

ΣΧΟΛΗ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΟΣ, ΓΕΩΓΡΑΦΙΑΣ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΩΝ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΤΜΗΜΑ ΓΕΩΓΡΑΦΙΑΣ

Χρήση Δεδομένων Sentinel-2 και ΣΓΠ για την χαρτογράφηση πλημμυρισμένης έκτασης: ως περίπτωση μελέτης η περιοχή του Piedmont της Ιταλίας Πτυχιακή εργασία

Αθηνά Γεωργιάδη

Αθήνα, 2023

ECONOMICS DEPARTMENT OF GEOGRAPHY

Use of Sentinel-2 data and GIS for flood mapping: a case study of the Piedmont region of Italy Bachelor thesis

Athina Georgiadi

Athens, 2023

ΣΧΟΛΗ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΟΣ, ΓΕΩΓΡΑΦΙΑΣ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΩΝ

ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΤΜΗΜΑ ΓΕΩΓΡΑΦΙΑΣ

Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

Γεώργιος Π. Πετρόπουλος (Επιβλέπων) Επίκουρος Καθηγητής Γεωπληροφορικής, Τμήμα Γεωγραφίας, Χαροκόπειο Πανεπιστήμιο

Ευθύμιος Καρύμπαλης Καθηγητής Ποτάμιας και Παράκτιας Γεωμορφολογίας, Τμήμα Γεωγραφίας, Χαροκόπειο Πανεπιστήμιο

Χρίστος Χαλκιάς

Καθηγητής Συστημάτων Γεωγραφικών Πληροφοριών και Εφαρμοσμένης Γεωγραφίας, Χαροκόπειο Πανεπιστήμιο Η Αθηνά Γεωργιάδη

δηλώνω υπεύθυνα ότι:

- Είμαι ο κάτοχος των πνευματικών δικαιωμάτων της πρωτότυπης αυτής εργασίας και από όσο γνωρίζω η εργασία μου δε συκοφαντεί πρόσωπα, ούτε προσβάλει τα πνευματικά δικαιώματα τρίτων.
- 2) Αποδέχομαι ότι η ΒΚΠ μπορεί, χωρίς να αλλάξει το περιεχόμενο της εργασίας μου, να τη διαθέσει σε ηλεκτρονική μορφή μέσα από τη ψηφιακή Βιβλιοθήκη της, να την αντιγράψει σε οποιοδήποτε μέσο ή/και σε οποιοδήποτε μορφότυπο καθώς και να κρατά περισσότερα από ένα αντίγραφα για λόγους συντήρησης και ασφάλειας.

Όπου υφίστανται δικαιώματα άλλων δημιουργών έχουν διασφαλιστεί όλες οι αναγκαίες άδειες χρήσης ενώ το αντίστοιχο υλικό είναι ευδιάκριτο στην υποβληθείσα εργασία.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Κατά την ολοκλήρωση της πτυχιακής μου μελέτης, θα ήθελα να ευχαριστήσω βαθύτατα τον επιβλέποντα καθηγητή μου, κο Γεώργιο Π. Πετρόπουλο, Επίκουρο Καθηγητή Γεωπληροφορικής του τμήματος Γεωγραφίας του Χαροκοπείου Πανεπιστημίου, για την συνεχόμενη καθοδήγηση και υποστήριξή του καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της πτυχιακής μου μελέτης.

Επιμέρους, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον υποψήφιο Διδάκτορα του τμήματος Γεωγραφίας του Χαροκοπείου Πανεπιστημίου Σπυρίδωνα Δέτσικα, για τις ουσιώδεις παρατηρήσεις, την βοήθεια και το κίνητρο που μου προσέφερε κατά την συγγραφή και εφαρμογή της παρούσας μελέτης.

