μηχανοκίνητο σκάφος το οποίο απέπλευσε από το λιμανάκι της Αρτέμιδος εφοδιασμένο με κατάλληλο εξοπλισμό για τη συλλογή των δεδομένων (raw data). Ως όργανα καταγραφής χρησιμοποιήθηκαν δύο κάμερες οι οποίες στηρίχθηκαν με ασφάλεια πάνω

⁶ Συλλογή στοιχείων από μετεωρολογικό σταθμό Ραφήνας του Εθνικού Αστεροσκοπείου Αθηνών

σε ανοξείδωτο πλαίσιο (Εικόνα 5.2). Εκτός από τις δύο κάμερες, στο πλαίσιο τοποθετήθηκαν μία πυξίδα για τον προσανατολισμό της εικόνας, ένα κλιμακόμετρο για τον υπολογισμό της κλίμακας και 2 υποβρύχιοι φακοί LED για επαρκή φωτισμό όπου κρινόταν απαραίτητο.



Εικόνα 5.2: Ο εξοπλισμός που χρησιμοποιήθηκε μαζί με τα παρελκόμενα

Χρησιμοποιήθηκαν δύο τύποι φωτογραφικών μηχανών. Μία πανοραμική μηχανή Turbo-X ACT-360 με δυνατότητα υπερ-ευρυγωνικής λήψης 220° μοιρών και μία δεύτερη Sony Action Cam AS50B με τυπική γωνία λήψης (Εικόνα 5.3).





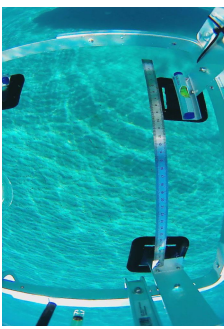
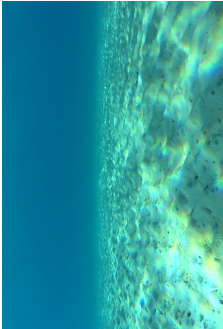


Εικόνα 5.3: Αριστερά: Turbo X ACT-360 Δεξιά: Sony Action Cam AS50B

Η τοποθέτηση των φωτογραφικών μηχανών πάνω στο πλαίσιο επιλέχθηκε με διαφορετικά κριτήρια για την καθεμία. Εκμεταλλευόμενοι την δυνατότητα πανοραμικής λήψης της Turbo X τοποθετήθηκε σε τέτοια διάταξη ώστε να καταγράφει τον πυθμένα καθώς το πλαίσιο θα βυθιζόταν κάθε φορά στον αντίστοιχο σταθμό, προσφέροντας μία πιο «ευρυγωνική» άποψη της περιοχής. Από την άλλη, η δεύτερη φωτογραφική μηχανή Sony χρησιμοποιήθηκε υποστηρικτικά προσφέροντας μία γενική λήψη του ορίζοντα.

Τέλος, για την καταγραφή βυθομετρικών δεδομένων το σκάφος ήταν εφοδιασμένο με τον αισθητήρα HST-DFSBL 50/200 kHz 600W, με γωνία κάλυψης 36° στα 50KHz και 12° στα 200KHz, ικανό να καταγράφει το βυθό μέχρι 400m βάθος.

5.1.2 Μεθοδολογία

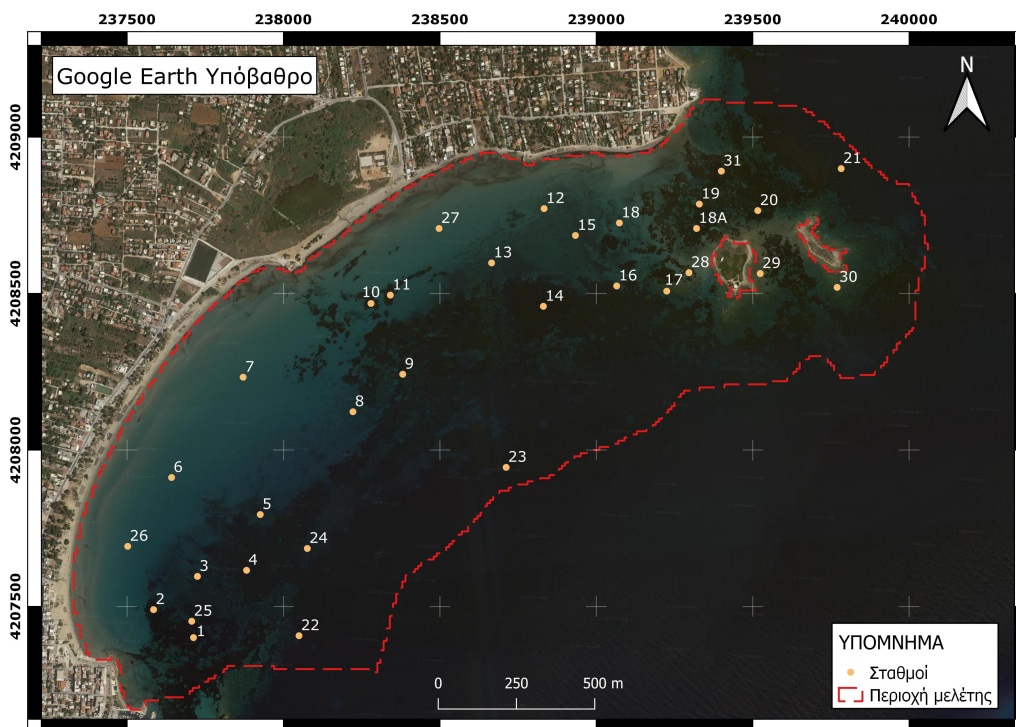
Για την πραγματοποίηση της συλλογής δεδομένων, το πλαίσιο με τον φωτογραφικό και υποστηρικτικό εξοπλισμό βυθιζόταν σε κάθε σταθμό καταγράφοντας βίντεο καθ' όλη την διάρκεια της καθέλκυσης και ανέλκυσης. Ως μέγιστο βάθος πλεύσης ορίστηκε η ισοβαθής των 15m καθώς μέσα από τη βιβλιογραφία αναφέρεται ότι η επιστρεφόμενη ακτινοβολία στο δορυφόρο εξασθενεί σε μεγάλο ποσοστό σε βάθη μεγαλύτερα των 15 - 20m. Η διαδικασία ολοκληρώθηκε σε οκτώ ώρες καταγράφοντας 32 σταθμούς (Πίνακας 5.1) εκ των οποίων ο 18Α δεν περιελάμβανε καταγραφή βίντεο παρά μόνο επιτόπια παρατήρηση. Παράλληλα, σημειώθηκαν οι συντεταγμένες φ και λ του κάθε σταθμού καθώς και το βάθος σύμφωνα με τον αισθητήρα του σκάφους. Τελικό προϊόν των δειγματοληπτικών μετρήσεων ήταν η εξαγωγή ενός καρέ από κάθε βίντεο για την εκτίμηση του υποστρώματος βυθού και την επιλογή των κλάσεων της ταξινόμησης. Επομένως, από τους 31 σταθμούς (αφαιρώντας τον ένα όπου δεν έγινε καταγραφή βίντεο) εξήχθησαν $31 \times 2 = 62$ βίντεο (δύο κάμερες καταγραφής) από τα οποία προέκυψαν 62 εικόνες βυθού. Ακολούθησε η δημιουργία ζευγών εικόνων αντιστοιχίζοντας την κάθε εικόνα από την μία μηχανή με την σωστή εικόνα της δεύτερης μηχανής, με παράλληλο εντοπισμό της θέσης του ζεύγους κατά την καταγραφή (Εικόνα 5.4).

Northing	Easting	Περιγραφή	Βάθος	Εικόνα Turbo X	Εικόνα Sony
37.9767	24.0139	ποσειδωνία	6.5m		
37.9809	24.0129	άμμος	3m		
37.9891	24.0307	βράχια	1.6m		

Εικόνα 5.4: Συσχέτιση σημείων με φωτογραφίες από τις δύο κάμερες και δημιουργία ζευγών με ίδια περιγραφή

Πίνακας 5.1: Συνολικά καταγράφηκαν 32 σταθμοί όπου ύστερα από τη δημιουργία ζευγών φωτογραφιών αποδόθηκε η αντίστοιχη περιγραφή

A/A	Σταθμός	Northing	Easting	Βάθος (m)	Περιγραφή
1	1	37.97637	24.01387	6.5	ποσειδωνία
2	2	37.97713	24.01238	5	ποσειδωνία
3	3	37.97813	24.01394	7	νεκρή ποσειδωνία με άμμο
4	4	37.97835	24.01572	8	ποσειδωνία
5	5	37.97997	24.01615	8	άμμος με ποσειδωνία
6	6	37.98095	24.01288	3	άμμος
7	7	37.98390	24.01537	2.7	άμμος
8	8	37.98301	24.01940	6.8	άμμος με ποσειδωνία
9	9	37.98413	24.02117	7	ποσειδωνία
10	10	37.98614	24.01993	3	ποσειδωνία
11	11	37.98640	24.02062	2.5	ποσειδωνία
12	12	37.98903	24.02611	3	νεκρή ποσειδωνία με άμμο
13	13	37.98742	24.02427	5	νεκρή ποσειδωνία με άμμο
14	14	37.98622	24.02620	6	ποσειδωνία
15	15	37.98828	24.02728	4	νεκρή ποσειδωνία με άμμο
16	16	37.98687	24.02884	4.5	ποσειδωνία
17	17	37.98677	24.03067	1.6	βράχια
18	18	37.98868	24.02887	3	άμμος με ποσειδωνία
19	18A	37.98860	24.03168	1.5	βράχια με ποσειδωνία
20	19	37.98930	24.03175	2.5	βράχια με ποσειδωνία
21	20	37.98917	24.03388	2.4	βράχια με ποσειδωνία
22	21	37.99045	24.03687	10.5	ποσειδωνία
23	22	37.97652	24.01770	10.5	ποσειδωνία
24	23	37.98155	24.02503	13	ποσειδωνία
25	24	37.97903	24.01790	10	ποσειδωνία
26	25	37.97683	24.01378	7	ποσειδωνία
27	26	37.97893	24.01137	2.6	άμμος
28	27	37.98836	24.02232	2.3	άμμος
29	28	37.98732	24.03145	1.6	βράχια
30	29	37.98736	24.03404	1.3	βράχια
31	30	37.98703	24.03686	1.1	βράχια
32	31	37.99027	24.03251	2	βράχια με ποσειδωνία



Εικόνα 5.5: Κατανομή σταθμών στην περιοχή μελέτης

5.2 Δορυφορικά δεδομένα

Η επιλογή της δορυφορικής εικόνας που εξυπηρέτησε τις ανάγκες της παρούσας μελέτης έγινε βάσει τριών κριτηρίων. Το πρώτο αφορούσε την χαμηλή νεφοκάλυψη, το δεύτερο την πλησιέστερη ημερομηνία παρατήρησης της περιοχής μελέτης με την ημερομηνία διεξαγωγής των μετρήσεων (24/10/2020) και το τρίτο την χωρική ανάλυση στα κανάλια του ορατού φάσματος.

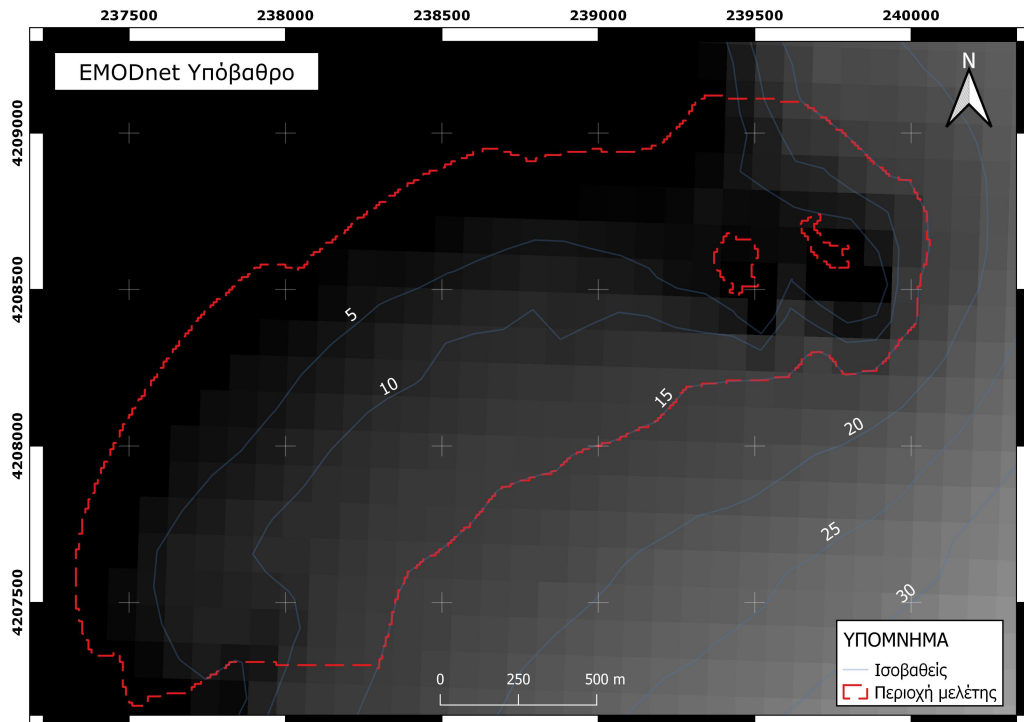
Καταλληλότερη πλατφόρμα διάθεσης δορυφορικών δεδομένων αποδείχτηκε η πλατφόρμα του Ευρωπαϊκού Οργανισμού Διαστήματος (E.S.A) και συγκεκριμένα το κέντρο ελεύθερης διάθεσης δορυφορικών δεδομένων Copernicus Open Access Hub. Το προϊόν που επιλέχθηκε (Εικόνα 5.6) ήταν εκείνο με την κωδική ονομασία S2A_MSIL2A_20201027T091101_N0214_R050_T35SKC_20201027T120251. Από το όνομα της δορυφορικής εικόνας διαπιστώνεται ότι πρόκειται για εικόνα Sentinel-2 διορθωμένη ατμοσφαιρικά (Level-2 product) και με κανάλια στο ορατό φάσμα χωρικής ανάλυσης 10m. Επιπλέον, η ημερομηνία παρατήρησης ήταν στις 27 Οκτωβρίου 2020, πολύ κοντά με εκείνη κατά την οποία πραγματοποιήθηκαν οι μετρήσεις πεδίου και με ποσοστό νεφοκάλυψης 10.46% σε ολόκληρη την περιοχή αποτύπωσης.