Τέλος, οφείλω ένα μεγάλο ευχαριστώ στους γονείς, στην αδερφή μου και όλους τους φίλους μου από την Ελλάδα, κυρίως τις φίλες μου Παναγιώτα, Ελένη, Ενίσα, Μαρία και Αγγελίνα αλλά και από το εξωτερικό, ιδιαιτέρως τη φίλη μου Ματίλντε που σε κάθε δυσκολία που αντιμετώπισα ήταν δίπλα μου σε όλη τη διάρκεια των προπτυχιακών μου σπουδών. Χωρίς την ενέργεια και τη δύναμη που μου έδιναν αυτό το επίτευγμα δεν θα ήταν εφικτό.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ABSTRACT. 9 KATAAOGOZ EIKONΩN 10 KATAAOGOZ EIKONΩN 10 KATAAOGOZ EIKONΩN 12 KATAAOGOZ EINAKΩN 12 KATAAOGOZ EINAKΩN 13 SYNTOMOGPADIES 14 1. EIZATGCH 15 1.1. EIZATGCH 15 1.2. TOXOI MEACTHE 17 13. ΔΟΜΗ 18 2. BIBAOGPADKIK ANAZKOMENA TIA XAPTOFPADHENE ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 12 2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΤΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΕΝΕ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 12 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΕΝΕ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 21 2.2.1. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΑΡΤΟΓΡΑΦΗΕΝΕ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 21 2.2.1. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΑΡΤΟΓΡΑΦΗΕΝΕ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 21 2.2.1. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΑΡΤΟΓΡΑΦΗΕΝΕ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 22 14. ΑΝΙΧΝΕΥΞΗ ΚΜΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 22 11. ΑΠΟΧΡΩΤΗ - ΚΟΡΕΣΜΟΖ - ΤΙΜΗ (HUE - SATURATION - VALUE) 26 12.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 2.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΝΗ ΠΛΗΜΗΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION 31 11. ΑΠΕΙΘΑΓΙΗ ΕΛΗΜΗΥΚΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION 32 2.2.3. ΤΑΞΙΟ	ΠΕΡΙΛΗΨΗ	8
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ 10 ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ 12 ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ 12 ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΩΝΕΩΝ 13 ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ 14 1. Ειζατογη Η 15 1. Ειζατογη ΣΤΗ ΣΗΜΑΣΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 15 1. Σ. ΕΧΑΤΟΓΗ ΣΤΗ ΣΗΜΑΣΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 15 1. Σ. ΣΤΟΧΟΙ ΜΕΛΕΤΗΣ 17 1.3. ΔΟΜΗ 18 2. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ 19 2.1. ΔΟΡΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΩΙ 19 2.2.1. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΗΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ (ΙΜΑGE SEGMENTATION ΜΕΤΗΟΟS) 24 Ι.ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 ΙΙ. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 ΙΙ. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 26 2.2.2. ΤΕΚΟΙΘΔΟΙ ΤΗΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ (ΙΜΑGE SEGMENTATION METHODS) 24 Ι.ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 ΙΙ. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 ΙΙ. ΑΠΟΚΡΩΣΗ ΚΑΝΩΝΟΥ ΕΛΟΙΟΗ (Ι ΠΕ - SATURATION - VALUE) 26 2.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΑΙ (ΤΗ RESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΙΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL ΙΝΙΟΕΙΝΟ 27 2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION 31 1. Η ΠΟΣΕΓΚΕ	ABSTRACT	9
KATAΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ 12 KATAΛΟΓΟΣ ΕΞΙΣΩΣΕΩΝ 13 ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ 14 1. ΕΙΧΑΓΩΓΗ ΣΗ ΣΗΜΑΣΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 15 1.1. ΕΙΧΑΓΩΓΗ ΣΗ ΣΗΜΑΣΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 15 1.2. ΣΤΟΧΟΙ ΜΕΛΕΤΗΣ 17 1.3. ΔΟΜΗ 18 2. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ 17 1.3. ΔΟΜΗ 18 2. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ 17 1.3. ΔΟΜΗ 18 2. ΕΙΚΟΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ 17 1.3. ΔΟΜΗ 18 2. ΕΙΚΟΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ 17 1.3. ΔΟΜΗ 19 2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 21 2.1. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΗΜΗΑΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ (ΙΜΑΘΕ SEGMENTATION METHODS) 24 Ι. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΑΛΑΓΩΝ - CHASIGE DETECTION 25 ΙΙ. ΑΠΙΧΑΡΣΗ - ΚΟΡΕΣΜΟΣ - ΤΙΜΗ (ΗUE - SATURATION - VALUE) 26 2.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΑΙ (Ι ΤΗΚΕΝΟΙΔ-ΒΑΣΕΟ ΤΕCΗΝΙQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΖ (SPECTRAL ΙΝΟΙΚΟΣ) 2.2.3. ΤΑΣΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΟΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASISFICATION 31 Ι. ΗΠΙΛΕΙΛΕΙΝΕΥΝΟΚΑ ΚΑΤΟΔΟΙ - ΠΙΜΗ (ΠΗΣΕ - SATURATION - VALUE) 26 2.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣΗ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΔΟΙ (Ι ΤΗΚΕΙΝΟΙΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES) 33 <t< th=""><th>ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ</th><th>. 10</th></t<>	ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	. 10
KATAΛΟΓΟΣ ΕΞΙΣΩΣΕΩΝ. 13 SYNTOMOΓPAΦΙΕΣ 14 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ 14 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗ ΣΗΜΑΣΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΙΜΥΡΩΝ 15 1.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗ ΣΗΜΑΣΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΙΜΥΡΩΝ 15 1.2. ΣΤΟΧΟΙ ΜΕΛΕΤΗΣ 17 1.3. ΔΟΜΗ 18 2. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ 17 1.3. ΔΟΜΗ 18 2. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ 19 2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΩΣ 19 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 21 2.1. ΛΟΕΟΡΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΩΣ 19 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 21 2.1. ΛΙΧΟΝΣΗΣΚΑΝΤΟΝ - CHANGE DETECTION 22 1.1. ΑΠΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΑΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 1.1. ΑΠΟΧΡΩΣΗ - ΚΟΡΕΣΜΟΖ - ΤΙΜΗ (ΗUE - SATURATION - VALUE) 26 2.2. ΤΕΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΟΛΙ (ΤΗΒΕΞΗΟΙ-ΒΑSΕΟ ΤΕCΗΝΙQUES) - ΦΑΖΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL ΙΝΟΙΕΔΗ 27 2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΟΝ ΥΔΑΤΟΝ - CLASSIFICATION 31 1. Η Η ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 31 1. ΕΠΕΙΛΕΓΙΜΟΤΗΝΕ ΚΑΙ ΔΕΕΡ LEARNING 32 2.4. ΠΡΟΖΗΕΤΕΙΣ ΒΑΣΙΣΜΑΤΚΕΙ ΚΑΙΝΟΝΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED ΑΡΡΠΟΑCHES) 33 2.2. Δ. ΕΛΟΜ	ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	. 12
ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ 14 1. ΕΙΖΑΓΩΓΗ 15 1. ΕΙΖΑΓΩΓΗ ΣΤΗ ΣΗΜΑΣΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 15 1.2. ΣΤΟΧΟΙ ΜΕΛΕΓΗΣ 17 1.3. ΔΟΜΗ 18 2. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ 19 2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΩΣ 19 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 21 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ (ΙΜΑΘΕ SEGMENTATION METHODS) 24 1. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 ΙΙ. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 ΙΙ. ΑΠΟΧΡΩΣΗ - ΚΟΡΕΣΜΟΣ - ΤΙΜΗ (ΗUE - SATURATION - VALUE) 26 2.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΖ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΖΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 27 2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΟΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION 31 1. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 32 2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΕΝΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΟΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION 31 1. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 32 2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΕΝΗ - SUPERVISED 32 2.2.4. ΠΡΟΣΕΓΙΣΕΝΣΙΕΜΕΥΣΕΥΣΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES) 33 2.5. ΜΑΓΛΗΝΕ ΚΑΙ ΔΕΡΕ LEARNING 34 1. ΑΤΓΙΡΙΛΕΙΝΕΥΣΕ ΒΑΣΙΕΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES) 33 3	ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΞΙΣΩΣΕΩΝ	. 13
1. ΕΙΖΑΓΩΓΗ 15 1.1. ΕΙΖΑΓΩΓΗ ΣΤΗ ΣΗΜΑΣΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 15 1.2. ΣΤΟΧΟΙ ΜΕΛΕΤΗΣ 17 1.3. ΔΟΜΗ 18 2. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ 19 2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΑΣ 19 2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΑΣ 19 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ (ΙΜΑGE SEGMENTATION METHODS) 24 1. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - ΕDGE DETECTION 25 ΙΙ. ΑΠΟΧΡΩΣΗ - ΚΟΡΕΣΜΟΣ - ΤΙΜΗ (ΗUE - SATURATION - VALUE) 26 2.2. Σ. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΩΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΑΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 27 2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΟΝ - CLASSIFICATION 31 Ι. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 32 2.2.4. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES) 33 3.2.5. ΜΑCΗΙΝΕ ΚΑΙ DEPE LEARNING 34 1. ΑΠΕΙΠΑΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 32 2.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΗΜΑΤΑ 38 3.1. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ ΔΕΙΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES) 3.3 2.5. ΜΑCΗΙΝΕ ΚΑΙ DEPE LEARNING 34 1. ΑΓΓΙΓΙΟΙΑΙ ΝΕ ΓΙΑΝΝΙΚΕ ΚΑΝΝΟΝ (NON 35 1Ι. ΟΝΟΡΟΚΤΙ ΝΕΙΚΑΙ ΝΕΥΝΟΚΙ ΚΑΝΝΟ (NON) 37 <	ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ	. 14
1.1. ΕΙΣΑΓΟΓΗ ΣΤΗ ΣΗΜΑΣΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 15 1.2. ΣΤΟΧΟΙ ΜΕΛΕΤΗΣ 17 1.3. ΔΟΜΗ 18 2. ΒΙΒΛΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ 19 2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΙΜΥΡΑΣ 19 2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΙΜΥΡΑΣ 19 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΥΡΩΝ 21 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ (ΙΜΑGE SEGMENTATION METHODS) 24 1. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 1.4. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 1.4. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 1.4. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΗ - CHANGE DETECTION 26 2.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 2.2. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION 31 1. Η ΠΕΙΒΑΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 32 2.4. ΠΡΟΣΕΓΙΣΕΙΣ ΒΑΣΙΣΕΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED ΑΡΡΡΟΛΔΓΗΕS) 33 2.2. ΔΕΔΟΜΕΝΗ - SUPERVISED 32 2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΕΝΕΙ ΚΑΙ DEEP LEARNING 34 3.4. ΑΛΕΙΓΙΑ ΕΙΝΕΥΜΟΚΙΚ (ANN) 35 1.1. CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN) 35	1. Еіхагогн	. 15
1.2. ΣΤΟΧΟΙ ΜΕΛΕΤΗΣ 17 1.3. ΔΟΜΗ 18 2. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΕΚΟΠΗΣΗ 19 2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΑΣ 19 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 11 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ (IMAGE SEGMENTATION METHODS) 24 1. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ - EDGE DETECTION 25 1. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΛΩΛΤΟΝ - CHANGE DETECTION 25 1. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 1. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 26 2.2. ΣΤΕΧΙΚΚΕΣ ΜΕ ΒΑΖΗ ΤΟ ΚΑΤΦΟΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 2.2. ΤΕΧΙΚΚΕΣ ΜΕ ΒΑΖΗ ΤΟ ΚΑΤΦΟΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 2.2. ΤΕΧΙΚΚΕΣ ΜΕ ΒΑΖΗ ΤΟ ΚΑΤΦΟΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 2.2. ΤΕΧΙΚΚΕΣ ΜΕ ΒΑΖΗ ΤΟ ΚΑΤΦΟΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 2.2. ΤΕΧΙΚΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΦΟΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 2.2. ΤΕΧΙΚΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΦΟΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΧΟΚΙ (SPECTRAL INDICES) 2.2. ΤΑΣΙΟΜΠΕΛΗ ΓΙΑΤΗΜΗΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION 31 1. ΠΡΟΣΕΙΣΙΣΕΛΕΣΙΣΕΥΣΟΥ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED ΑΡΡΡΟΛΔ(CHES) 33 2.2. ΔΕΔΟΜΕΝΕΝΗ ΚΑΙ ΔΕΡΕ ΕΔΕΛΙΝΙΝΕ (SVMS) 35	1.1. Εισαγωγγή στη Σημασία Χαρτογραφήσης Πλημμύρων	. 15
1.3. ΔΟΜΗ 18 2. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ 19 2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΑΣ 19 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 21 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ (IMAGE SEGMENTATION METHODS) 24 1. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΛΩΝ - EDGE DETECTION 25 II. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 III. ΑΠΟΧΡΩΣΗ - ΚΟΡΕΣΜΟΣ - ΤΙΜΗ (HUE - SATURATION - VALUE) 26 2.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 27 2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION 31 1. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 31 1. Η ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 32 2.2.4. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES) 33 2.2.5. ΜΑCHINE ΚΑΙ DEEP LEARNING 34 1. ΑΝΤΙFICIAL NEURAL NETWORKS (ANN) 35 1. CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN) 36 1. Ι. ΔΕΙΟΥΝΑΙ ΝΕΥΛΟΚΙ (SVMS) 37 3.3. ΠΕριγραφή 41 3.1. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΑΣΗΤΗΣ 41 3.1. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΑΣΗΤΗΣ 41 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΑΕΛΗΝΕΣ (SVMS) 37 3.3. ΠΕριγραφή 44	1.2. Στοχοι Μελετής	. 17
2. ΒΙβΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ 19 2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΑΣ 19 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 21 2.2.1. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ (ΙΜΑGE SEGMENTATION METHODS) 24 1. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΝΩΝ - EDGE DETECTION 25 II. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΝΩΝ - EDGE DETECTION 25 II. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 II. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 26 2.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 27 2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION 31 1. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 31 1. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 32 2.2.4. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES) 33 2.2.5. ΜΑCΗΙΝΕ ΚΑΙ DEEP LEARNING 34 1. ΑΝΤΙFICIAL NEURAL NETWORKS (CNN) 35 II. CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN) 36 III. SUPPORT VECTOR ΜΑCΗΙΝΕ (SVMS) 37 2.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 38 3.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ 43 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΠΑΗΝΕΥΝΟΚΚ (CNN) 36 3.1. ΔΕΙΛΟΚΑΙΝΑ ΠΑΛΗΝΕΥΝΣΑΝΗΣ (SVMS) 37 3.2.1 ΔΕΔΟΜΕΝΑ	1.3. Домн	.18