Εικόνα 5.6: Απεικόνιση Natural Colours δορυφορικής εικόνας Sentinel-2 που χρησιμοποιήθηκε. Με κόκκινο πλαίσιο εντοπίζεται η περιοχή ενδιαφέροντος

5.3 Βυθομετρικά δεδομένα

Για την οριοθέτηση της περιοχής μελέτης, εκτός από τον υπολογισμό της ακτογραμμής, κρίθηκε απαραίτητο η χρήση βυθομετρικών δεδομένων, παράγωγο των οποίων ήταν η εξαγωγή των ισοβαθών καμπύλων της ευρύτερης περιοχής, δίνοντας έμφαση στην ισοβαθή των 15m (Εικόνα 5.7) που ήταν και τα όρια του πλου. Καταλληλότερη πλατφόρμα για τον σκοπό αυτό αποδείχτηκε η πλατφόρμα EMODnet (European Marine Observation and Data Network) η οποία παρέχει υπηρεσίες Ψηφιακών Βυθομετρικών Μοντέλων στο ευρωπαϊκό δίκτυο θαλασσών με πιο πρόσφατο προϊόν της το ΨΒΜ (Σεπτέμβριος 2018) χωρικής ανάλυσης περίπου 115mx115m. Όλες οι υπηρεσίες αποτελούν αποτέλεσμα συνεργασίας με διάφορους φορείς ανά ευρωπαϊκή χώρα, με σημαντικότερο για τα ελληνικά δεδομένα το Ελληνικό Κέντρο Θαλάσσιων Ερευνών (ΕΛ.ΚΕ.Θ.Ε).



Εικόνα 5.7: Απεικόνιση σε SingleBand Gray του ΨΒΜ από EMODnet που χρησιμοποιήθηκε για την παραγωγή της ισοβαθούς 15 η οποία έθεσε τα όρια της περιοχής μελέτης

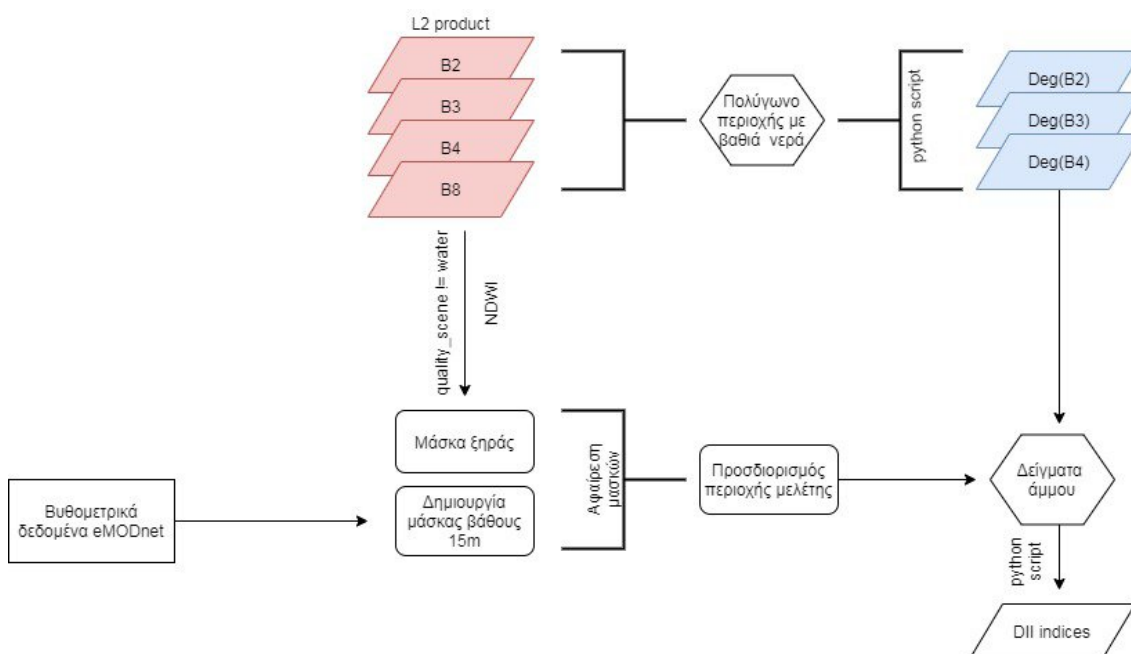
6. ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

6.1 Προ-επεξεργασία δορυφορικής εικόνας

Η επεξεργασία των δεδομένων που συγκεντρώθηκαν ξεκίνησε από τη δορυφορική εικόνα Sentinel-2. Όπως αναφέρθηκε στα κεφάλαια της βιβλιογραφικής ανασκόπησης, σε μία εικόνα όταν το αντικείμενο μελέτης είναι η υποθαλάσσια ταξινόμηση, συνήθως ακολουθούνται τα εξής βήματα προ-επεξεργασίας:

- ατμοσφαιρικές και γεωμετρικές διορθώσεις
- δημιουργία μασκών ξηράς – θάλασσας
- απαλοιφή φαινομένου λάμψης
- διόρθωση στήλης ύδατος

Για την παρούσα έρευνα τα στάδια που ακολουθήθηκαν μέχρι τον υπολογισμό των συντελεστών εξασθένισης της ακτινοβολίας φαίνονται στο παρακάτω διάγραμμα (Εικόνα 6.1).



Εικόνα 6.1: Ροή εργασιών που ακολουθήθηκε μέχρι την παραγωγή των δεικτών βάθους

Αρχικά, χρησιμοποιήθηκαν τα κανάλια της δορυφορικής εικόνας για τον υπολογισμό του δείκτη NDWI2 (second Normalized Difference Water Index) και την δημιουργία της μάσκας για την ξηρά όπου, σε συνδυασμό με τα βυθομετρικά δεδομένα, προέκυψε η ισοβαθής των 15m. Από αυτά τα δύο προσδιορίστηκαν τα όρια της περιοχής μελέτης μέσα στα οποία θα εφαρμόζονταν οι αλγόριθμοι ταξινόμησης. Έπειτα, χρησιμοποιήθηκε η μεθοδολογία των Hedley et al. για την απαλοιφή του φαινομένου λάμψης και πάνω σε αυτά τα διορθωμένα κανάλια υπολογίστηκαν οι συντελεστές εξασθένισης της ακτινοβολίας. Παράλληλα δημιουργήθηκαν δύο βοηθητικά scripts σε γλώσσα Python που διευκόλυναν τις υπολογιστικές πράξεις οι οποίες απαιτούνταν να γίνουν στα εικονοστοιχεία του κάθε καναλιού για τα δύο τελευταία βήματα της διαδικασίας.

6.1.1 Ατμοσφαιρική διόρθωση

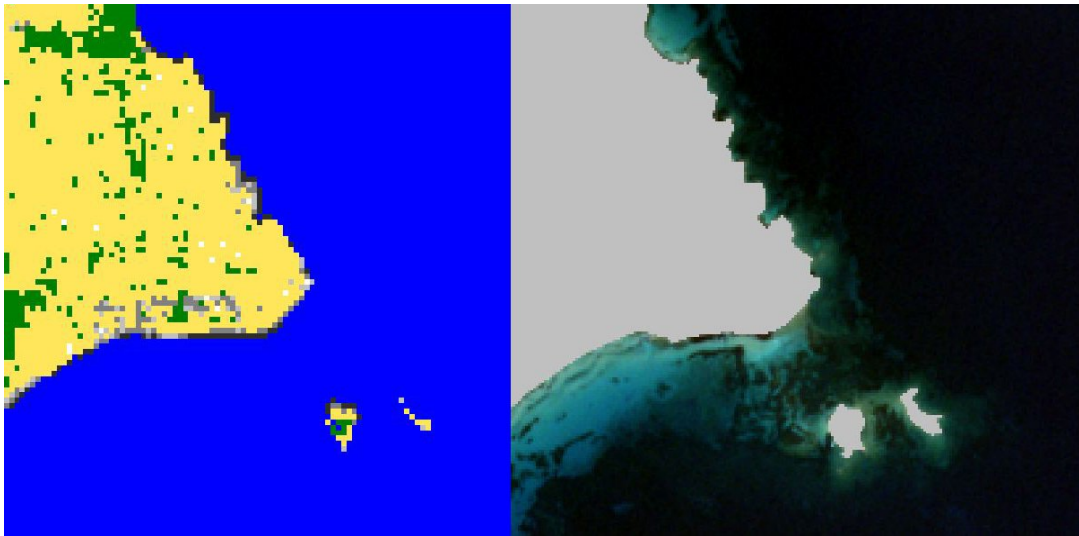
Απαραίτητο στάδιο πριν από οποιαδήποτε μετ-επεξεργασία ή ερμηνεία αποτελεί η ατμοσφαιρική διόρθωση της εικόνας. Από την πλατφόρμα Copernicus παρέχονται δύο κατηγορίες προϊόντων Sentinel-2: η πρώτη είναι επιπέδου Level-1C και παρέχει τις τιμές ανάκλασης στην ατμόσφαιρα (TOA), ενώ η δεύτερη Level-2A προέρχεται από τα προϊόντα της πρώτης κατηγορίας και περιέχει τιμές ανάκλασης εδάφους (BOA). Ο χρήστης έχει πρόσβαση και στις δύο κατηγορίες, δίνοντάς του την δυνατότητα να μετατρέψει την εικόνα από το ένα επίπεδο στο άλλο χρησιμοποιώντας την πρόσθετη λειτουργία Sen2Coral του λογισμικού τηλεπισκόπησης SNAP. Το συγκεκριμένο εργαλείο βασίζεται στο αριθμητικό μοντέλο ATCOR (Atmospheric and Topographic Correction), απαλείφοντας έτσι την ατμοσφαιρική επίδραση εξαιτίας της απορρόφησης και σκέδασης της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας. Από τον Μάρτιο του 2018 τα προϊόντα επιπέδου Level-2A Sentinel-2A παρέχονται διορθωμένα ραδιομετρικά και γεωμετρικά και επομένως η δορυφορική εικόνα που χρησιμοποιήθηκε για την παρούσα μελέτη είχε περάσει αυτό το στάδιο και ήταν έτοιμη για επιπλέον επεξεργασία. Ακολούθησε η διαδικασία της επανασύστασης (resampling) με σκοπό όλα τα κανάλια να αντιστοιχούν στα 10m χωρικής ανάλυσης, καθώς και η διαδικασία της περικοπής (subset) ώστε να εξοικονομηθεί χρόνος επεξεργασίας σε σχέση με τους διαθέσιμους πόρους του συστήματος (Εικόνα 6.2).



Εικόνα 6.2: Η τελική δορυφορική εικόνα που χρησιμοποιήθηκε ύστερα από τη διαδικασία Resampling και Subset

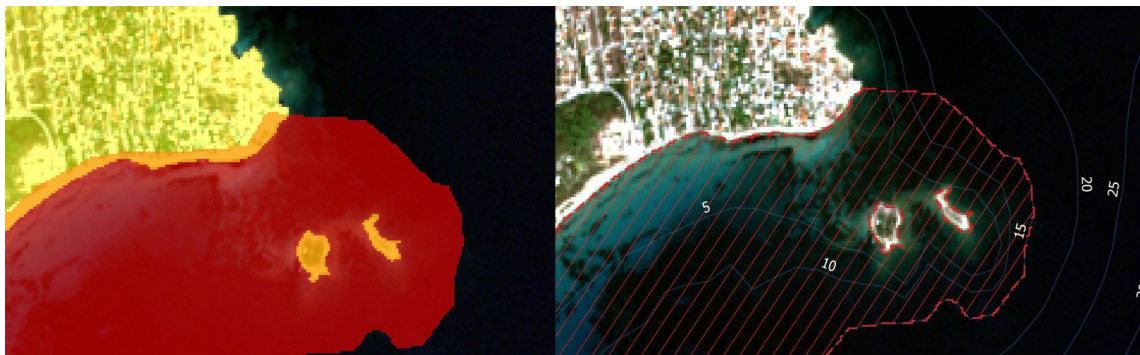
6.1.2 Δημιουργία μάσκας ξηράς

Για την δημιουργία μάσκας ξηράς, χρησιμοποιήθηκε ένα επιπλέον προϊόν που παράγεται κατά την μετατροπή των δορυφορικών εικόνων από Level-1C σε Level-2A. Πρόκειται για μία γρήγορη ταξινόμηση (quality scene classification) η οποία κατηγοριοποιεί την εικόνα σε δώδεκα κλάσεις ανάμεσα στις οποίες, εκείνη που χρησιμοποιήθηκε, ήταν η κλάση «νερό» (water). Όμως η ταξινόμηση αυτή, επειδή είναι γενικευμένη, προέρχεται από τα κανάλια χωρικής ανάλυσης 20m με αποτέλεσμα από μόνη της να μην ήταν ακριβής καθώς η επιδιωκόμενη ακρίβεια ήταν τα 10m. Για τον σκοπό αυτό, υπολογίστηκε ο δείκτης NDWI2 (McFeeters, 1996) στα κανάλια με χωρική ανάλυση 10m, ο οποίος προσδίδει τιμή εικονοστοιχείου $i > 1$ αν προέρχεται από υδάτινη επιφάνεια ενώ οτιδήποτε άλλο παίρνει τιμή $i < -1$. Ωστόσο κι αυτή η προσέγγιση περιελάμβανε σφάλματα, καθώς παρατηρήθηκαν τιμές σε θαλάσσιες περιοχές που ήταν αρνητικές αντί για θετικές. Ο συνδυασμός της όμως με το επίπεδο πληροφορίας από quality scene classification επέφερε το επιθυμητό αποτέλεσμα δημιουργώντας μια μάσκα (Εικόνα 6.3) με ακρίβεια η οποία απέκλειε την ξηρά από την περαιτέρω επεξεργασία. Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η διαδικασία με την οποία χρησιμοποιώντας την πληροφορία από την αρχική γενικευμένη ταξινόμηση και μέσω του δείκτη NDWI2 κατασκευάστηκε η τελική μάσκα ξηράς.



Εικόνα 6.3: Για τον καλύτερο προσδιορισμό της μάσκας ξηράς χρησιμοποιήθηκε η πληροφορία από τη χονδρική ταξινόμηση *quality_scene=water* σε συνδυασμό με το δείκτη NDWI2. Αριστερά: η χονδρική ταξινόμηση. Δεξιά: η τελική μάσκα υπολογισμένη με καλύτερη ακρίβεια

Σε αυτό το στάδιο, έχοντας κατασκευάσει τη μάσκα ξηράς, αποφασίστηκε να προσδιοριστούν τα όρια της περιοχής μελέτης, δηλαδή τα αποκλειστικά όρια μέσα στα οποία θα εκτελούνταν οι αλγόριθμοι ταξινόμησης. Δημιουργήθηκε ένα πολύγωνο το οποίο στο νότιο τμήμα εκτεινόταν μέχρι την ισοβαθή των 15m και στο βόρειο μέχρι λίγα μέτρα, προσεγγιστικά, από την ακτογραμμή με σκοπό να επικαλύπτει μερικώς την μάσκα ξηράς (Εικόνα 6.4 - κόκκινο πολύγωνο). Η αφαίρεση των δύο αυτών πολυγώνων όρισε τα ακριβή όρια της περιοχής μελέτης.



Εικόνα 6.4: Αριστερά: τα δύο πολύγωνα που χρησιμοποιήθηκαν για τον υπολογισμό των ορίων της περιοχής μελέτης με ακρίβεια. Δεξιά: το αποτέλεσμα της αφαίρεσης των δύο πολυγώνων

6.1.3 Αφαίρεση φαινομένου λάμψης

Σκοπός της αφαίρεσης του φαινομένου λάμψης (deglint) είναι η απομάκρυνση εκείνων το φωτονίων που σκεδάστηκαν πάνω στην επιφάνεια της θάλασσας και δεν

κατάφεραν να διεισδύσουν μέσα σε αυτήν, με αποτέλεσμα να επιστρέφουν στον δορυφορικό δέκτη περιττή πληροφορία (θόρυβο) στο φάσμα του ορατού φωτός. Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε βασίστηκε στην προσέγγιση των Hedley et al. (Κεφάλαιο 3.2.3) κατά την οποία τα κανάλια στο ορατό φάσμα (B2= blue, B3= green, B4= red) διορθώνονται διαδοχικά έχοντας ως κανάλι αναφοράς το εγγύς υπέρυθρο (B8= NIR) για τον Sentinel-2A.

Για τις ανάγκες αυτού του βήματος, γράφτηκε βοηθητικό script (Παράρτημα I) σε γλώσσα Python το οποίο απλοποιούσε κι επιτάχυνε τη διαδικασία εξαγωγής των μαθηματικών εκφράσεων $DegB_i = B_i - slope_{b_i} [B8 - B8_{min}]$ των διορθωμένων πλέον καναλιών ($DegB2$, $DegB3$, $DegB4$). Χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη *scipy.stats* (*linregress(x[, y])*) η οποία παρέχει ποικιλία εργαλείων κατανομής πιθανοτήτων και στατιστικών συναρτήσεων. Ως απαραίτητο δεδομένο εισόδου για το script ήταν μονάχα ο ορισμός ενός πολυγώνου σε μία περιοχή με βαθιά ύδατα και με έντονο το στοιχείο της λάμψης, ήτοι οι τιμές των εικονοστοιχείων των τεσσάρων καναλιών $B8$, $B2$, $B3$, $B4$ της επιλεγμένης περιοχής. Ο αλγόριθμος υπολόγιζε την κλίση $slope_{b_i}$ για κάθε ζεύγος καναλιών ($slope_{B2B8}$, $slope_{B3B8}$, $slope_{B4B8}$) και εμφάνιζε τη μαθηματική έκφραση που έπρεπε να διατυπωθεί για την κατασκευή των διορθωμένων καναλιών (Band Math). Τέλος, ο αλγόριθμος ολοκληρωνόταν κάνοντας έναν έλεγχο στα αποτελέσματα αν ένα εικονοστοιχείο είχε αρνητική τιμή να θεωρείται ως NaN (Not a Number).

6.1.4 Διόρθωση στήλης ύδατος

Αν και το προηγούμενο βήμα προ-επεξεργασίας θα μπορούσε ίσως να παραλειφθεί υπό ορισμένες προϋποθέσεις, το στάδιο της διόρθωσης στήλης ύδατος δεν πρέπει ποτέ να παραλείπεται σε μελέτες που σχετίζονται με την υποθαλάσσια ταξινόμηση. Η παρούσα εργασία βασίστηκε στην μεθοδολογία του Lyzenga (1981) (Κεφάλαιο 3.2.4) η οποία χρησιμοποιεί ως μονάδα επεξεργασίας το εικονοστοιχείο και στηρίζεται στη θεωρία ότι η εξασθένιση της ακτινοβολίας μπορεί να εκφραστεί γραμμικά ως προς το βάθος αν υπολογιστεί ο φυσικός της αλγόριθμος $X_{bi} = \ln(DegB_i)$. Έτσι, για ένα ζευγάρι μετασχηματισμένων καναλιών, οι τιμές των εικονοστοιχείων θα βρίσκονται πάνω στην ίδια γραμμή (κλίση) για τον ίδιο τύπο υποστρώματος ανεξάρτητα από το βάθος στο οποίο βρίσκονται (Εικόνα 6.5). Πρακτικά,

για κάθε ζεύγος καναλιών υπολογίζεται ο συντελεστής εξασθένισης σύμφωνα με την εξίσωση:

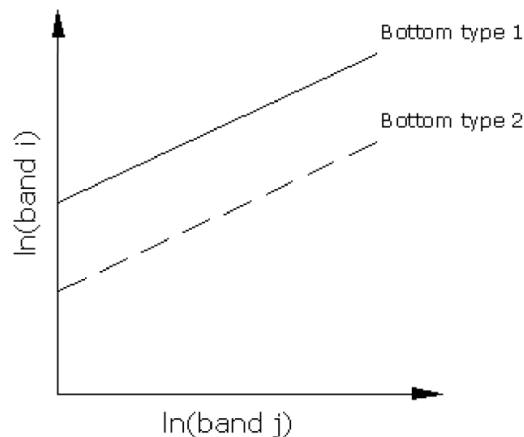
$$\frac{K_{bi}}{K_{bj}} = a + \sqrt{a^2 + 1} \quad (11)$$

$$a = \frac{\sigma_{ii} - \sigma_{jj}}{2\chi\sigma_{ij}} \quad (12)$$

όπου σ_{ii} , σ_{jj} οι διακυμάνσεις των καναλιών B_i και B_j , αντίστοιχα, ενώ σ_{ij} η συνδιακύμανση μεταξύ των ίδιων καναλιών.

Τελικά, αυτό που προκύπτει για κάθε ζεύγος καναλιών είναι ο δείκτης βάθους (DII) που αντιπροσωπεύει την εικόνα διορθωμένη από την επίδραση της στήλης ύδατος.

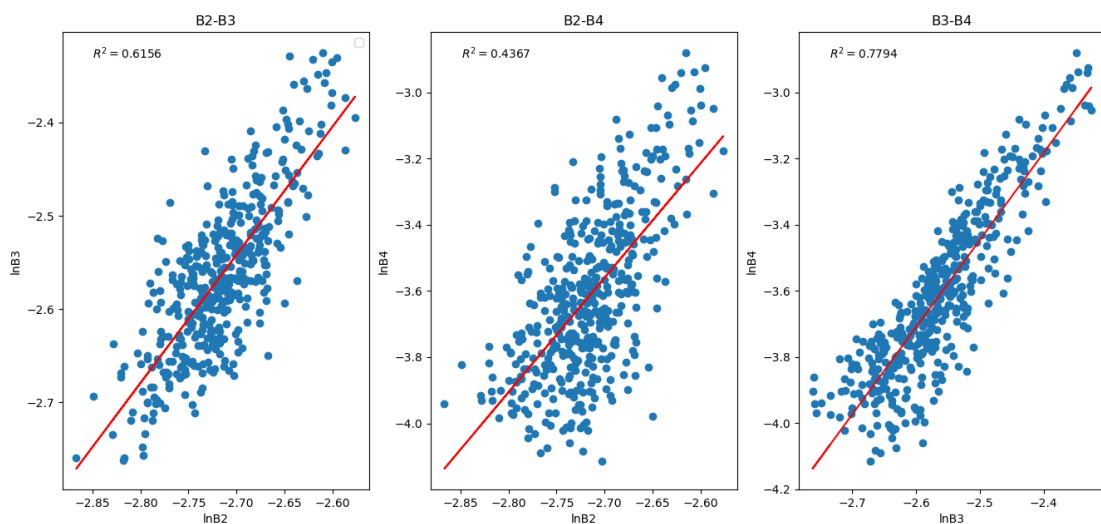
$$DII = \ln(Deg(B_i)) - \left[\frac{K_{Bi}}{K_{Bj}} \times \ln(Deg(B_j)) \right] \quad (13)$$



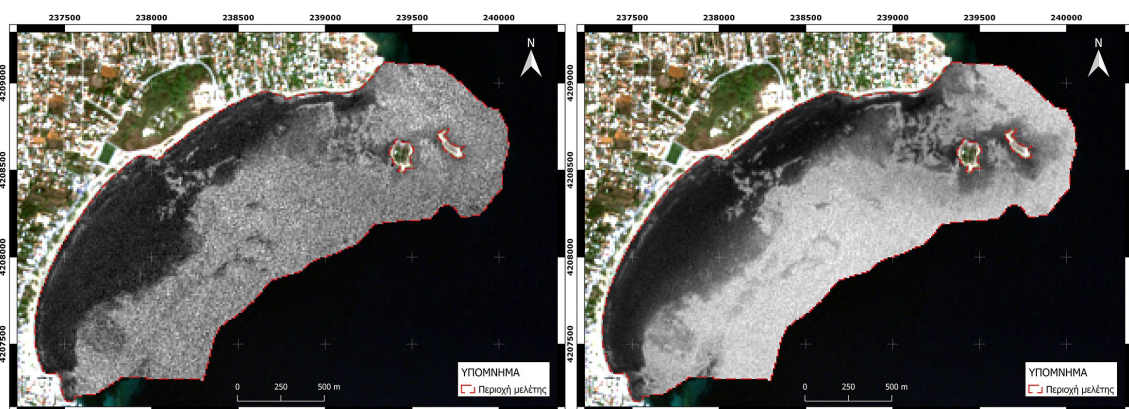
Εικόνα 6.5: Για ένα ζευγάρι μετασηματισμένων καναλιών, οι τιμές των εικονοστοιχείων θα βρίσκονται πάνω στην ίδια γραμμή (κλίση) για τον ίδιο τύπο υποστρώματος ανεξάρτητα από το βάθος στο οποίο βρίσκονται (T. Vanderstraete and R. Goossens and T. Ghabour, 2003)

Όπως και στο προηγούμενο βήμα προ-επεξεργασίας, έτσι και σε αυτό, γράφτηκε βοηθητικό script (Παράρτημα II) σε γλώσσα Python που επιτάχυνε την διαδικασία και υπολόγιζε τους δείκτες DII για κάθε ζευγάρι καναλιών που επιλέχθηκαν, εκτυπώνοντας ταυτόχρονα και το διάγραμμα με τον αντίστοιχο συντελεστή συσχέτισης R^2 . Ως απαραίτητο δεδομένο εισόδου ήταν ο ορισμός περιοχών με το ίδιο θαλάσσιο υπόστρωμα σε διάφορα βάθη, με μοναδικό περιορισμό την αποφυγή δειγμάτων σε

μεγάλα βάρη καθώς τα μεγάλα μήκη κύματος (π.χ. κόκκινο) εξασθενούν εντονότερα σε βάθη άνω των 10m. Τα δείγματα υποστρώματος που προτιμήθηκαν για τις ανάγκες της έρευνας ήταν περιοχές με άμμο, διότι έχουν έντονη ανάκλαση και διαχωρίζονται ευκολότερα από τα υπόλοιπα υποστρώματα, εξασφαλίζοντας έτσι την ακεραιότητα των μετρήσεων. Τα ζεύγη καναλιών που επιλέχθηκαν ήταν (B2,B3), (B2,B4) και (B3,B4) και από τον συντελεστή συσχέτισης που υπολογίστηκε για το καθένα ξεχώρισαν τα ζεύγη B2,B3 ($R^2= 0.61$) και B3,B4 ($R^2= 0.77$) (Εικόνα 6.6). Στην ουσία, οι «ανακατασκευασμένες» εικόνες με τους δείκτες DII_{B2B3} και DII_{B3B4} πέρασαν στο στάδιο της ταξινόμησης κι όχι οι διορθωμένες από το προηγούμενο στάδιο προ-επεξεργασίας. Τέλος, δόθηκε προσοχή ώστε τα εικονοστοιχεία των νέων εικόνων να μην περιέχουν αρνητικές τιμές, διότι τέτοιες περιπτώσεις στο στάδιο της ταξινόμησης οδηγούν σε εσφαλμένα αποτελέσματα. Σε περίπτωση που περιείχαν αρνητικές τιμές τότε όλες μετασχηματίζονταν ως προς την τιμή 0.1.



Εικόνα 6.6: Τα ζεύγη καναλιών που επιλέχθηκαν ήταν B2-B3 ($R^2=0.61$), B2-B4 ($R^2=0.44$) και B3-B4 ($R^2=0.78$)



Εικόνα 6.7: «Ανακατασκευασμένες εικόνες». Αριστερά: $DII(B2B3)$. Δεξιά: $DII(B3B4)$

Έχοντας ολοκληρώσει το στάδιο της προ-επεξεργασίας της δορυφορικής εικόνας, ακολούθησε η διαδικασία ορισμού των δεδομένων εκπαίδευσης που συμμετέχουν στην ταξινόμηση.