2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΑΣ 19 2.2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ 21 2.2.1. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ (IMAGE SEGMENTATION METHODS) 24 Ι. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ - EDGE DETECTION 25 ΙΙ. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ - EDGE DETECTION 25 ΙΙ. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ - CHANGE DETECTION 25 ΙΙ. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 ΙΙ. ΑΠΟΧΡΩΣΗ - ΚΟΡΕΣΜΟΣ - ΤΙΜΗ (HUE - SATURATION - VALUE) 26 2.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 27 2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION 31 Ι. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 31 ΙΙ. ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 31 ΙΙ. ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 32 2.4. ΠΡΟΣΕΓΙΤΣΕΙΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES) 33 2.1.5. ΜΑCHINE ΚΑΙ DEEP LEARNING 34 1. ΑRTIFICIAL NEURAL NETWORKS (ANN) 35 ΙΙ. CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN) 36 ΙΙ. SUPPORT VECTOR ΜΑCΗΙΝΕΚ (SVMS) 37 2.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 38 3. ΠΕριγραφή 41 3.1. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΓΗΣ 44 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΕΘΟΔΟΛ	2. Βιβλιογραφική Ανασκοπήση	. 19
22. ΜΕΘΟΔΟΙ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗΣ ΠΛΗΜΜΥΡΩΝ	2.1. ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΙΑ ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΑΣ	. 19
2.2.1. ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ (ΙΜΑGE SEGMENTATION METHODS) 24 1. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ - EDGE DETECTION 25 11. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 11. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 11. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 11. ΑΠΟΧΡΩΣΗ - ΚΟΡΕΣΜΟΣ - ΤΙΜΗ (HUE - SATURATION - VALUE) 26 2.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 27 2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION 31 1. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 31 1. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - SUPERVISED 32 2.2.4. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES) 33 2.2.5. ΜΑCHINE ΚΑΙ DEEP LEARNING 34 1. ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (ANN) 35 11. CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN) 36 111. SUPPORT VECTOR MACHINES (SVMS) 37 2.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 38 3. ΠΕριγραφή 41 3.1. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ 44 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 44 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 44 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 44 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 44 </th <th>2.2. Μεθοδοι Χαρτογραφήσης Πλημμύρων</th> <th>. 21</th>	2.2. Μεθοδοι Χαρτογραφήσης Πλημμύρων	. 21
I. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ - EDGE DETECTION 25 II. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION 25 III. ΑΠΟΧΡΩΣΗ - ΚΟΡΕΣΜΟΣ - ΤΙΜΗ (HUE - SATURATION - VALUE) 26 2.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 27 2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION 31 I. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 31 I. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - SUPERVISED 32 2.2.4. ΠΡΟΣΕΓΓΙΖΕΙΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES) 33 2.2.5. ΜΑCHINE ΚΑΙ DEEP LEARNING 34 Ι. ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (ANN) 35 ΙΙ. CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN) 36 ΙΙΙ. SUPPORT VECTOR MACHINES (SVMS) 37 2.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 38 3. ΠΕΡΙΥΡΩΦή. 41 3.1. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ 41 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 44 3.2.2. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΠΑ ΗΝΕΓΚΥΡΟΤΗΤΑ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ 45 4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 47 4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 47 4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 44 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 47 4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 47 4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 47	2.2.1. Μεθοδοι Τμηματοποίησης Εικόνας (Image Segmentation Methods)	.24
II. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ - CHANGE DETECTION	I. ANIXNEYΣΗ ΑΚΜΩΝ - EDGE DETECTION	.25
III. ΑΠΟΧΡΩΣΗ – ΚΟΡΕΣΜΟΣ – ΤΙΜΗ (HUE – SATURATION – VALUE) 26 2.2.2. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ (THRESHOLD-BASED TECHNIQUES) - ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ (SPECTRAL INDICES) 27 2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION. 31 1. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED. 31 11. ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - SUPERVISED. 32 2.2.4. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES). 33 2.2.5. ΜΑCHINE ΚΑΙ DEEP LEARNING 34 1. ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (ANN) 35 11. CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN). 36 111. SUPPORT VECTOR MACHINES (SVMS) 37 2.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 38 3. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ 41 3.1. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ 41 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΠΙΑ ΤΗΝ ΕΓΚΥΡΟΤΗΤΑ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ 45 4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 44 3.2.2. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΠΙΑ ΤΗΝ ΕΓΚΥΡΟΤΗΤΑ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ 45 4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 47 4.1. ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ 47 4.2. Ι. ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΣΜΕΝΗΣ ΈΚΤΑΣΗΣ ΜΕ ΚΑΤΩΦΛΙΩΣΗ – ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΦΑΣΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΝΕΡΟΥ 49 4.2.1. ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΣΜΕΝΗΣ ΈΚΤΑΣΗΣ ΜΕ ΚΑΤΩΦΛΙΩΣΗ – ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΦΑΣΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΝΕΡΟΥ 49 4.2.2. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ – ΠΟΛΥΧΡΟΝΙΚΑ	II. Ανιχνεύση Αλλαγών - Change Detection	.25
2.2.2. Τεχνικές με βάζει το κατώφαι (Threshold-based techniques) - Φάζεματικοί Δείκτες (Spectral Indices) 27 2.2.3. Ταξίνομμε πλημμυγίζων υδάτων - Classification	III. Αποχρωση – Κορεσμοσ – Τιμή (Hue – Saturation – Value)	.26
2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION	2.2.2. Τεχνικές με βάση το κατώφλι (Threshold-based techniques) - Φασματικοί Δεικτές (Spectral Indi	CES)
2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION		.27
1. ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - UNSUPERVISED 31 II. ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ - SUPERVISED 32 2.2.4. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES) 33 2.5. MACHINE KAI DEEP LEARNING 34 I. ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (ANN) 35 II. CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN) 36 III. SUPPORT VECTOR MACHINES (SVMS) 37 2.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 38 3. ΠΕριγραφή 41 3.1. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ 41 3.2. ΔΕΔΟΜΕΝΑ 43 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 44 3.2.2. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΠΙΑ ΤΗΝ ΕΓΚΥΡΟΤΗΤΑ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ 45 4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ 47 4.1. ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ 47 4.2. ΚΥΡΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ 49 4.2.1. ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΣΜΕΝΗΣ ΈΚΤΑΣΗΣ ΜΕ ΚΑΤΩΦΛΙΩΣΗ – ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΦΑΣΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΝΕΡΟΥ 49 4.2.2. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ – ΠΟΛΥΧΡΟΝΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΦΑΣΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΝΕΡΟΥ ΜΕ 54	2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΚΩΝ ΥΔΑΤΩΝ - CLASSIFICATION	.31
II. ENIBAERIOMENH - SUPERVISED 32 2.2.4. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES) 33 2.2.5. MACHINE KAI DEEP LEARNING 34 I. ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (ANN) 35 II. CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN) 36 III. SUPPORT VECTOR MACHINES (SVMS) 37 2.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 38 3. ΠΕριγραφή 41 3.1. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ 41 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ 43 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 44 3.2.2. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΠΑΤΗΝ ΕΓΚΥΡΟΤΗΤΑ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ 45 4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ 47 4.1. ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ 47 4.2.1. ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΣΜΕΝΗΣ ΈΚΤΑΣΗΣ ΜΕ ΚΑΤΩΦΛΙΩΣΗ – ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΦΑΣΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΝΕΡΟΥ ΜΕ 4.2.2. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ – ΠΟΛΥΧΡΟΝΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΦΑΣΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΝΕΡΟΥ ΜΕ		.31
2.2.4. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEMI-BASED APPROACHES)	II. ERIBAEROMENH - SUPERVISED	.32
2.2.5. Machine kai deep Learning	2.2.4. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΨΗΦΙΑΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΔΑΦΟΥΣ (DEM-BASED APPROACHES)	.33
I. Artificial Neural Networks (ANN) 35 II. Convolutional Neural Networks (CNN) 36 III. Support Vector Machines (SVMs) 37 2.3. Σύμπερασμάτα 38 3. Περιγραφή 41 3.1. Περιοχή Μελετής 41 3.2.1. Δεδομεία 43 3.2.2. Δεδομεία 44 3.2.2. Δεδομεία 44 3.2.2. Δεδομεία 45 4. Μεθοδολογία 47 4.1. Προ-επεξεργασία 47 4.2. Κύρια επεξεργασία 49 4.2.1. ΧαρτογραφήΣη Πλημμυρισμενής Έκτασης με Κατωφλίωση - Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού 49 4.2.2. Ανιχνευση Αλλαγών - Πολύχρονικα Δεδομενα και Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού με Κατωφλίωση 54	2.2.5. MACHINE KAI DEEP LEARNING	.34
II. CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN)	I. ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (ANN)	.35
111. SUPPORT VECTOR MACHINES (SVMS) 37 2.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 38 3. ΠΕΡΙΥΡΩΦΥή 41 3.1. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ 41 3.2. ΔΕΔΟΜΕΝΑ 43 3.2.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ 44 3.2.2. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΠΑ ΗΝ ΕΓΚΥΡΟΤΗΤΑ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ 45 4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ 47 4.1. ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ 47 4.2. ΚΥΡΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ 49 4.2.1. ΧΑΡΤΟΓΡΑΦΗΣΗ ΠΛΗΜΜΥΡΙΣΜΕΝΗΣ ΈΚΤΑΣΗΣ ΜΕ ΚΑΤΩΦΛΙΩΣΗ – ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΦΑΣΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΝΕΡΟΥ 49 4.2.2. ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΛΛΑΓΩΝ – ΠΟΛΥΧΡΟΝΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΦΑΣΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΝΕΡΟΥ ΜΕ 54	II. CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN)	.36
2.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	III. SUPPORT VECTOR MACHINES (SVMS)	.37
 3. Περιγραφη	2.3. Σύμπερασματα	. 38
 3.1. ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΙΕΛΕΤΗΣ 41 3.2. Δεδομενα 43 3.2.1. Δεδομενα Μεθοδολογίας 44 3.2.2. Δεδομενα για την Εγκυροτητά των Αποτελεσματών 45 4. Μεθοδολογία 47 4.1. Προ-επεξεργασία Δεδομενών 47 4.2. Κυρία επεξεργασία 49 4.2.1. Χαρτογραφήση Πλημμυρισμενής Έκτασης με Κατωφλίωση – Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού 49 4.2.2. Ανιχνεύση Αλλαγών – Πολύχρονικα Δεδομενα και Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού 49 	3. Περιγραφη	. 41
3.2. Δεδομένα Μεθοδολογγίας	3.1. ΠΕΡΙΟΧΗ ΙΝΙΕΛΕΤΗΣ	.41
 3.2.1. Δεδομενά μιεθοδολογιάς 3.2.2. Δεδομενά για την Εγκυροτητά των Αποτελέςματων 45 4. Μεθοδολογία 47 4.1. Προ-επεξεργασία Δεδομενών 47 4.2. Κυρία επεξεργασία 49 4.2.1. Χαρτογραφήση Πλημμυρισμένης Έκτασης με Κατωφλίωση – Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερου 49 4.2.2. Ανιχνεύση Αλλαγών – Πολύχρονικα Δεδομενά και Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού με 	3.2. ДЕДОМЕНА	.43
3.2.2. Δεδομενά τια την εικυροτητά των αποτελεσματών		.44
4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ	3.2.2. ΔΕΔΟΜΕΝΑΤΙΑΤΗΝ ΕΓΚΥΡΟΤΗΤΑΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ	.45
4.1. ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ		.47
4.2. ΚΥΡΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ	4.1. ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	.47
 4.2.1. Χαρτογραφήση Πλημμυρισμένης Έκτασης με Κατωφλίωση – Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού 49 4.2.2. Ανιχνεύση Αλλαγών – Πολυχρονικά Δεδομένα και Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού με Κατωφλίωση 	4.2. ΚΥΡΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ	. 49
4.2.2. Ανιχνεύση Αλλαγών – Πολυχρονικά Δεδομένα και Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού με Κατοφαίοση	4.2.1. Χαρτογραφήση Πλημμυρισμένης Έκτασης με Κατώφλιώση – Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νε	РОҮ . 49
NALV (1/1)	4.2.2. Ανιχνεύση Αλλαγών – Πολυχρονικά Δεδομένα και Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού Κατοφαίοση	ME 57