6.2 Δημιουργία δεδομένων εκπαίδευσης και εκτίμησης

Με την εικόνα ανακατασκευασμένη σε δύο νέες που περιείχαν δείκτες κι όχι τιμές ανάκλασης προσδιορίστηκαν τα δεδομένα για την εκπαίδευση του μοντέλου και την εκτίμηση των αποτελεσμάτων.

Αναλύοντας του σταθμούς που δημιουργήθηκαν κατά την ημέρα των μετρήσεων και το είδος του θαλάσσιου υποστρώματος που αντιστοιχήθηκε αργότερα για τον καθένα σταθμό (Πίνακας 5.1), δημιουργήθηκαν πέντε κλάσεις:

1. Ποσειδωνία
2. άμμος
3. βράχια
4. βράχια με Ποσειδωνία
5. άμμος με Ποσειδωνία

Από τα 32 σημεία στο σύνολο που καταγράφηκαν αποφασίστηκε το 60% να συμμετάσχει στην εκπαίδευση του μοντέλου ταξινόμησης (training data) και το υπόλοιπο 40% στην επαλήθευση των αποτελεσμάτων (validation data). Η επιλογή των σημείων εκπαίδευσης δεν έγινε χειροκίνητα αλλά με την μέθοδο του τυχαίου στρωματοποιημένου δείγματος (random stratified sampling) σε περιβάλλον GIS. Καθώς στην διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου η ποσότητα των εικονοστοιχείων είναι που συμβάλλει, αποφασίστηκε να προσδιοριστούν δύο κατηγορίες πολυγώνων εκπαίδευσης, μία κατηγορία με 2x2 και μία με 3x3 μπλοκ εικονοστοιχείων. Η απόφαση αυτή πάρθηκε συναρτήσει της χωρικής ανάλυσης της δορυφορικής εικόνας αλλά και της ποσότητας των δειγμάτων. Γνωρίζοντας ότι η διαθέσιμη χωρική ανάλυση είναι στα 10m, η επιλογή ενός πολυγώνου εκπαίδευσης 4x4, ήτοι 1.600m² στο έδαφος, περιείχε τον κίνδυνο μεταβολής του είδους του θαλάσσιου υποστρώματος με αποτέλεσμα τα διαθέσιμα εικονοστοιχεία αυτής της κατηγορίας να μην περιέχουν εικονοστοιχεία μόνο μιας κλάσης. Επιπλέον, το δείγμα ήταν μικρό που επέτρεπε τη χρήση ενός πολυγώνου

εκπαίδευσης 3x3 και τη σύγκριση των αποτελεσμάτων με εκείνων από το μπλοκ 2x2. Ταυτόχρονα, για το στάδιο της εκτίμησης και εφόσον το διαθέσιμο δείγμα ήταν 14 σημεία, αποφασίστηκε να κατασκευαστεί μονάχα ένα μπλοκ εικονοστοιχείων διαστάσεων 2x2 το οποίο θα συγκρινόταν και με τις δύο περιπτώσεις πολυγώνων εκπαίδευσης. Η λογική πίσω από αυτή την απόφαση βασίζεται στο γεγονός ότι ένα σύνολο 14 εικονοστοιχείων, σε σχέση με την συνολική έκταση που καλύπτει η περιοχή μελέτης, ήταν μικρό για την ανάλυση του αποτελέσματος, ενώ ένα μπλοκ εικονοστοιχείων διαστάσεων μέχρι 2x2 δε θα αλλοίωνε την ποιότητα του δείγματος και ταυτόχρονα θα αύξανε το συνολικό αριθμό διαθέσιμων εικονοστοιχείων.

Για την πρώτη περίπτωση με μπλοκ εκπαίδευσης (2x2) συμμετείχαν 72 εικονοστοιχεία στο σύνολο, για τη δεύτερη περίπτωση εκπαίδευσης (3x3) συμμετείχαν 158 ενώ για το μπλοκ εκτίμησης (2x2) 56 στο σύνολο. Αναλυτικά και ανά κατηγορία συμμετοχής φαίνονται στους ακόλουθους πίνακες.

Πίνακας 6.1: Αριθμός εικονοστοιχείων ανά κλάση που συμμετείχαν στο στάδιο της εκπαίδευσης του μοντέλου και κατά την εκτίμηση των αποτελεσμάτων

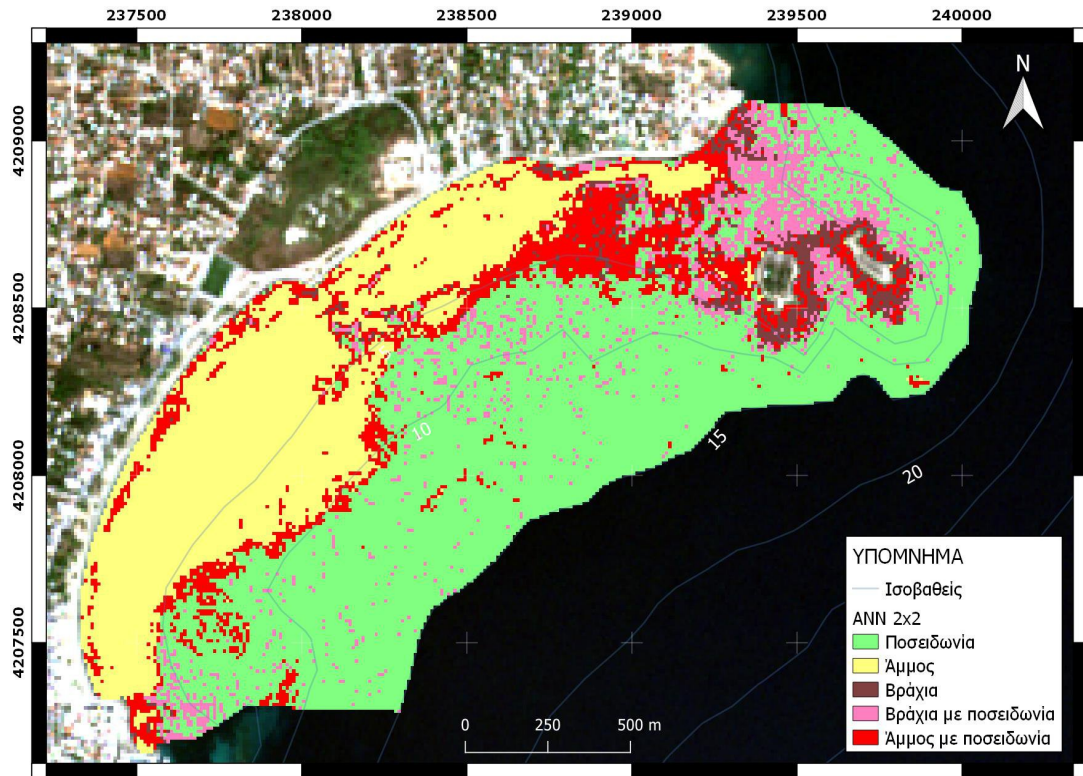
Μπλοκ εκπαίδευσης 2x2			Μπλοκ εκπαίδευσης 3x3		
Κωδικός	Πυθμένας	Εικονοστοιχεία	Κωδικός	Πυθμένας	Εικονοστοιχεία
1	Ποσειδωμία	32	1	Ποσειδωμία	72
2	Άμμος	8	2	Άμμος	18
3	Βράχια	8	3	Βράχια	18
4	Βράχια με ποσειδωμία	8	4	Βράχια με ποσειδωμία	18
5	Άμμος με ποσειδωμία	16	5	Άμμος με ποσειδωμία	32
ΣΥΝΟΛΟ		72	ΣΥΝΟΛΟ		158

Μπλοκ εκτίμησης 2x2		
Κωδικός	Πυθμένας	Εικονοστοιχεία
1	Ποσειδωμία	20
2	Άμμος	8
3	Βράχια	8
4	Βράχια με ποσειδωμία	8
5	Άμμος με ποσειδωμία	12
ΣΥΝΟΛΟ		56

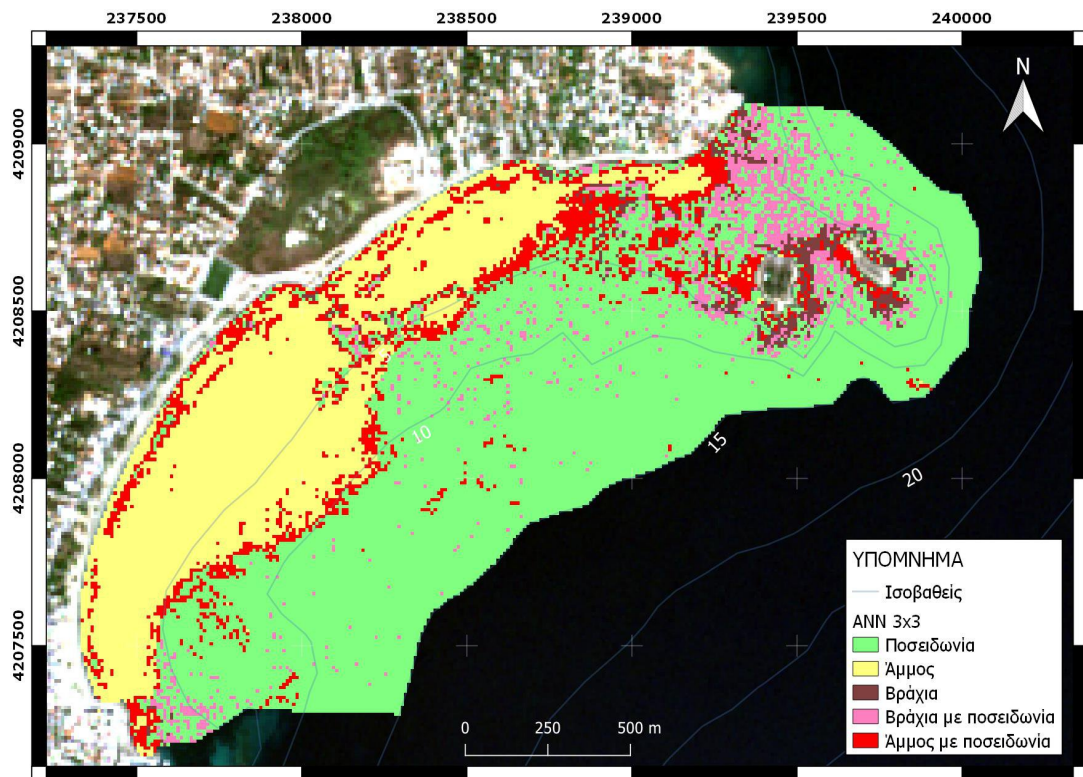
6.3 Ταξινόμηση

Τελευταίο στάδιο της μελέτης και ύστερα από την προ-επεξεργασία της δορυφορικής εικόνας και τον προσδιορισμό των δεδομένων εκπαίδευσης και επαλήθευσης, ήταν η ταξινόμηση. Δημιουργήθηκαν πέντε τάξεις βάσει των οποίων έγινε η κατηγοριοποίηση της εικόνας. Εφόσον χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα εκπαίδευσης, εκτελέστηκε επιβλεπόμενη ταξινόμηση και οι αλγόριθμοι που δοκιμάστηκαν ήταν ο Artificial Neural Network (ANN), ο Random Forest (RF) και ο Support Vector Machine (SVM) μέσω της ελεύθερης βιβλιοθήκης Open source Computer Vision (OpenCV). Οι συγκεκριμένοι τρεις αλγόριθμοι επιλέχθηκαν καθώς έχουν δοκιμαστεί εκτενώς από την επιστημονική κοινότητα της Τηλεπισκόπησης και την ταξινόμηση του εδάφους. Ωστόσο αποτελούν πάντα πρόκληση στην υποθαλάσσια ταξινόμηση για την οποία απαιτούνται επιπλέον στάδια προ-επεξεργασίας.

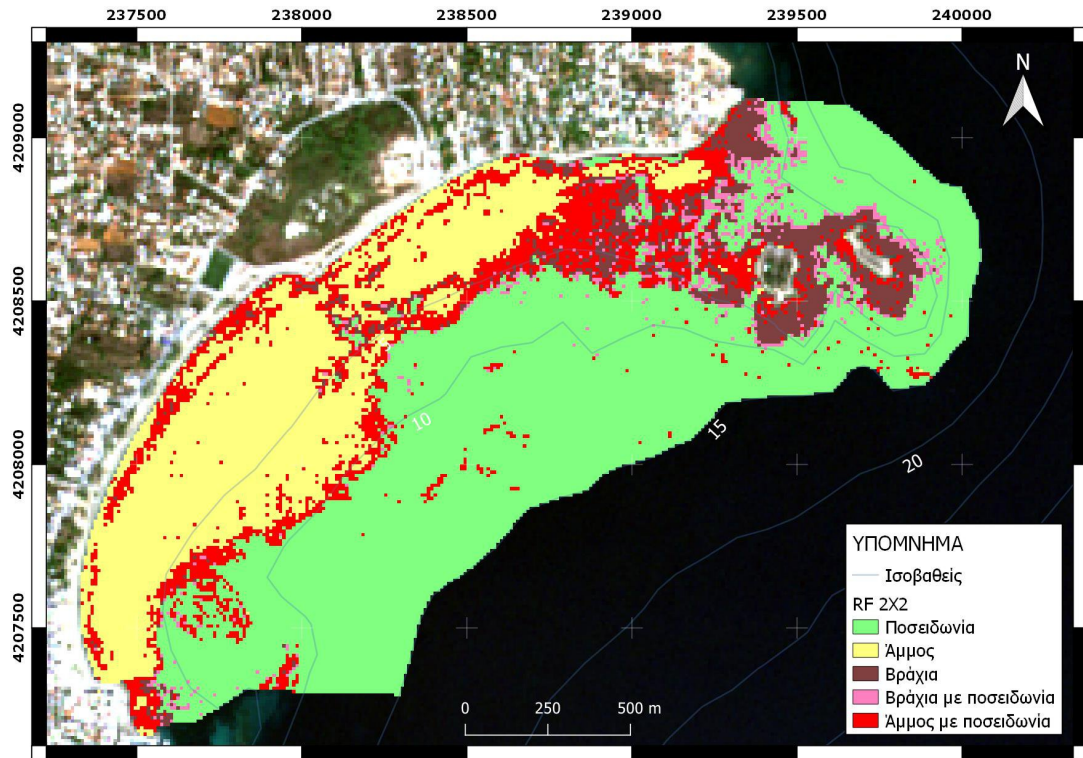
Ο κάθε ταξινομητής εφαρμόστηκε στις δύο περιπτώσεις δεδομένων εκπαίδευσης δημιουργώντας κάθε φορά δύο σενάρια, ένα με μπλοκ 2x2 και ένα με 3x3. Με αυτόν τον τρόπο δόθηκε η δυνατότητα αξιολόγησης των αποτελεσμάτων στις περιπτώσεις όπου αυξάνεται το δείγμα (πλήθος εικονοστοιχείων) συναρτήσει της σταθερής χωρικής ανάλυσης των 10m και του δείγματος επαλήθευσης. Επιπλέον, συγκρίθηκαν οι ταξινομητές μεταξύ τους και η δυνατότητά τους να διαχωρίσουν κυρίως εκείνες τις ομάδες που αφορούσαν μικτή κατάσταση θαλάσσιου υποστρώματος (άμμος με Ποσειδωνία και βράχια με Ποσειδωνία).



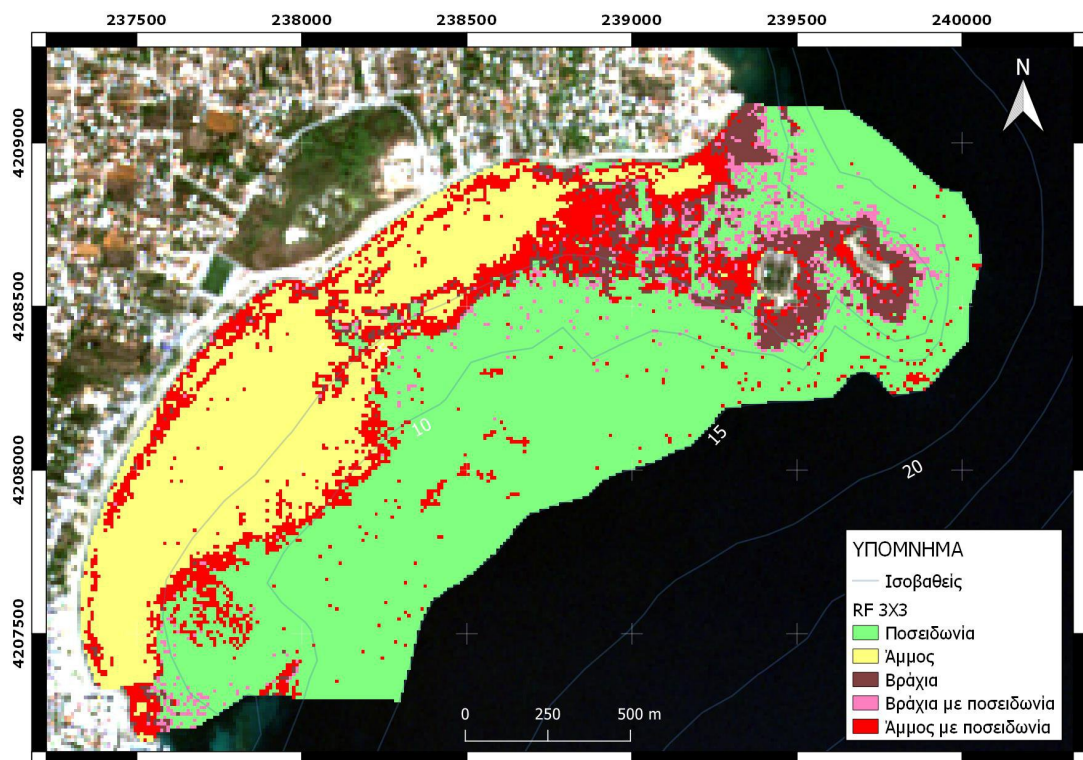
Εικόνα 6.8: Αποτέλεσμα ταξινόμησης με τον ANN και μπλοκ εκπαίδευσης 2x2



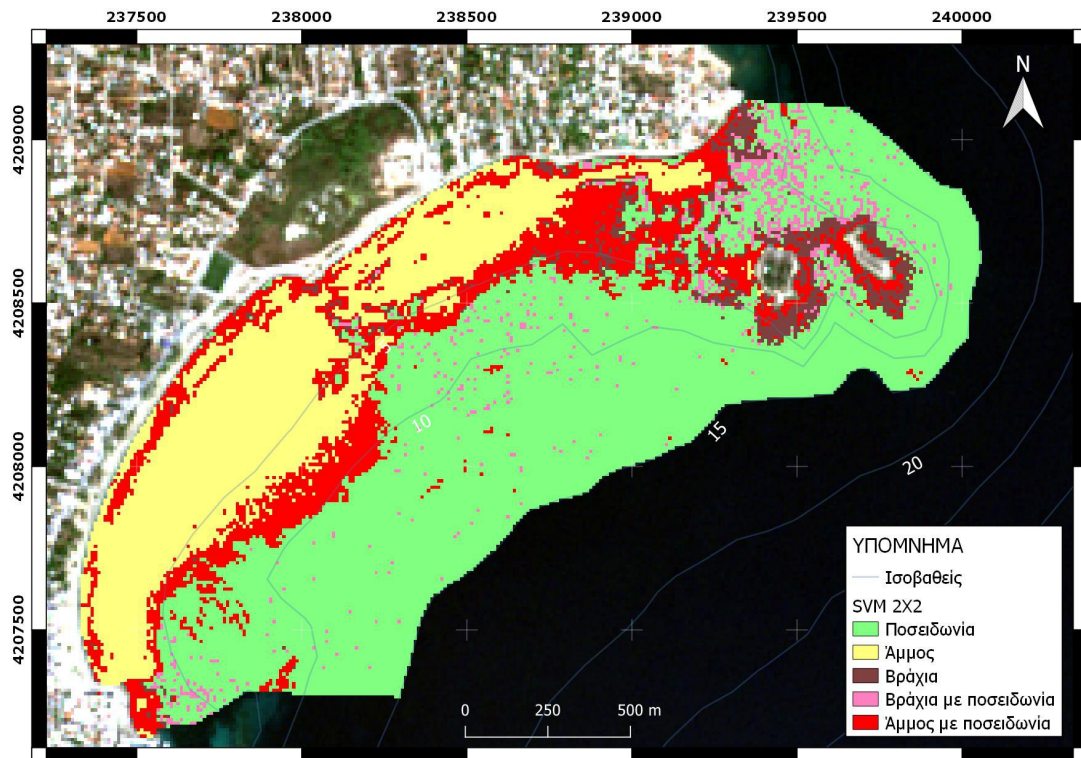
Εικόνα 6.9: Αποτέλεσμα ταξινόμησης με τον ANN και μπλοκ εκπαίδευσης 3x3



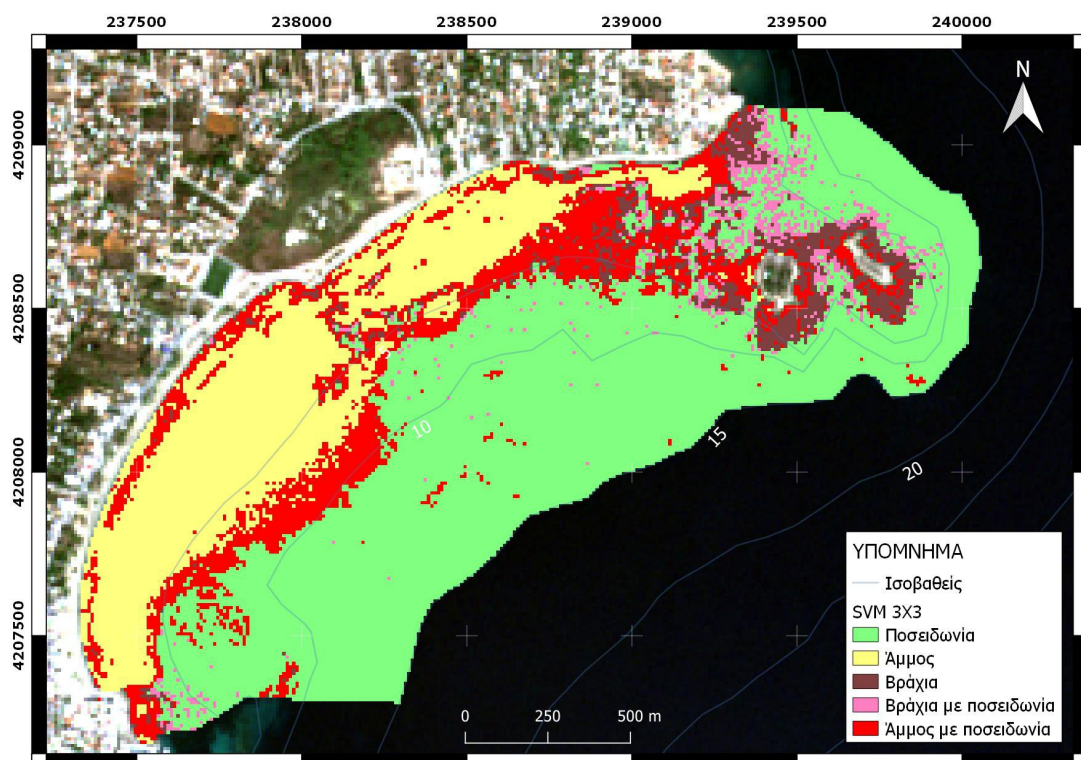
Εικόνα 6.10: Αποτέλεσμα ταξινόμησης με τον RF και μπλοκ εκπαίδευσης 2x2



Εικόνα 6.11: Αποτέλεσμα ταξινόμησης με τον RF και μπλοκ εκπαίδευσης 3x3



Εικόνα 6.12: Αποτέλεσμα ταξινόμησης με τον SVM και μπλοκ εκπαίδευσης 2x2



Εικόνα 6.13: Αποτέλεσμα ταξινόμησης με τον SVM και μπλοκ εκπαίδευσης 3x3

7. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Αναπόσπαστο κομμάτι του σταδίου της ταξινόμησης αποτελεί η εκτίμηση της ποιότητάς της, καθώς με αυτόν τον τρόπο διασφαλίζεται η ακεραιότητα των αποτελεσμάτων. Από τα πιο συχνά χρησιμοποιούμενα μέτρα ακρίβειας της ταξινόμησης είναι ο πίνακας σφαλμάτων ή αλλιώς ο Πίνακας Σύγχυσης (Confusion Matrix).

Ένας πίνακας σύγχυσης δείχνει τον αριθμό των σωστών και λανθασμένων προβλέψεων που έγιναν στο ενίοτε μοντέλο ταξινόμησης και περιέχει πληροφορίες σχετικά με το αν κάποιες κλάσεις έχουν την τάση να συγχέονται με άλλες. Στην κύρια διαγώνιο του πίνακα εμφανίζονται τα ορθά στοιχεία ταξινόμησης, είτε είναι αληθώς θετικά (TP – True Positive) είτε είναι αληθώς αρνητικά (TN – True Negative). Άλλα μέτρα ακρίβειας που πηγάζουν από τον πίνακα σύγχυσης είναι η ανάκληση (Recall) και η ακρίβεια (Precision). Στην πρώτη περίπτωση υπολογίζεται το ποσοστό των εικονοστοιχείων που προέρχονται από την κλάση i και ορθά ταξινομούνται σε αυτή, ενώ στην δεύτερη περίπτωση υπολογίζεται το ποσοστό των εικονοστοιχείων που ταξινομούνται στην κλάση i και πράγματι ανήκουν σε αυτή. Η συνολική ποιότητα της ταξινόμησης προκύπτει από την συνολική ακρίβεια (Overall Accuracy) και εκφράζει το συνολικό ποσοστό των ορθά ταξινομημένων εικονοστοιχείων. Παράλληλα με την συνολική ακρίβεια λαμβάνεται υπόψη και ο δείκτης Kappa, ο οποίος εκφράζει την πιθανότητα τυχαίας κατηγοριοποίησης των αληθώς θετικών εικονοστοιχείων, είναι πάντοτε μικρότερος ή ίσος με 1 και όσο πλησιέστερα είναι σε αυτή την τιμή τόσο μεγαλύτερη συμφωνία παρουσιάζεται μεταξύ στις τιμές.

Για την εκτίμηση των ταξινομήσεων που προέκυψαν από την παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκαν τα διαθέσιμα δεδομένα επαλήθευσης-ελέγχου (Πίνακας 6.1) και για κάθε ταξινόμηση κατασκευάστηκε πίνακας σύγχυσης ο οποίος στις γραμμές του περιέχει τις τιμές της ταξινόμησης και στις στήλες του τα δεδομένα αναφοράς.

Πίνακας 7.1: Πίνακας σύγκρισης Artificial Neural Network 2x2

		Reference Data					Σύνολο
		Άμμος	Ποσειδωνία	Άμμος με ποσειδωνία	Βράχια	Βράχια με ποσειδωνία	
Classified Data	Άμμος	8	0	1	0	0	9
	Ποσειδωνία	0	17	4	0	0	21
	Άμμος με ποσειδωνία	0	0	7	1	0	8
	Βράχια	0	0	0	7	0	7
	Βράχια με ποσειδωνία	0	3	0	0	8	11
	Σύνολο	8	20	12	8	8	56

Κλάσεις	Precision	Recall
Άμμος	89%	100%
Ποσειδωνία	81%	85%
Άμμος με ποσειδωνία	88%	58%
Βράχια	100%	88%
Βράχια με ποσειδωνία	73%	100%

Από την πρώτη κιόλας περίπτωση φάνηκε η δυσκολία του ταξινομητή (ANN) να κατηγοριοποιήσει κλάσεις υποστρώματος μικτού τύπου (περίπτωση άμμου με ποσειδωνία και βράχια με ποσειδωνία). Πιο συγκεκριμένα, παρόλο που η ακρίβειά του (precision) για την κλάση «Άμμος με ποσειδωνία» ήταν 88%, από τα 12 δείγματα αναφοράς κατάφερε να ταξινομήσει σωστά τα 7 με ποσοστό 58% (recall). Επιπλέον, για την κλάση «Βράχια» η ακρίβεια (precision) ήταν στο 100% καθώς καμία άλλη ομάδα δεν συγχίθηκε, όμως από τα 8 δείγματα αναφοράς αναγνώρισε τα 7 με ποσοστό 88% (recall). Η συνολική ακρίβεια (overall accuracy) που πέτυχε ήταν 83.9% με δείκτη Kappa 0.79.