4.3. Έλεγχος Εγκυροτητάς Αποτελεσματών	. 56
5. ΑποτελεΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΖΗΤΗΣΗ	. 58
5.1. Τελικοι χαρτές των τεχνικών χαρτογραφήσης της πλημμυρισμένης εκτάσης	. 58
5.1.1. Τεχνική με Κατωφλίωση – Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερογ	. 58
5.1.2. Ανιχνεύση Αλλαγών – Πολυχρονικά Δεδομένα και Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού Κατωφλιώση	ме 60
5.2. Τελικοι Χαρτές και Αποτελέςματα Ελεγχού Εγκυροτητάς	.61
5.3. ΣΥΖΗΤΗΣΗ ΤΕΛΙΚΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ	.63
6. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ	.66
6.1. Σύμπερασματα	.66
6.2. Μελλοντικές Προοπτικές	. 67
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	. 68

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Οι πλημμύρες αποτελούν μία από τις πιο καταστροφικές και δαπανηρές φυσικές καταστροφές που συμβαίνουν στις σύγχρονες κοινωνίες. Προκαλούν υλικές και οικονομικές ζημιές και σε ακραίες περιπτώσεις κοστίζουν ανθρώπινες ζωές. Το φαινόμενο της κλιματικής αλλαγής εντείνει τα ακραία φαινόμενα πλημμυρών τόσο στις αναπτυσσόμενες όσο και στις αναπτυγμένες χώρες. Η μελέτη των πλημμυρών σε επίπεδο χαρτογράφησης και καταγραφής του φαινομένου, αλλά και πρόβλεψης ή και εκτίμηση κινδύνου μπορεί να βοηθήσει στην άμεση αντιμετώπιση του φαινομένου, την δημιουργία αντιπλημμυρικών υποδομών και σχεδίων έκτακτης ανάγκης.

Βασικός στόχος της συγκεκριμένης πτυχιακής μελέτης ήταν η χαρτογράφηση μιας πλημμυρισμένης έκτασης, μιας ευρωπαϊκής περιοχής υψηλού κινδύνου, με τη χρήση πολυφασματικών δεδομένων Sentinel-2 από οπτικούς αισθητήρες και ΣΓΠ. Μέρος της γεωπληροφορικής αποτελούν η δορυφορική τηλεπισκόπηση και τα ΣΓΠ, τα οποία αποτελούν κάποια εύχρηστα και γρήγορα εργαλεία που μπορούν να αποτυπώσουν μια φυσική καταστροφή και την επικινδυνότητά της. Τα δεδομένα Sentinel-2 είναι ιδανικά στην χαρτογράφηση πλημμυρισμένων εκτάσεων, καθώς παρέχουν υψηλή χωρική και φασματική ανάλυση, όμως υπό καιρικές συνθήκες χωρίς σύννεφα (Pekel, 2014; Gevaert, 2015). Η περιοχή μελέτης αφορά μια περίπτωση μιας Ευρωπαϊκής χώρας, της Βόρειας Ιταλίας η οποία πλήττεται σημαντικά από πλημμυρικά φαινόμενα. Γεγονός που οφείλεται στον ποταμό Πάδο και τους παραπόταμους του και της πλημμυρικής του πεδιάδας που συγκεντρώνει μεγάλα ποσοστά νερού, ιδιαιτέρως υπό συνθήκες πλημμύρας. Το πλημμυρικό συμβάν το οποίο επιλέχθηκε ήταν εκείνο της 3ης Οκτωβρίου του 2020, όπου έπληξε τον ποταμό Sesia στην περιοχή του Piedmont, με έντονη καιρική αναστάτωση, ισχυρές βροχοπτώσεις και ισχυρούς ανέμους.

Η μέθοδος η οποία επιλέχθηκε για την χαρτογράφηση ήταν με τεχνικές κατωφλίωσης, μέσω φασματικών δεικτών νερού. Πιο συγκεκριμένα επιλέχθηκαν οι δείκτες NDWI (Normalised Difference Water Index - NDWI McFeeters, 1996) και MNDWI (Modified Normalised Difference Water Index), καθώς παρατηρήθηκε ότι είναι η πιο διαδεδομένη μέθοδος και διαθέτει πολλές εφαρμογές σε διαφορετικά περιβάλλοντα. Έπειτα από την εφαρμογή αυτής της μεθοδολογίας και μετά τον έλεγχο εγκυρότητας των αποτελεσμάτων, στόχος αποτέλεσε η εύρεση της καλύτερης τεχνικής που εφαρμόστηκε για την επιλεγμένη περιοχή μελέτης. Για τον έλεγχο εγκυρότητας των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκε ένα έτοιμο προϊόν καταγραφής φυσικών καταστροφών του Copernicus Emergency Management Service (EMS).

Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων εμφάνισε ότι οι δείκτες αποτύπωσαν την πλημμυρισμένη έκταση με μεγαλύτερη λεπτομέρεια. Ελαχίστως καλύτερη αποτύπωση παρουσίασε ο δείκτης NDWI, όπου παρουσιάζεται και πιο ευαίσθητος στον διαχωρισμό του νερού από το έδαφος και εκτάσεων με φυτοκάλυψη.

Λέξεις κλειδιά: Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών, Δορυφορική Τηλεπισκόπηση, Χαρτογράφηση, Πλημμύρα, Sentinel-2

ABSTRACT

Floods are one of the most devastating and costly natural disasters that occur in modern societies. They cause material and economic damage and in extreme cases cost human lives. Climate change is intensifying extreme flooding in both developing and developed countries. The study of floods at the level of mapping and recording the phenomenon, as well as forecasting or risk assessment can help in the immediate response to the phenomenon, the creation of flood control infrastructure and emergency plans.

The main objective of this thesis was the mapping of a flooded area, a European high risk area, using multispectral Sentinel-2 data from optical sensors and GIS. Part of geoinformatics are satellite remote sensing and GIS, which are some handy and fast tools that can capture a natural disaster and its risk. Sentinel-2 data is ideal in mapping flooded areas as it provides high spatial and spectral resolution, but under cloud-free weather conditions (Pekel, 2014; Gevaert, 2015). The study area is a case of a European country, Northern Italy, which is heavily affected by flooding events. This is due to the river Pado and its tributaries and its floodplain which accumulates large amounts of water, especially under flood conditions. The flood event selected was that of 3 October 2020, when the Sesia River in the Piedmont region was hit by severe weather disturbance, heavy rainfall and strong winds.

The method that was chosen for the mapping was with thresholding techniques, through spectral water indices. More specifically, the Normalised Difference Water Index (NDWI McFeeters, 1996) and the Modified Normalised Difference Water Index (MNDWI) were chosen, as it was observed that it is the most widely used method and has many applications in different environments. After applying this methodology and after checking the validity of the results, an objective was to find the best technique applied for the selected study area. A ready-to-use natural disaster recording product from Copernicus Emergency Management Service (EMS) was used to check the validity of the results.

Evaluation of the results showed that the indicators captured the flooded area in greater detail. The NDWI index showed a slightly better capture, where it also appears more sensitive to the separation of water from soil and areas with vegetation cover.

Keywords: GIS, Remote Sensing, Mapping, Flood, Sentinel-2

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικ. 2.1: Ποσοστά ανακλαστικότητας διαφόρων δομών στα φασματικά μήκη κύματος του οπτικού (μπλε, πράσινο, κόκκινο), εγγύς και μέσου υπέρυθρου
Εικ. 2.2: Σύγκριση εικόνων (a) πριν την πλημμύρα (pre-flood) και (b) κατά τη διάρκεια της πλημμύρας (during-flood)34
Εικ. 2.3: Δομή ενός Convolutional Neural Network36
Εικ. 2.4: Υπερεπίπεδο SVM38
Εικ. 3.1: Τοποθεσία ποταμού Sesia και γειτονικών περιοχών41
Εικ. 3.2: Διαφορά υψομέτρων του γεωπάρκου Sesia-Val Grande, με τους ποταμούς Sesia, Toce και Ticino43
Εικ. 4.1: Διάγραμμα μεθοδολογίας χαρτογράφησης της πλημμυρισμένης έκτασης47
Εικ. 4.2: Ψευδέχρωμες εικόνες περικομμένης περιοχής μελέτης πριν δεξιά (28/09/2020, 10:20:31) και μετά αριστερά (03/10/2020, 10:17:59) την πλημμύρα
Εικ. 4.3: Επεξεργασμένο πολύγωνο πλημμυρισμένης έκτασης του προϊόντος εκτίμησης της Υπηρεσίας Έκτακτης Ανάγκης Copernicus49
Εικ. 4.4: Διάγραμμα μεθοδολογίας κύριας επεξεργασίας χαρτογράφησης της πλημμυρισμένης έκτασης με κατωφλίωση – εφαρμογή φασματικών δεικτών νερού (NDWI και MNDWI)
Εικ. 4.5: Ψευδέχρωμη εικόνα του NDWI, με τις τιμές των εικονοστοιχείων και το ιστόγραμμα του δείκτη μετά την πλημμύρα51
Εικ. 4.6: Ψευδέχρωμη εικόνα του MNDWI, με τις τιμές των εικονοστοιχείων και το ιστόγραμμα του δείκτη μετά την πλημμύρα52
Εικ. 4.7: Ψευδέχρωμη εικόνα του NDWI, με τις τιμές των εικονοστοιχείων και το ιστόγραμμα του δείκτη πριν την πλημμύρα53
Εικ. 4.8: Ψευδέχρωμη εικόνα του NDWI, με τις τιμές των εικονοστοιχείων και το ιστόγραμμα του δείκτη πριν την πλημμύρα54
Εικ. 4.9: Διάγραμμα μεθοδολογίας κύριας επεξεργασίας χαρτογράφησης του ποταμού πριν την πλημμύρα με κατωφλίωση – εφαρμογή φασματικών δεικτών νερού (NDWI και MNDWI) και ανίχνευσης αλλαγών
Εικ. 4.10: Διάγραμμα μεθοδολογίας ελέγχου εγκυρότητας των αποτελεσμάτων των τεχνικών56
Εικ. 5.1: Τελικά αποτελέσματα των δεικτών NDWI (πρώτος χάρτης αριστερά) και MNDWI (δεύτερος χάρτης δεξιά) μετά την πλημμύρα59
Εικ. 5.2: Τελικό αποτέλεσμα δεικτών NDWI (πρώτος χάρτης αριστερά) και MNDWI (δεύτερος χάρτης δεξιά) πριν την πλημμύρα60
Εικ. 5.3: Τελικό αποτέλεσμα δεικτών NDWI (πρώτος χάρτης αριστερά) και MNDWI (δεύτερος χάρτης δεξιά)61

Εικ.	5.4:	Τελικοί	θεματικοί	χάρτες	ελέγχου	εγκυρότητα	ς των	δεικτών	NDWI	(πρώτος	χάρτης
δεξι	ά) κα	ι MNDV	VI (δεύτερα	ος χάρτη	ς αριστερ	οά)					62

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίν. 2.1: Διαφορετικοί τύποι δεδομένων με τις δυνατότητες και τους περιορισμούς τους20
Πίν. 2.2: Διαφορετικές ομάδες μεθόδων χαρτογράφησης πλημμύρας με τις δυνατότητες και τους περιορισμούς τους
Πίν. 3.1: Λεπτομέρειες των Sentinel 2Α και 2Β, όπως οι φασματικές ζώνες με τα μήκη κύματος και τη χωρική ανάλυσή τους, μαζί με την ημερομηνία και ώρα των εικόνων πριν και μετά την πλημμύρα45
Πίν. 4.1: Όρια κατωφλιών που εφαρμόστηκαν στους δείκτες μετά την πλημμύρα52
Πίν. 4.2: Όρια κατωφλιών που εφαρμόστηκαν στους δείκτες πριν την πλημμύρα54
Πίν. 5.1: Αποτελέσματα πλημμυρισμένων εκτάσεων με βάση του δείκτες μαζί με τη διαφορά τους59
Πίν. 5.2: Τελικά αποτελέσματα κύριας επεξεργασίας των πλημμυρισμένων εκτάσεων61
Πίν. 5.3: Σύνοψη των συγκρίσεων των πλημμυρισμένων εκτάσεων με το προϊόν ελέγχου εγκυρότητας των αποτελεσμάτων με τις τεχνικές NDWI και MNDWI