Πίνακας 7.2: Πίνακας σύγκρισης Artificial Neural Network 3x3

		Reference Data					Σύνολο
		Άμμος	Ποσειδωνία	Άμμος με ποσειδωνία	Βράχια	Βράχια με ποσειδωνία	
Classified Data	Άμμος	8	0	1	0	0	9
	Ποσειδωνία	0	18	6	1	0	25
	Άμμος με ποσειδωνία	0	0	5	1	0	6
	Βράχια	0	0	0	5	0	5
	Βράχια με ποσειδωνία	0	2	0	1	8	11
	Σύνολο	8	20	12	8	8	56

Κλάσεις	Precision	Recall
Άμμος	89%	100%
Ποσειδωνία	72%	90%
Άμμος με ποσειδωνία	83%	42%
Βράχια	100%	63%
Βράχια με ποσειδωνία	73%	100%

Αυξάνοντας το δείγμα εκπαίδευσης για τον ίδιο ταξινομητή (ANN) διαπιστώθηκε ότι όχι μόνο σε ορισμένες κλάσεις η ακρίβεια μειώθηκε αλλά και σε κάποιες άλλες παρέμεινε η ίδια αντί να αυξηθεί. Συγκεκριμένα, υπήρξε μείωση της ακρίβειας των κλάσεων «Ποσειδωνία» και «Άμμος με ποσειδωνία» καθώς στην πρώτη από τα 20 δείγματα αναφοράς αναγνώρισε σωστά το 90% (recall) αλλά παράλληλα, ταξινόμησε επιπλέον εικονοστοιχεία που ανήκαν σε άλλες ομάδες θέτοντας το ποσοστό της ακρίβειας στο 72%. Παρόμοια, στη δεύτερη περίπτωση από τα 12 δείγματα αναγνώρισε μόνο το 42% (recall) ενώ το ποσοστό ακρίβειας (precision) ήταν 83%. Το ίδιο φαίνεται άλλωστε κι από την γενική εικόνα της ακρίβειας η οποία ήταν 78.6% με δείκτη Kappa 0.71.

Πίνακας 7.3: Πίνακας σύγχυσης Random Forest 2x2

		Reference Data					Σύνολο
		Άμμος	Ποσειδωνία	Άμμος με ποσειδωνία	Βράχια	Βράχια με ποσειδωνία	
Classified Data	Άμμος	8	0	0	0	0	8
	Ποσειδωνία	0	20	1	0	3	24
	Άμμος με ποσειδωνία	0	0	9	1	0	10
	Βράχια	0	0	1	7	1	9
	Βράχια με ποσειδωνία	0	0	1	0	4	5
	Σύνολο	8	20	12	8	8	56

Κλάσεις	Precision	Recall
Άμμος	100%	100%
Ποσειδωνία	83%	100%
Άμμος με ποσειδωνία	90%	75%
Βράχια	78%	88%
Βράχια με ποσειδωνία	80%	50%

Στην περίπτωση του ταξινομητή Random Forest με μπλοκ εκπαίδευσης 2x2 η κλάση «Άμμος» είχε για πρώτη φορά ποσοστό 100% τόσο στην ακρίβεια όσο και στην ανάκληση. Εκεί που υστέρησε περισσότερο ήταν στην κλάση «Βράχια με ποσειδωνία» όπου από τα 8 αναγνώρισε μόνο τα 4 ενώ δημιούργησε σύγχυση με άλλη κλάση θέτοντας στο 80% το ποσοστό ακρίβειας. Αξιοσημείωτο είναι όμως το γεγονός ότι η συνολική ακρίβεια ήταν στο 85.7% με δείκτη Karra 0.81.

Πίνακας 7.4: Πίνακας σύγκρισης Random Forest 3x3

		Reference Data					Σύνολο
		Άμμος	Ποσειδωνία	Άμμος με ποσειδωνία	Βράχια	Βράχια με ποσειδωνία	
Classified Data	Άμμος	8	0	0	0	0	8
	Ποσειδωνία	0	20	3	0	0	23
	Άμμος με ποσειδωνία	0	0	7	1	0	8
	Βράχια	0	0	0	7	0	7
	Βράχια με ποσειδωνία	0	0	2	0	8	10
	Σύνολο	8	20	12	8	8	56

Κλάσεις	Precision	Recall
Άμμος	100%	100%
Ποσειδωνία	87%	100%
Άμμος με ποσειδωνία	88%	58%
Βράχια	100%	88%
Βράχια με ποσειδωνία	80%	100%

Αντίθετα με την περίπτωση του ταξινομητή ANN 3x3 όπου το δείγμα εκπαίδευσης αυξήθηκε αλλά η ακρίβεια μειώθηκε, στην περίπτωση του RF 3x3 η συνολική εικόνα της ταξινόμησης παρουσίασε σημαντική βελτίωση. Υστέρησε κυρίως στην κλάση «Άμμος με ποσειδωνία» όπου από τα 12 δείγματα αναφοράς αναγνώρισε τα 7 με ποσοστό ανάκλησης 58% ενώ στο σύνολο ταξινόμησε 8 εικονοστοιχεία της ίδιας κλάσης από τα οποία τα 7 ήταν ορθά με ποσοστό ακρίβειας 88%. Η συνολική ακρίβεια ήταν από τις μεγαλύτερες που καταγράφηκαν με ποσοστό 89.3% και δείκτη Kappa 0.86.

Πίνακας 7.5: Πίνακας σύγκρισης Support Vector Machine 2x2

		Reference Data					Σύνολο
		Άμμος	Ποσειδωνία	Άμμος με ποσειδωνία	Βράχια	Βράχια με ποσειδωνία	
Classified Data	Άμμος	8	0	0	0	0	8
	Ποσειδωνία	0	19	4	0	2	25
	Άμμος με ποσειδωνία	0	0	8	1	0	9
	Βράχια	0	0	0	7	0	7
	Βράχια με ποσειδωνία	0	1	0	0	6	7
	Σύνολο	8	20	12	8	8	56

Κλάσεις	Precision	Recall
Άμμος	100%	100%
Ποσειδωνία	76%	95%
Άμμος με ποσειδωνία	89%	67%
Βράχια	100%	88%
Βράχια με ποσειδωνία	86%	75%

Από την περίπτωση του ταξινομητή SVM με μπλοκ εκπαίδευσης 2x2 ξεχώρισαν οι κλάσεις «Άμμος» και «Βράχια με ποσειδωνία». Υστέρησε κυρίως στις ομάδες υποστρώματος μικτού τύπου με ακρίβεια 67% στην «Άμμος με ποσειδωνία» και 75% στην «Βράχια με ποσειδωνία». Παρόλα αυτά το ποσοστό ανάκλησης και στις δύο αυτές κλάσεις ήταν υψηλότερο από εκείνο της κατηγορίας «Ποσειδωνία» όπου δημιουργήθηκε σύγκυση με άλλες κλάσεις και ταξινομήσε 25 εικονοστοιχεία από τα οποία τα 19 ήταν σωστά και με ποσοστό ακρίβειας 76% ενώ από τα 20 διαθέσιμα δείγματα αναφοράς ταξινομήθηκαν τα 19 με ποσοστό ανάκλησης 95%. Η συνολική ακρίβεια ήταν 85.7% με δείκτη Kappa 0.81.

Πίνακας 7.6: Πίνακας σύγκρισης Support Vector Machine 3x3

		Reference Data					Σύνολο
		Άμμος	Ποσειδωνία	Άμμος με ποσειδωνία	Βράχια	Βράχια με ποσειδωνία	
Classified Data	Άμμος	8	0	0	0	0	8
	Ποσειδωνία	0	18	3	0	0	21
	Άμμος με ποσειδωνία	0	0	9	1	0	10
	Βράχια	0	0	0	7	0	7
	Βράχια με ποσειδωνία	0	2	0	0	8	10
	Σύνολο	8	20	12	8	8	56

Κλάσεις	Precision	Recall
Άμμος	100%	100%
Ποσειδωνία	86%	90%
Άμμος με ποσειδωνία	90%	75%
Βράχια	100%	88%
Βράχια με ποσειδωνία	80%	100%

Τέλος, ο ίδιος ταξινομητής με μπλοκ εκπαίδευσης 3x3 ολοκληρώθηκε με σημαντική αύξηση της ακρίβειας. Σε αντίθετη περίπτωση με το προηγούμενο σενάριο όπου ο αλγόριθμος υστέρησε στην κλάση «Βράχια με ποσειδωνία», εδώ ο αλγόριθμος κατάφερε να αναγνωρίσει και τα 8 δείγματα αναφοράς αλλά με ποσοστό ακρίβειας 80% καθώς ταξινόμησε επιπλέον εικονοστοιχεία σε αυτή την κατηγορία ως ψευδώς θετικά. Επιπλέον, για την κατηγορία μικτού υποστρώματος, «Άμμος με ποσειδωνία» ταξινόμησε σωστά το 75% των δειγμάτων αναφοράς ενώ η ακρίβεια ήταν στο 90%. Από την συνολική ακρίβεια αποδείχτηκε ότι μαζί με τον RF 3x3 πέτυχαν το υψηλότερο ποσοστό (89.3%) με δείκτη Kappa 0.86.

8. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ - ΣΥΖΗΤΗΣΗ

Η παρούσα έρευνα εστίασε στην συλλογή, ανάλυση και αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης του υποθαλάσσιου στρώματος κάνοντας χρήση των ελεύθερων δορυφορικών δεδομένων Sentinel-2 και των Ελεύθερων Λογισμικών Ανοικτού Κώδικα SNAP, Q-GIS και SAGA GIS. Η ιδέα εξαρχής αποτελούσε μία πρόκληση και στην πορεία της προέκυψαν εμπόδια τα οποία αποτέλεσαν θετικά κίνητρα για την ολοκλήρωσή της.

Ξεκινώντας από την βιβλιογραφία, αποδείχτηκε ότι τα τελευταία έτη υπάρχει ιδιαίτερο ερευνητικό ενδιαφέρον για την ταξινόμηση της υποθαλάσσιας βλάστησης. Η επιστημονική κοινότητα της Τηλεπισκόπησης έχει αποδώσει αξιοσημείωτη προσοχή στην εφαρμογή αλγορίθμων και υπολογιστικών τεχνικών ταξινόμησης στο υδάτινο περιβάλλον, καθώς οτιδήποτε περιλαμβάνει το θαλάσσιο στοιχείο αυξάνει την πολυπλοκότητα της όλης διαδικασίας και οι μέθοδοι που μπορεί να λειτουργήσουν με επιτυχία στην ξηρά, παρά ταύτα στην θάλασσα δεν συμπεριφέρονται το ίδιο και απαιτείται η αναπροσαρμογή τους. Κατά το στάδιο της προ-επεξεργασίας μίας δορυφορικής εικόνας αναφέρθηκαν οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενοι μέθοδοι για την αφαίρεση του φαινομένου της ηλιακής λάμψης και της διόρθωσης στήλης ύδατος. Σε αυτό το σημείο ήταν που η εργασία αποτέλεσε πρόκληση καθώς μολονότι η βιβλιογραφία αναφέρεται εκτενώς στην απαλοιφή αυτών των δύο φαινομένων, δεν συμβαίνει όμως το ίδιο και στον τρόπο εκτέλεσης. Παρατηρήθηκε ότι, η έρευνα που έχει γίνει πάνω στο φαινόμενο της λάμψης και της διόρθωσης της στήλης ύδατος δεν έχει ενσωματωθεί στα διαθέσιμα λογισμικά τηλεπισκοπικής επεξεργασίας, καθώς τα περισσότερα έχουν προσαρμοστεί για εφαρμογές σε χερσαίες μελέτες. Επιπλέον, οι αριθμητικές πράξεις που απαιτούνται καθιστούν απαραίτητη την χρήση λογισμικού υπολογιστικών φύλλων. Όμως και αυτό σαν λύση δεν είναι πάντα παραγωγική καθώς τις περισσότερες φορές χρειάζονται πολλαπλές δοκιμές και τα υπολογιστικά φύλλα θα πρέπει να αναπροσαρμόζονται κάθε φορά στα νέα δεδομένα. Το συγκεκριμένο πρόβλημα αντιμετωπίστηκε δημιουργώντας δύο scripts σε γλώσσα Python που απλοποιούσαν τις διαδικασίες και επιτάχυναν τις πράξεις, επιτρέποντας ταυτόχρονα πολλαπλές δοκιμές σε πολύ σύντομο χρονικό διάστημα.

Ένα άλλο ερώτημα που κρίθηκε να απαντηθεί ήταν η καταλληλότητα των Ελεύθερων Λογισμικών Ανοικτού Κώδικα για την παρούσα μελέτη. Η αρχική ιδέα ήταν η χρήση ενός μονάχα λογισμικού για την αποφυγή σφαλμάτων κατά την μεταφορά των δεδομένων από το ένα στο άλλο. Δυστυχώς όμως, κάτι τέτοιο δεν ήταν εφικτό. Μολονότι η πλατφόρμα SNAP έχει υλοποιηθεί πάνω στις ανάγκες των δορυφορικών δεδομένων Sentinel, υστερούσε σημαντικά στο στάδιο της ταξινόμησης και στην παραγωγή των τελικών θεματικών χαρτών.

Από τα μεγαλύτερα εμπόδια που αντιμετώπισε η παρούσα έρευνα ήταν η διαδικασία των υπαίθριων μετρήσεων. Η δυσκολία αρχικά παρουσιάστηκε στον συντονισμό των συντελεστών που θα συμμετείχαν στο πεδίο, καθώς άλλος ήταν ο χειριστής του σκάφους και άλλος ο πάροχος του εξοπλισμού. Επιπλέον, αστάθμητο παράγοντα αποτελούν πάντα οι καιρικές συνθήκες και σε μία τέτοια έρευνα, εκτός από την θερμοκρασία και την ταχύτητα του ανέμου, λαμβάνεται οπωσδήποτε υπόψη κατά την ημέρα εκτέλεσης των εργασιών πεδίου και η κατάσταση της θάλασσας. Το υδάτινο στοιχείο δεν καθορίζει μονάχα την ομαλή διεξαγωγή των μετρήσεων αλλά και την αξιοπιστία των δεδομένων της δορυφορικής εικόνας. Τέλος, μέσα σε όλα αυτά θα πρέπει να συνυπολογιστεί και το πέρασμα του δορυφόρου από την περιοχή μελέτης το οποίο δε θα πρέπει να αποκλίνει αρκετές μέρες από την ημερομηνία των δειγματοληψιών.

Ένας λόγος επιλογής των δορυφορικών δεδομένων Sentinel-2 ήταν ότι ικανοποιούσε αυτή την συνθήκη για όσο το δυνατόν μικρότερη απόκλιση του περάσματος (δορυφόρου) από την ημερομηνία εργασιών πεδίου. Επιπλέον, η χωρική ανάλυση των 10m στα κανάλια του ορατού φάσματος εξυπηρετούσε απόλυτα τις ανάγκες της μελέτης. Πιθανώς μία εικόνα καλύτερης ανάλυσης θα έδινε την δυνατότητα για αντικειμενοστραφή επεξεργασία και θα προσέφερε επιπρόσθετη σύγκριση με αυτήν που ακολουθήθηκε.

Ωστόσο, ιδιαίτερο ενδιαφέρον είχαν και τα αποτελέσματα της μελέτης με τους συγκεκριμένους ταξινομητές που εφαρμόστηκαν πάνω στην εικόνα Sentinel-2. Από τους τρεις αλγόριθμους, οι ταξινομητές Random Forest (RF) και Support Vector Machine (SVM) σε μπλοκ εκπαίδευσης 3x3 έδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα με συνολική ακρίβεια 89.3% και δείκτη Kappa 0.86 αμφότεροι. Αντίθετα, η χειρότερη

ακρίβεια υπολογίστηκε από τον ταξινομητή Artificial Neural Network (ANN) σε μπλοκ εκπαίδευσης 3x3 με συνολική ακρίβεια 78.6%. Παρατηρήθηκε ότι, αυξάνοντας το μπλοκ εκπαίδευσης βελτιώθηκε η ακρίβεια στους RF και SVM, όχι στον ANN. Ενδέχεται ο τρόπος επεξεργασίας του αλγόριθμου ANN να διαφέρει από τους υπόλοιπους και να απαιτείται μεγαλύτερο δείγμα σημείων αναφοράς από αυτό που καθορίστηκε στην εργασία. Παρά το γεγονός ότι έγιναν δοκιμές με τον ANN αυξάνοντας τους νευρώνες και τα κρυφά επίπεδα, το αποτέλεσμα ήταν αρκετά ασταθές και μη αναμενόμενο.

Επιπλέον, αξίζει να αναφερθεί η συμπεριφορά των κλάσεων στους συγκεκριμένους αλγόριθμους. Για την κλάση «Ποσειδωνία» η μεγαλύτερη ακρίβεια δόθηκε από τον ταξινομητή RF 3x3 με ακρίβεια 87% και ανάκληση 100%. Αυτό σημαίνει πως από το διαθέσιμο δείγμα αναφοράς κατάφερε να ταξινομήσει σωστά όλα τα εικονοστοιχεία της ίδιας κλάσης ενώ παράλληλα ταξινόμησε ψευδώς πολύ μικρό δείγμα εικονοστοιχείων άλλης κλάσης (Πίνακας 7.4). Η κλάση που ταξινομήθηκε σωστά στο σύνολό της και από τους τρεις αλγόριθμους ήταν η «Άμμος». Μία τέτοια υπόθεση σωστής ταξινόμησης ήταν εξαιρετικής αναμενόμενης εξαιτίας της έντονης ανάκλασης που παρουσιάζει και η οποία την διαφοροποιεί ευκολότερα από τις υπόλοιπες κλάσεις. Ενδιαφέρον παρουσίασαν όμως και οι κλάσεις μικτού θαλάσσιου υποστρώματος. Πιο συγκεκριμένα, ο ANN 2x2 και RF 3x3 έδωσαν την χαμηλότερη ακρίβεια για την κλάση «Άμμος με Ποσειδωνία» με ακρίβεια 88% και ανάκληση 58%. Αυτή η αδυναμία ορθής ταξινόμησης των αλγόριθμων ίσως βρίσκεται βάση στην αρχική παραδοχή που έγινε κατά τον ορισμό των κλάσεων (Κεφάλαιο 6.2). Όπως αναφέρθηκε, τα σημεία με χαρακτηρισμό «άμμος με Ποσειδωνία» συγχωνεύτηκαν με τα σημεία «νεκρή Ποσειδωνία με άμμο» ώστε να δημιουργηθεί η κλάση «Άμμος με Ποσειδωνία». Αυτή η παραδοχή ενδέχεται να επηρέασε την ορθή ταξινόμηση της κλάσης καθώς η νεκρή Ποσειδωνία με την ζωντανή έχουν διαφορετική υφή και κατά συνέπεια διαφορετική τιμή ανάκλασης στον αισθητήρα του δορυφόρου. Ωστόσο, η μεγαλύτερη ακρίβεια για την ίδια κλάση δόθηκε από τους ταξινομητές RF 2x2 και SVM 3x3 με ακρίβεια 90% και ανάκληση 75%. Τέλος, για την δεύτερη κλάση μικτού υποστρώματος, «Βράχια με Ποσειδωνία» η μεγαλύτερη ακρίβεια δόθηκε από τους RF 3x3 και SVM 3x3 με ακρίβεια 80% και ανάκληση 100% αμφότερα.

Εκτιμώντας τα αποτελέσματα στην συνολική τους εικόνα συμπεραίνουμε ότι, εκτός από την συνολική ακρίβεια (overall accuracy) των ταξινομητών RF 3x3 και SVM 3x3, κανένας αλγόριθμος δεν προσέφερε την καλύτερη ακρίβεια σε όλες τις κλάσεις. Η κατάλληλη επιλογή αλγόριθμου καθορίζει την σωστή ανάδειξη του αντικείμενου μελέτης, όπως η Ποσειδωνία, η άμμος ή και μικτό υπόστρωμα όταν εξετάζονται μεμονωμένα. Σε αυτές τις περιπτώσεις, επαναπροσδιορίζεται ο σκοπός της μελέτης και επικεντρώνεται στην ταξινόμηση μίας μόνο κλάσης κάθε φορά και ειδικότερα είτε στην ύπαρξη είτε στην απουσία της. Τέλος, εξαιρώντας τον αλγόριθμο ANN που κατέγραψε την χαμηλότερη ακρίβεια στις επιμέρους κλάσεις, η αύξηση του μπλοκ εκπαίδευσης σε 3x3 σημείωσε παράλληλη αύξηση της ακρίβειας σε σχέση με το μπλοκ 2x2. Επομένως, σύμφωνα με τα αποτελέσματα της παρούσας έρευνας, η αύξηση του δείγματος δεν μεταφράζεται και σε ταυτόχρονη αύξηση της ακρίβειας όταν δεν συνοδεύεται με κατάλληλη επιλογή αλγόριθμου ταξινόμησης.

Εκτός όμως από την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων, που αποτελεί τον αρχικό στόχο της μελέτης, αξίζει να αναφερθεί και η σπουδαιότητα χαρτογράφησης των θαλάσσιων οικοσυστημάτων που αποτελούν δείκτες για την εκτίμηση της οικολογικής ποιότητας των θαλασσών. Από τα αποτελέσματα του αλγόριθμου RF 3x3, ο οποίος έδωσε την υψηλότερη ακρίβεια τόσο στη συνολική εικόνα ταξινόμησης όσο και στην ορθή κατηγοριοποίηση της κλάσης «Ποσειδωνία», διαπιστώθηκε ότι ως Ποσειδωνία χαρτογραφήθηκαν συνολικά 13955 εικονοστοιχεία (Πίνακας 8.1), τα οποία σε έκταση αντιστοιχούν σε 1.4km². Λαμβάνοντας υπόψη ότι η συνολική έκταση της περιοχής μελέτης ήταν 2.68km² η περιοχή που αντιστοιχήθηκε σε Ποσειδωνία αποδείχθηκε ότι καλύπτει το 52.1% του όρμου. Σε αυτό το ποσοστό μπορεί να προστεθεί επιπλέον και η έκταση που αποδόθηκε για τις κλάσεις μικτού υποστρώματος που, επίσης, περιείχαν Ποσειδωνία. Πιο συγκεκριμένα, το 3.9% που χαρτογραφήθηκε καλύπτεται από βράχια με Ποσειδωνία, ενώ το 13.5% από άμμο με Ποσειδωνία. Υπό την οπτική μιας γενικευμένης εκδοχής της παρούσας εργασίας, στόχος της οποίας θα ήταν αποκλειστικά η χαρτογράφηση λιβαδιών Ποσειδωνίας, η θεώρηση μίας ενιαίας κλάσης θαλάσσιου υποστρώματος θα οδηγούσε σε ποσοστό κάλυψης 69.5%, ποσοστό αρκετά υψηλό έναντι της συνολικής έκτασης.

Σήμερα, τα λιβάδια Ποσειδωνίας βρίσκονται σε κρίσιμη κατάσταση, υπερφορτωμένα από την ανθρώπινη δραστηριότητα και τις κλιματικές αλλαγές.

Επομένως, κρίνεται απαραίτητος ο ορθολογικός σχεδιασμός των μέτρων προστασίας και διαχείρισης των οικοτόπων αυτών. Χάρτες με την ακριβή αποτύπωσή τους θα μπορούν να προσφέρουν πληροφορίες σχετικά με τις διακυμάνσεις της εξάπλωσης και πυκνότητάς τους στην πάροδο του χρόνου, εντοπίζοντας έτσι τις περιοχές που απειλούνται περισσότερο. Στην Ελλάδα συγκεκριμένα, παρότι έχει δοθεί ιδιαίτερη βαρύτητα στη χαρτογράφηση των λιβαδιών ως οικοτόπων προτεραιότητας, περίπου το 80% των λιβαδιών της χώρας παραμένει ακόμα αχαρτογράφητο. Η ελληνική επιστημονική κοινότητα καταβάλλει σημαντικές προσπάθειες για τον εντοπισμό και τη χαρτογράφηση τους, αξιοποιώντας σύγχρονες τεχνολογικές μεθόδους που συνδυάζουν τον τομέα της Τηλεπισκόπησης, τη χρήση ηχοβολιστικών συστημάτων, την οπτική καταγραφή με αυτόνομη κατάδυση ή/και υποβρύχιες κάμερες (ROVs, AUVs) και τη χρήση μοντέλων πρόβλεψης δυναμικής κατανομής (WWF, χ.η).

Πίνακας 8.1: Κατανομή εικονοστοιχείων και ποσοστό κάλυψης κλάσεων RF 3x3

Κλάσεις	Εικονοστοιχεία	Ποσοστό	Έκταση (km ²)
Ποσειδωνία	13955	52.1	1.40
Άμμος	6514	24.3	0.65
Βράχια	1642	6.1	0.16
Βράχια με ποσειδωνία	1056	3.9	0.11
Άμμος με Ποσειδωνία	3609	13.5	0.36

Βιβλιογραφία

- Camps-Valls, G. (2009). *Machine learning in remote sensing data processing*. *IEEE Signal Processing Society*. IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing. Grenoble, France. 1-4 Sept. 2009. Piscataway, NJ: IEEE
- Candra, D., Phinn, S. and Scarth, P. (2019). *Cloud and cloud shadow masking for Sentinel-2 using multitemporal images in global area*. *International Journal of Remote Sensing*, 41(8), σελ.2877-2904.
- Crommelinck, S., Bennett, R., Gerke, M., Nex, F., Yang, M. and Vosselman, G. (2016). *Review of Automatic Feature Extraction from High-Resolution Optical Sensor Data for UAV-Based Cadastral Mapping*. *Remote Sensing*, 8(8), σελ.689.
- Ding, A. and Zhou, X. (2016). *Land-Use Classification with Remote Sensing Image Based on Stacked Autoencoder*. *International Conference on Industrial Informatics - Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII)*.
- Fornes, A., Basterretxea, G., Orfila, A., Jordi, A., Alvarez, A., Tintore, J. (2006). *Mapping Posidonia oceanica from IKONOS*. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 60, σελ.315-322.
- Georgouli, A. (2015). *Τεχνητή νοημοσύνη*. [Ηλεκτρονικό βιβλίο] Athens:Hellenic Academic Libraries Link. Διαθέσιμο στο: <http://hdl.handle.net/11419/3381>
- Green, E. and Edwards, A. (2000). *Remote sensing handbook for tropical coastal management*. *Coastal Management Sourcebooks 3* Paris: Unesco.
- Goodman, J., Lee, Z. and Ustin, S. (2008). *Influence of atmospheric and sea-surface corrections on retrieval of bottom depth and reflectance using a semi-analytical model: a case study in Kaneohe Bay, Hawaii*. *Applied Optics*, 47(28).
- Hagolle, O., Huc, M., Pascual, D.V., Dedieu, G. (2010). *A multi-temporal method for cloud detection, applied to FORMOSAT-2, VENμS, LANDSAT and SENTINEL-2 images*. *Remote Sens. Environ.* 114, σελ. 1747–1755

- Ji W. Civco D. & Kennard W. (1992), *Satellite Remote Bathymetry: A New Mechanism for Modelling*, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 58, 5, Bethesda (USA), ASPRS, σελ.545-549.
- Jupp D. (1988), *Background and extensions to depth of penetration (DOP) mapping in shallow coastal waters*, *Proceedings of the Symposium on Remote Sensing of the Coastal Zone*. Brisbane, Department of Geographic Information, σελ. IV.2.1–IV.2.19.
- Kay, S., Hedley, J. and Lavender, S. (2009). *Sun Glint Correction of High and Low Spatial Resolution Images of Aquatic Scenes: a Review of Methods for Visible and Near-Infrared Wavelengths*. Remote Sensing, 1(4), σελ.697-730.
- Kerr, J. (2012). *Worldview-02 offers new capabilities for the monitoring of threatened coral reefs*. Nova Southeastern University (National Coral Reef Institute)
- Kutser, T., Vahtmäe, E. and Praks, J. (2009). *A sun glint correction method for hyperspectral imagery containing areas with non-negligible water leaving NIR signal*. Remote Sensing of Environment, 113(10), σελ.2267-2274.
- Kyriakidis, P., Hadjimitsis, D., Skarlatos, N. and Mansourian, A. (2019). *Geospatial technologies for local and regional development*.
- Lary, D., Alavi, A., Gandomi, A. and Walker, A. (2016). *Machine learning in geosciences and remote sensing*. Geoscience Frontiers, 7(1), σελ.3-10.
- Li, C., Wang, Y., Zhang, X., Gao, H., Yang, Y. and Wang, J. (2019). *Deep Belief Network for Spectral–Spatial Classification of Hyperspectral Remote Sensor Data*. Sensors, 19(1), σελ.204.
- Lyzenga D. (1978). *Passive remote sensing techniques for mapping water depth and bottom features*. Applied Optics, 17(3), σελ. 379-383.
- Lyzenga, D. (1985). *Shallow-water bathymetry using combined lidar and passive multispectral scanner data*. International Journal of Remote Sensing, 6(1), σελ.115-125.
- Lyzenga D., Malinas N. and F. Tanis. (2006). *Multispectral bathymetry using a simple physically based algorithm*. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 44(8),

σελ. 2251-2259

- Ma, L., Liu, Y., Zhang, X., Ye, Y., Yin, G. and Johnson, B. (2019). *Deep learning in remote sensing applications: A meta-analysis and review*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 152, σελ.166-177.