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΞΙΣΩΣΕΩΝ

Εξ. 2.1: Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς βλάστησης (Normalised Difference Vegetation Index - NDVI)
Εξ. 2.2: Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς νερού (Normalised Difference Water Index - NDWI McFeeters, 1996)
Εξ. 2.3: Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς νερού (Normalised Difference Water Index - NDWI Gao)
Eξ. 2.4: Τροποποιημένος κανονικοποιημένος δείκτης διαφοράς νερού (Modified Normalised Difference Water Index - MNDWI)30
Εξ. 2.5: Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς λίμνης (Normalized Difference Pond Index - NDPI)
Eξ. 2.6: Κανονικοποιημένος δείκτης ξηρασίας πολλαπλών ζωνών (Normalized Multi-band Drought Index - NMDI)
Eξ. 2.7: Αυτοματοποιημένος δείκτης εξαγωγής νερού (Automated Water Extraction Index - AWEIsh)
Εξ. 2.8: Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς νερού με χωρική ανάλυση 10 m (Normalised Difference Water Index - NDWI)31
Εξ. 2.9: Σήμα νευρώνα εξόδου ενός μοντέλου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Networks – ANN)
Εξ. 2.10: Είσοδος net του μοντέλου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Networks – ANN)35
Εξ. 2.11: Τύπος του υπερεπιπέδου ενός μοντέλου μηχανής υποστήριξης διανύσματος (Support Vector Machine – SVM)
Εξ. 2.12: Οι τύποι των περιθωρίων ενός μοντέλου μηχανής υποστήριξης διανύσματος (Support Vector Machine – SVM)
Εξ. 4.1: Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς νερού (Normalised Difference Water Index - NDWI McFeeters, 1996)
Eξ. 4.2: Τροποποιημένος κανονικοποιημένος δείκτης διαφοράς νερού (Modified Normalised Difference Water Index - MNDWI)50
Εξ. 4.3: Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς νερού (Normalised Difference Water Index - NDWI McFeeters, 1996) με τα κανάλια του Sentinel-250
Εξ. 4.4: Τροποποιημένος κανονικοποιημένος δείκτης διαφοράς νερού (Modified Normalised Difference Water Index - MNDWI) με τα κανάλια του Sentinel-2
Εξ. 4.5: Αποτελεσματικότητα της ανιχνευμένης περιοχής (Detected Area Efficiency - DAE)56
Εξ. 4.6: Ποσοστό παραλειπόμενης πλημμυρισμένης περιοχής (Skipped Flooded Area Rate - SFA, σφάλμα παράλειψης)56
Εξ. 4.7: Ποσοστό ψευδούς πλημμυρισμένης περιοχής (False Flooded Area Rate - FFA, σφάλμα ανάθεσης

ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ

ΓΣΠ	Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών
SAR	Ραντάρ Συνθετικού Ανοίγματος
DEM	Digital Elevation Model
ΨΜΕ	Ψηφιακό Μοντέλο Εδάφους
NDWI	Normalised Difference Water Index
MNDWI	Modified Normalised Difference Water Index
SWIR	Short-wave Infrared
NIR	Near Infrared
SIs	Spectral Indices
OWA	Ordered Weighted Averaging
Н	Hue
S	Saturation
V	Value
WIs	Water Indices
MIR	Mid Infrared
NDVI	Normalised Difference Vegetation Index
NDPI	Normalized Difference Pond Index
MNDI	Normalized Multi-band Drought Index
AWEIsh	Automated Water Extraction Index
MRVBF	Multi-Resolution Index of Valley Bottom Flatness
MRRTF	Multi-Resolution Index of Ridge Top Flatness
ANN	Artificial Neural Networks
CNN	Convolutional Neural Networks
SVMs	Support Vector Machines
RG	Region Growing
SVR	Support Vector Regression
UAV	Unmanned Aerial Vehicles
EMS	Emergency Management Service
ESA	European Space Agency
DAE	Detected Area Efficiency
SAR	Skipped Area Rate
FAR	False Area Rate
DFA	Detected Flooded Area
FFA	False Flooded Area
SFA	Skipped Flooded Area

1. Εισαγωγή

1.1. Εισαγωγή στη Σημασία Χαρτογράφησης Πλημμυρών

Οι πλημμύρες είναι μία από τις πιο συχνές, καταστροφικές, δαπανηρές και ευρείας έκτασης φυσικές καταστροφές παγκοσμίως (Teng, 2017 ; Li, 2018 ; Zhang, 2021). Είναι γνωστό ότι οι πλημμύρες επηρεάζουν τις κοινωνίες, τις οικονομίες και τα οικοσυστήματα και σε ορισμένες χρονικές στιγμές και τόπους μπορούν να έχουν καταστροφικές επιπτώσεις (Schumann και Moller, 2015). Προκαλούν θύματα και υλικές ζημιές (Teng, 2017) σε κάθε κατοικημένη ήπειρο και επιφέρουν σοβαρές απώλειες που επηρεάζουν αρνητικά την περιφερειακή κοινωνικοοικονομική ανάπτυξη, τη βιομηχανία, τη γεωργία και τις υποδομές (Zhang, 2021), καθώς επίσης και την πολιτιστική κληρονομιά (Refice, 2018). Ο λόγος δημιουργίας των πλημμυρών οφείλεται κυρίως σε ισχυρές ή παρατεταμένες βροχοπτώσεις και μπορούν να έχουν σημαντικές επιπτώσεις στο υδάτινο φορτίο των ποταμών, των υδατορευμάτων και των καναλιών (Λαμπράκης, 2015). Οι Wang et al., (2022) εκτίμησαν ότι οι κίνδυνοι και οι απώλειες που συνδέονται με τις πλημμύρες είναι υψηλότεροι από εκείνους οποιουδήποτε άλλου κλιματικού κινδύνου.

Το φαινόμενο της κλιματικής αλλαγής και η παρουσία όλο και περισσότερων και συχνότερων ακραίων καιρικών φαινομένων, εντείνουν τη γένεση περισσότερων, μεγαλύτερων και πιο καταστροφικών πλημμυρικών γεγονότων. Η επέκταση των εμπορικών και οικιστικών περιοχών έχει οδηγήσει στην ανάπτυξη των κοινοτήτων στις παράκτιες περιοχές και στις λεκάνες απορροής των ποταμών, οι οποίες είναι μεταξύ των περιοχών που είναι επιρρεπείς σε κινδύνους πλημμύρας. Εκτός από την πιο έντονη παρουσία της κλιματικής αλλαγής, οι αυξημένες περιπτώσεις πλημμυρών είναι συνδεδεμένες με την αύξηση του πληθυσμού (Munawar, 2021). Υπό το πρίσμα της υπερθέρμανσης του πλανήτη, οι απώλειες αυτές θα συνεχίσουν να αυξάνεται η ένταση των ακραίων βροχοπτώσεων (Tabari, 2020) και ταυτόχρονα αυξάνεται ο πληθυσμός που εκτίθεται σε καταστροφές που σχετίζονται με το νερό (Jongman, 2012; Paudel, 2014; Tellman, 2021). Ως εκ τούτου, οι πλημμύρες σε όλο τον κόσμο, οι οποίες αυξάνονται συνεχώς (Zou, 2012), καθιστούν αναγκαία τη διαχείριση τους για την αντιμετώπιση του αυξανόμενου κινδύνου πλημμύρας που είναι επείγουσα (Wang, 2022).

Παρατηρώντας τις πλημμύρες χωρικά, οι αναπτυσσόμενες χώρες πλήττονται περισσότερο και για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα από τις φυσικές καταστροφές λόγω του συνδυασμού δυσμενών κλιματικών συνθηκών και ασταθούς γεωαναγλύφου με προϊούσα αποδάσωση, ασχεδίαστη επέκταση της χωρικής ανάπτυξης, ασχεδίαστες κατασκευές που τις καθιστούν επιρρεπείς στις καταστροφές, περιοχές περισσότερο ευάλωτες, πενιχρές ή με ανύπαρκτες χρηματοδοτήσεις για την πρόληψη και καθυστερημένη ή ανύπαρκτη επικοινωνία με τους ευάλωτους πληθυσμούς. Τέλος, παρατηρείται πως η Ασία προηγείται στις λίστες των τραυματισμών που προκαλούνται από τις φυσικές καταστροφές (Σαπουτζάκη και Δανδουλάκη, 2015).

Παρόλα αυτά τόσο οι αναπτυσσόμενες όσο και οι αναπτυγμένες χώρες συνεχώς αντιμετωπίζουν τον κίνδυνο πλημμύρας. Προγνωστικές αναλύσεις για το μέλλον των κινδύνων πλημμυρών αποκαλύπτει ότι η αυξανόμενη επιρροή της κλιματικής αλλαγής, σε συνδυασμό με την ανεπάρκεια ετοιμότητας απέναντι σε τέτοια πλημμυρικά γεγονότα σε πολλές περιοχές σε όλο τον κόσμο, θα αποτελέσει σε ένα ιστορικά υψηλό επίπεδο απωλειών σχετικό με τις πλημμύρες. Εστιάζοντας στο τοπικό επίπεδο όπου μελετάται το 70% της Ιταλίας εκτίθεται σε κίνδυνο πλημμύρας και κατολισθήσεων. Στην Ιταλία οι πλημμύρες παραμένουν ένας σοβαρός κίνδυνος και ειδικότερα βόρεια στις κοιλάδες μέσω των οποίων ρέουν οι ποταμοί Πάδος και Άρνο. Οι έντονες βροχοπτώσεις στη βόρεια Ιταλία καθιστούν πολλές περιοχές ιδιαίτερα ευάλωτες σε ξαφνικές πλημμύρες (JBA, 2018). Για αυτό το λόγο αποτελεί υψίστης σημασίας η ανάγκη εύρεσης αποτελεσματικών τρόπων διαχείρισης κινδύνου των καταστροφών (Munawar, 2021), όπου κρίνεται αναγκαίο ότι παρατηρείται υψηλός κίνδυνος πλημμύρας, όπως για παράδειγμα στην βόρεια Ιταλία.

Σε ένα γενικό πλαίσιο η διαχείριση των πλημμυρών, περιλαμβάνει την πρόβλεψη, την ανίχνευση, τη χαρτογράφηση, την εκκένωση και τις δραστηριότητες ανακούφισης μιας πλημμύρας. Είναι σημαντική η εστίαση σε τρόπους μετριασμού των πλημμυρών και στην παροχή γρήγορης αντιμετώπισης μετά από αυτές, για την ελαχιστοποίηση των θανάτων αλλά και για τη μείωση των περιβαλλοντικών και οικονομικών ζημιών (Munawar, 2021). Η ακριβής χαρτογράφηση και η μοντελοποίηση πλημμυρών είναι απαραίτητες για την εκτίμηση του κινδύνου πλημμύρας, (Moel, 2009) της εκτίμησης ζημιών (Amadio, 2016) και του βιώσιμου αστικού σχεδιασμού για τη σωστή διαχείριση του κινδύνου πλημμύρας (Ran, 2016; Notti, 2018). Οι φορείς αντιμετώπισης κρίσεων στρέφονται προς τη δορυφορική χαρτογράφηση της πλημμύρας για να αποκτήσουν μια συνολική εικόνα των πλημμυρισμένων περιοχών (Shen, 2019; Liu, 2019; Mateo-Garcia, 2021; Sadiq, 2022). Σε ένα τέτοιο πλαίσιο, η δορυφορική τηλεπισκόπηση είναι επί του παρόντος ένα εργαλείο χαμηλού κόστους που μπορεί να αξιοποιηθεί επικερδώς για τη χαρτογράφηση πλημμυρών (Notti, 2018; Abazaj, 2020).

Η δορυφορική τηλεπισκόπηση και τα ΣΓΠ (Συστήματα Γεωγραφικών Πληροφοριών) είναι ισχυρά εργαλεία που προσφέρουν σημαντικά πλεονεκτήματα. Μερικά από αυτά είναι η ευκολία παροχής συνοπτικών πληροφοριών για μεγάλες περιοχές με χαμηλό κόστος, η αξιοπιστία των δεδομένων, η αντιμετώπιση χωρικών εμποδίων όπως είναι η προσβασιμότητα στην τοποθεσία ενδιαφέροντος ή σε τοποθεσίες με επικίνδυνες περιβαλλοντικές συνθήκες κ.λπ. (Refice, 2018). Επιπλέον, η δορυφορική τηλεπισκόπηση παρέχει μια συνοπτική και συνεχή κάλυψη σε πραγματικό χρόνο του γεγονότος πλημμύρας που μελετάται (Feng, 2015). Άρα, κρίνεται εύλογο το γεγονός ότι σε περιπτώσεις όπου υπάρχουν πλημμυρισμένες εκτάσεις και λόγω της δύσκολης προσβασιμότητας σε αυτές αλλά και λόγω των καιρικών συνθηκών που επικρατούν, η χρήση δορυφορικών δεδομένων είναι μια πολύ καλή λύση αποτύπωσης αυτής της φυσικής καταστροφής.

Στις εικόνες τηλεπισκόπησης, οι πλημμύρες χαρακτηρίζονται από σαφή όρια. Ως εκ τούτου, πολλές πρόσφατες μελέτες έχουν εξάγει την κάλυψη πλημμυρών από δορυφορικά δεδομένα (Ritchie, 1976; Du, 2018; Chen, 2021). Τα δεδομένα τηλεπισκόπησης που χρησιμοποιούνται πιο συχνά για την χαρτογράφηση μιας πλημμυρισμένης έκτασης είναι τα φασματικά δεδομένα από οπτικούς αισθητήρες ή δεδομένα οπισθοσκέδασης από ραντάρ συνθετικού διαφράγματος (SAR). Τα φασματικά δεδομένα από οπτικούς αισθητήρες ή δεδομένα από οπτικούς αισθητήρες συσχετίζονται σε μεγάλο βαθμό με ανοιχτές επιφάνειες νερού (Irwin, 2017). Αυτή είναι και η προτιμώμενη πηγή δεδομένων για την χαρτογράφηση πλημμυρών, όμως υπό καιρικές συνθήκες χωρίς σύννεφα (Pekel, 2014; Gevaert, 2015), καθώς παρέχουν υψηλή χωρική και φασματική ανάλυση (Wulder, 2012; Chen, 2021). Παρόλα αυτά ένας από τους σοβαρούς περιορισμούς τους που προέρχεται από τις οπτικές εικόνες είναι η αδυναμία τους να διεισδύσουν στη νέφοκαλυψη που συνήθως υπάρχει κατά τη διάρκεια πλημμυρών μεγάλης κλίμακας που προκαλούνται από βροχοπτώσεις (Clement, 2018).

Το συνθετικό διάφραγμα ραντάρ (SAR) που καταγράφει δεδομένα με βάση την ενεργειακή ανάκλαση μπορεί να ανιχνεύει νερό ανεξάρτητα από παρεμβολές που μπορούν να δημιουργήσουν τα σύννεφα και είναι επίσης αποτελεσματικό κατά τη διάρκεια της ημέρας και της νύχτας (Shen, 2019 ; Konapala, 2021). Ωστόσο, περιορισμοί όπως η αδυναμία διαφοροποίησης μεταξύ νερού και επιφανειών που μοιάζουν με νερό, οι κηλίδες που μοιάζουν με θόρυβο (speckle) και η γεωμετρική διόρθωση ενδέχεται να δυσκολέψουν τις εφαρμογές χαρτογράφησης παγκόσμιων πλημμυρών μέσω δεδομένων ραντάρ (Shen, 2019 ; Konapala, 2021). Σε αντίθεση με τα φασματικά δεδομένα, τα δεδομένα ραντάρ συνθετικού ανοίγματος (SAR) είναι ιδιαίτερα ελκυστικά για την παρακολούθηση καταστροφών λόγω της δυνατότητας συλλογής εικόνων ημέρας/νύχτας και παντός καιρού (Li, 2018). Παρόλα αυτά όμως οι οπτικές δορυφορικές εικόνες περιέχουν πλούσιες πληροφορίες στις ζώνες τους (Goffi, 2020), οι οποίες έχουν προτιμητέο αποτέλεσμα στην ταξινόμηση της εδαφοκάλυψης (Li, 2018 ; Huang και Jin, 2020). Σε γενικές γραμμές, οι τεχνικές SAR και οι πολυφασματικάς τεχνικές είναι ικανές να εξάγουν με ακρίβεια τα χαρακτηριστικά του νερού εάν υπάρχει σημαντική αντίθεση μεταξύ των χαρακτηριστικών του νερού και των μη-νερού στα δεδομένα (Bangira, 2019).

Τα ΣΓΠ φαίνονται χρήσιμα, καθώς είναι ικανά στην παραγωγή ενός χάρτη επικινδυνότητας πλημμύρας με την οριοθέτηση των περιοχών που είναι επιρρεπείς σε πλημμύρες. Με αυτόν τον χάρτη μπορούν να εκτιμηθούν γρήγορα οι πιθανές επιπτώσεις της πλημμυρικής καταστροφής και να ληφθούν τα κατάλληλα μέτρα ελέγχου για τον περιορισμό των προβλεπόμενων καταστροφικών επιπτώσεων της πλημμύρας. Επιπλέον, παρέχουν ένα ευρύ φάσμα εργαλείων για τον προσδιορισμό περιοχών που πλήττονται από πλημμύρες ή την πρόβλεψη περιοχών που είναι πιθανό να πλημμυρίσουν από σημαντικές πλημμύρες. Διευκολύνουν επίσης τη γεωγραφική αποθήκευση πληροφοριών σε μια βάση δεδομένων που μπορεί να αναζητηθεί και να αναλυθεί γραφικά (Lawal, 2011). Τέλος, βάση τους Hausmann (1988) και Clark (1998), κύριος σκοπός των ΣΓΠ στη διαχείριση των πλημμυρών δεν είναι μόνο η οπτικοποίηση της έκτασης τους, αλλά και η περαιτέρω ανάλυση του προϊόντος αυτού ώστε να ποσοτικοποιηθούν οι ενδεχόμενες ζημιές που προκαλούνται (Lawal, 2011).