- Matta, E., Aiello, M., Brcsciani, M., Gianinetto, M., Musanti, M., Giardino, C. (2014). *Mapping Posidonia Meadow From High Spatial Resolution Images in the Gulf of Oristano (Italy)*. IEEE, Quebec City, σελ. 5152-5155.

- Mountrakis, Giorgos & Im, Jungho & Ogole, Caesar. (2011). *Support vector machines in remote sensing: A review*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 66. σελ. 247-259.

- Paredes J. and R. Spero. (1983). *Water depth mapping from passive remote sensing data under a generalized ratio assumption*. Applied Optics, 22(8), σελ. 1134-1135

- Pasqualini, V., Pergent-Martini, C., Pergent, G., Agreil, M., Skoufas, G., Sourbes, L., Tsirika, A. (2005). *Use of SPOT 5 for mapping seagrasses: an application to Posidonia oceanica*. Remote Sens. Environ. 94, 39-45.

- Perakis, K., Moysiadis, A., Faraslis, I. (2015). *Η τηλεπισκόπηση σε 13 ενότητες*. [Ηλεκτρονικό βιβλίο] Athens:Hellenic Academic Libraries Link. Διαθέσιμο στο: <http://hdl.handle.net/11419/1840>

- Phinn, Stuart & Roelfsema, Chris & Kovacs, Eva & Canto, Robert & Lyons, Mitch & Saunders, Megan & Maxwell, Paul. (2018). *Mapping, Monitoring and Modelling Seagrass Using Remote Sensing Techniques: Structure, Ecology and Conservation*.

- Sagawa, T., Boisnier, E., Komatsu, T., Mustapha, K.B., Hattour, A., Kosaka, N., Miyazaki, A. (2010). *Using bottom surface reflectance to map coastal marine areas: A new application method for Lyzenga's model*. Int. J. Remote Sens. 2010, 31, σελ.3051–3064

- Spitzer, D., and Dirks, R. W. J. (1987). *Bottom influence on the reflectance of the sea*. International Journal of Remote Sensing, 8, σελ.279-290

- Stumpf, R., Holderied, K. and Sinclair, M. (2003). *Determination of water depth with high-resolution satellite imagery over variable bottom types*. Limnology and Oceanography, 48(1part2), σελ.547-556.

- Tassan, S. (1996). *Modified Lyzenga's method for macroalgae detection in water with non-uniform composition*. International Journal of Remote Sensing, 17(8), 1601–1607.

- Topouzelis, K., Makri, D., Stoupas, N., Papakonstantinou, A. and Katsanevakis, S. (2018). *Seagrass mapping in Greek territorial waters using Landsat-8 satellite images*. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 67, σελ.98-113.

- Traganos, D., and Reinartz, P. (2018) *Mapping Mediterranean Seagrasses with Sentinel-2 Imagery*. Marine Pollution Bulletin, vol. 134, 2018, σελ. 197–209.

- Traganos, D., Aggarwal, B., Poursanidis, D., Topouzelis, K., Chrysoulakis, N. and Reinartz, P. (2018). *Towards Global-Scale Seagrass Mapping and Monitoring Using Sentinel-2 on Google Earth Engine: The Case Study of the Aegean and Ionian Seas*. Remote Sensing, 10(8), σελ.1227.

- Vanderstraete, T., Goossens, R. and Ghabour, T. (2003). *Remote sensing as a tool for bathymetric mapping of coral reefs in the Red Sea (Hurghada – Egypt)*. Belgeo, (3), σελ.257-268.

- Zhu, Z., Wang, S., Woodcock, C.E. (2015). *Improvement and expansion of the Fmask algorithm: cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4-7, 8, and Sentinel 2 images*. Remote Sens. Environ. 159, σελ. 269–277

- Μηλιάρης Γ.Χ. (2003). *Φωτοερμηνεία – Τηλεπισκόπηση*. Αθήνα, Εκδόσεις Ίων, Περιστέρη. ISBN: 960-411-297-X.

Ιστότοποι

- ΕΓΥ - Μητρώο ταυτοτήτων υδάτων κολύμβησης της Ελλάδας (2019) «*Χάρτης Βόρεια Λούτσα 2*». Προσβάσιμο από: <http://www.bathingwaterprofiles.gr/> [τελευταία πρόσβαση 04-11-2019]

- Δήμος Σπατών - Αρτέμιδος (2017) «*Έκθεση αποτελεσμάτων για τα ιζήματα από*

το δήμο Σπατών - Αρτέμιδος». Προσβάσιμο από: http://spata-artemis.gr/userdata/docs/Spata_Report_final.pdf [τελευταία πρόσβαση 04-11-2019]

- WWF (χ.η) «*Δάση της θάλασσας: Ποσειδωνία*», Ενημερωτικά δελτία. Προσβάσιμο στο <https://www.wwf.gr/images/pdfs/posidonia-factsheet.pdf> [τελευταία πρόσβαση 29-01-2020]

- ESA - The European Space Agency (χ.η) «*User Guides Introduction*». Προσβάσιμο από: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides> [τελευταία πρόσβαση 02-03-2020]

- EMODnet – Bathymetry. Understanding the topology of the European seas (χ.η) «*Data products*». Προσβάσιμο από: <https://www.emodnet-bathymetry.eu/data-products> [τελευταία πρόσβαση 10-04-2020]

- SciPy (χ.η) «*scipy.stats documentation*» Προσβάσιμο από: <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/tutorial/stats.html> [τελευταία πρόσβαση 25-03-2020]

Παράρτημα I

Python script

Υπολογισμός της μαθηματικής έκφρασης που εφαρμόστηκε σε κάθε κανάλι για την απαλοιφή του φαινομένου λάμψης.

```
#This script is created by Marios Sgouros and is based on Hedley et la. proposal for removing glint effect from a Sentinel-2 image. Using SNAP software user must select an area (areas) where glint effect is present and export is as .txt file
```

```
#importing necessary libraries
import pandas
from scipy.stats import linregress
```

```
#creating defintion to calculate slope, intercept, r_value,
p_value and std_err
def SlopeCompute(B8,*y):
    slope, intercept, r_value, p_value, std_err=
linregress(B8,y)
    return slope
```

```
#asking for txt file that contains the bands B2, B3, B4 and B8
TextFile=input('Δώστε αρχείο .txt: ')
df=pandas.read_csv(TextFile+'.txt',sep='\t',usecols=['B2','B3','B4','B8'])
```

```
#placing B2, B3, B4 and B8 values into lists for easy
manipulation
B2=df['B2'].tolist()
B3=df['B3'].tolist()
B4=df['B4'].tolist()
B8=df['B8'].tolist()
#finding minimum value in B8 band
minNIR=(min(B8))
```

```
#computing slope for pair bands B2B8, B3B8 and B4B8
slopeB2B8=SlopeCompute(B8,B2)
slopeB3B8=SlopeCompute(B8,B3)
slopeB4B8=SlopeCompute(B8,B4)
```

```
#printing the expression to create Math Band
print(f'expression B2: if B2-{{slopeB2B8}}*(B8-{{minNIR}})<0 then
NaN else B2-{{slopeB2B8}}*(B8-{{minNIR}}) \
    \nextpression B3: if B3-{{slopeB3B8}}*(B8-{{minNIR}})<0 then
NaN else B3-{{slopeB3B8}}*(B8-{{minNIR}}) \
    \nextpression B4: if B4-{{slopeB4B8}}*(B8-{{minNIR}})<0 then
NaN else B4-{{slopeB4B8}}*(B8-{{minNIR}})')
```

Παράρτημα II

Python script

Υπολογισμός της μαθηματικής έκφρασης που εφαρμόστηκε για τη διόρθωση στήλης ύδατος.

```
#This script is created by Marios Sgouros and is based on
Lyzenga et la. proposal for water column correction from a
Sentinel-2 image. Using SNAP software user must select an area
(areas) with same bottom type and export is as .txt file

#importing necessary libraries
import pandas
import numpy
from scipy.stats import linregress
import matplotlib.pyplot as plt

#creating definition to calculate slope, intercept, r_value,
p_value and std_err
def LinElements(x,y):
    slope, intercept, r_value, p_value, std_err= linregress(x,y)
    return slope, intercept, r_value

#asking for txt file that contains the bands B2, B3 and B4
TextFile=input('Δώστε αρχείο .txt: ')
df=pandas.read_csv(TextFile+'.txt',
sep='\t',usecols=['Deg(B2)', 'Deg(B3)', 'Deg(B4)'])

#placing B2, B3 and B4 values into lists for easy manipulation
B2=df['Deg(B2)'].tolist()
B3=df['Deg(B3)'].tolist()
B4=df['Deg(B4)'].tolist()

#linearise bands using natural logarithm
B2=numpy.array(B2)
lnB2=numpy.log(B2)
B3=numpy.array(B3)
lnB3=numpy.log(B3)
B4=numpy.array(B4)
lnB4=numpy.log(B4)

#calculate variance
varB2=numpy.var(lnB2)
varB3=numpy.var(lnB3)
varB4=numpy.var(lnB4)

#calculate covariances
covarB2B3=numpy.cov(lnB2,lnB3)[0][1]
covarB2B4=numpy.cov(lnB2,lnB4)[0][1]
covarB3B4=numpy.cov(lnB3,lnB4)[0][1]
```

```

#calculate attenuation coefficient a
aB2B3=(varB2-varB3)/(2*covarB2B3)
aB2B4=(varB2-varB4)/(2*covarB2B4)
aB3B4=(varB3-varB4)/(2*covarB3B4)

#calculate ratio of attenuation k/k
ratioB2B3=aB2B3+(numpy.sqrt(aB2B3**2+1))
ratioB2B4=aB2B4+(numpy.sqrt(aB2B4**2+1))
ratioB3B4=aB3B4+(numpy.sqrt(aB3B4**2+1))
print(f'kB2/kB3: {ratioB2B3}\nkB2/kB4: {ratioB2B4}\nkB3/kB4:
{ratioB3B4}')

#calculate R_value
LinElementsB2B3=LinElements(lnB2,lnB3)
LinElementsB2B4=LinElements(lnB2,lnB4)
LinElementsB3B4=LinElements(lnB3,lnB4)

#printing the expression to create Math Band
print(f'RvalueB2B3: {LinElementsB2B3[2]**2} \
\nRvalueB2B4: {LinElementsB2B4[2]**2} \
\nRvalueB3B4: {LinElementsB3B4[2]**2}')
print(f'DII(B2B3): log(\ Deg(B2)\ )-
({ratioB2B3}*log(\ Deg(B3)\ )) \
\nDII(B2B4): log(\ Deg(B2)\ )-({ratioB2B4}*log(\ Deg(B4)\ )) \
\nDII(B3B4): log(\ Deg(B3)\ )-({ratioB3B4}*log(\ Deg(B4)\ ))')

#plotting values to visualize results
fig, (ax1,ax2,ax3) = plt.subplots(1,3)
ax1.plot(lnB2, lnB3, 'o',)
ax1.plot(lnB2, LinElementsB2B3[1] + LinElementsB2B3[0]*lnB2,
'r')
ax1.set_ylabel('lnB3')

ax1.set_xlabel('lnB2')
R1=r'$R^2=%.4f$' % (LinElements(lnB2,lnB3)[2]**2)
ax1.text(0.1, 0.97,R1,horizontalalignment='left',
verticalalignment='top',
transform = ax1.transAxes)
ax1.set_title('B2-B3')
ax2.plot(lnB2, lnB4, 'o')
ax2.plot(lnB2, LinElementsB2B4[1] + LinElementsB2B4[0]*lnB2,
'r')
ax2.set_ylabel('lnB4')
ax2.set_xlabel('lnB2')
R2=r'$R^2=%.4f$' % (LinElements(lnB2,lnB4)[2]**2)
ax2.text(0.1, 0.97,R2,horizontalalignment='left',
verticalalignment='top',
transform = ax2.transAxes)
ax2.set_title('B2-B4')
ax3.plot(lnB3, lnB4, 'o')
ax3.plot(lnB3, LinElementsB3B4[1] + LinElementsB3B4[0]*lnB3,
'r')

```

```
ax3.set_ylabel('lnB4')
ax3.set_xlabel('lnB3')
R3=r'$R^2=%.4f$' % (LinElements(lnB3,lnB4)[2]**2)
ax3.text(0.1, 0.97,R3,horizontalalignment='left',
        verticalalignment='top',
        transform = ax3.transAxes)
ax3.set_title('B3-B4')
ax1.legend()
plt.show()
```