1.2. Στόχοι Μελέτης

Η παρούσα πτυχιακή μελέτη έχει ως στόχο την χαρτογράφηση μιας πλημμυρισμένης έκτασης, με τη χρήση πολυφασματικών δεδομένων Sentinel-2 από οπτικούς αισθητήρες και ΣΓΠ. Αυτό θα πραγματοποιηθεί με τη βοήθεια της χρήσης δεδομένων και λογισμικών δορυφορικής τηλεπισκόπησης και χαρτογράφησης. Επιμέρους στόχος της συγκεκριμένης πτυχιακής μελέτης είναι η χαρτογράφηση με τη χρήση δύο διαφορετικών τεχνικών και η εκτίμηση της βέλτιστης μεθόδου. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με την επικύρωση των αποτελεσμάτων με την βοήθεια του Copernicus Emergency Mapping Service (EMS), όπου παρέχει έτοιμα προϊόντα καταγραφής φυσικών καταστροφών, όπως πλημμυρισμένες εκτάσεις.

Η περίπτωση μελέτης που επιλέχθηκε είναι το πλημμυρικό συμβάν της περιοχής του Piedmont της Ιταλίας στις 3 Οκτωβρίου του 2020. Η περιοχή όπου δημιουργήθηκε η πλημμύρα αποτελείται κυρίως από γεωργικές εκτάσεις και παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον, καθώς είναι αρκετά ευάλωτη σε πλημμυρικά φαινόμενα, γεγονός που καθιστά αναγκαία την αναζήτηση μεθόδων αντιμετώπισης της πρόβλεψης, ανίχνευσης και διαχείρισης τέτοιων φαινομένων. Οι καταστροφές που συνέβησαν στο συγκεκριμένο γεγονός ήταν εκτενής και κρίνεται υψίστης σημασίας η επιπρόσθετη έρευνα και αξιολόγηση των συνθηκών, για την αποφυγή μελλοντικών απωλειών. Για την επίτευξη των στόχων της εργασίας επιλέχθηκαν να χρησιμοποιηθούν δορυφορικά δεδομένα Sentinel-2, όπου δέχθηκαν επεξεργασία στο λογισμικό SNAP και έπειτα εξήχθησαν οι τελικοί χάρτες των πλημμυρισμένων εκτάσεων των δύο τεχνικών από το λογισμικό QGIS.

1.3. Δομή

Η δομή της συγκεκριμένης πτυχιακής μελέτης τμηματοποιείται σε 6 βασικά Κεφάλαια.

Το παρόν πρώτο κεφάλαιο αποτελείται από την εισαγωγή και τα υποκεφάλαια της εισαγωγής στη σημασία της χαρτογράφησης των πλημμυρών, των στόχων και της δομής της μελέτης. Με λίγα λόγια έγινε η αναφορά του λόγου επιλογής του συγκεκριμένου θέματος, της σημαντικότητας καταγραφής του φαινομένου της πλημμύρας και πως η χρήση της δορυφορικής τηλεπισκόπησης και των ΣΓΠ βοηθά στην επίτευξη και περάτωση των στόχων της μελέτης.

Το δεύτερο κεφάλαιο αποτελείται από την βιβλιογραφική ανασκόπηση της εργασίας. Είναι ως επί το πλείστων το θεωρητικό υπόβαθρο, που αποτελείται από τις διαφορετικές ομάδες μεθόδων χαρτογράφησης των πλημμυρών με τη χρήση οπτικών δορυφορικών δεδομένων. Στο τέλος του κεφαλαίου παρουσιάζονται κάποια συμπεράσματα και δύο συγκεντρωτικοί πίνακες που αφορούν τους διαφορετικούς τύπους δεδομένων για την χαρτογράφηση πλημμυρών μαζί με τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της κάθε μεθόδου που αναφέρθηκαν.

Το τρίτο κεφάλαιο αποτελείται από την περιγραφή της περιοχής μελέτης και των δεδομένων. Πιο αναλυτικά θα γίνει μια σύντομη περιγραφή της περιοχής μελέτης, καθώς και μια αιτιολόγηση της επιλογής αυτής της περιοχής. Επίσης, θα γίνει μια παρουσίαση των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν, πως ανακτήθηκαν και τι αντιπροσωπεύουν.

Το τέταρτο κεφάλαιο αποτελείται από την μεθοδολογία που επιλέχθηκε και αναπτύχθηκε για την χαρτογράφηση της πλημμυρισμένης έκτασης της περίπτωσης μελέτης. Υποκεφάλαια αυτού αποτελούν η προεπεξεργασία των δεδομένων, οι δύο τεχνικές που ακολουθήθηκαν και η μεθοδολογία για τον έλεγχο εγκυρότητας των αποτελεσμάτων (validation).

Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της μεθοδολογίας και ο σχολιασμός τους.

Τέλος, το έκτο κεφάλαιο αποτελείται από τα συμπεράσματα και τις προτάσεις μελλοντικής συνέχισης της εργασίας.

2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Το συγκεκριμένο κεφάλαιο είναι δομημένο σε τρία βασικά υποκεφάλαια, τα δορυφορικά δεδομένα για χαρτογράφηση πλημμύρας, τις μεθόδους χαρτογράφησης πλημμυρών και κάποιους περιληπτικούς πίνακες που βασίζονται στην βιβλιογραφική ανασκόπηση. Το υποκεφάλαιο των μεθόδων χαρτογράφησης χωρίζεται σε επιμέρους υποκεφάλαια. Αυτά αποτελούνται από τις μεθόδους τμηματοποίησης εικόνας με ανίχνευση ακμών, ανίχνευση αλλαγών και απόχρωση – κορεσμό – τιμή. Μέθοδοι με βάση το κατώφλι, δηλαδή τους φασματικούς δείκτες και μεθόδους ταξινόμησης των πλημμυρικών υδάτων μέσω επιβλεπόμενης ή μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης. Καθώς επίσης και προσεγγίσεις βασισμένες στο Ψηφιακό Μοντέλο Εδάφους και μεθόδους μέσω Machine και Deep Learning.

2.1. Δορυφορικά δεδομένα για χαρτογράφηση πλημμύρας

Η επιλογή των αρχικών δεδομένων πριν από την επιλογή της μεθόδου χαρτογράφησης μιας πλημμυρισμένης έκτασης, είναι αρκετά σημαντική. Ο ερευνητής μπορεί να διαλέξει μέσα από μια πληθώρα διαφορετικών ειδών δεδομένων, εκείνων των οποίων εξυπηρετούν καλύτερα τους στόχους, τους λόγους και την περιοχή χαρτογράφησής του. Ακολουθεί μια μικρή αναφορά των δορυφορικών δεδομένων που υπάρχουν, ως προς την αξιοπιστία τους για την χαρτογράφηση υδάτων.

Σημαντικά δεδομένα χαρτογράφησης υδάτων που έχουν αποκτηθεί μέσω δορυφορικής τηλεπισκόπησης, αποτελούν τα ραντάρ συνθετικού ανοίγματος (SAR) και τα πολυφασματικά δεδομένα οπτικών αισθητήρων. Τα δεδομένα SAR αποτελούν αξιόπιστη πηγή πληροφοριών, καθώς παρέχουν δεδομένα σε οποιεσδήποτε καιρικές συνθήκες και συνθήκες φωτισμού, ιδίως κατά τη διάρκεια πλημμυρικών φαινομένων που χαρακτηρίζονται από δυσμενείς μετεωρολογικές συνθήκες. Ωστόσο, εάν μια ορατή εικόνα είναι διαθέσιμη ταυτόχρονα ή/και κοντά στην κορύφωση του πλημμυρικού συμβάντος, η ανάκτηση πληροφοριών από οπτικά δεδομένα είναι συχνά πιο απλή (Schumann και Moller, 2015). Σε ένα ευρύτερο πλαίσιο, οι οπτικές εικόνες έχουν αξιοποιηθεί σε μεγάλο βαθμό από τις αρχές της δεκαετίας του '70 (Goffi, 2020). Τέλος, οι προσεγγίσεις χαρτογράφησης μπορούν να βασίζονται σε πολυχρονικά (multi-temporal), δηλαδή ένα σύνολο εικόνων ή μονοχρονικά (uni-temporal) δεδομένα, μιας συγκεκριμένης εικόνας (Anusha και Bharathi, 2020).

Παρόλο που οι οπτικοί αισθητήρες δεν μπορούν να διαπεράσουν τα πυκνά σύννεφα, γεγονός που αποτελεί σημαντικό μειονέκτημα στην παρακολούθηση των πλημμυρών, οι εικόνες που λαμβάνονται σε συνθήκες χωρίς σύννεφα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εξαγωγή πλημμυρισμένων περιοχών με μεγάλη ακρίβεια. Εκτός αυτού, η οπτική τηλεπισκόπηση μπορεί να παρέχει αληθινές έγχρωμες εικόνες οι οποίες είναι πολύ πιο εύκολες για οπτική ερμηνεία από τα δεδομένα ραντάρ (Feng, 2015). Τα οπτικά δεδομένα, παρά την ευαισθησία τους στη νεφοκάλυψη, εξακολουθούν να είναι πολύ ελκυστικά σε σενάρια εξαγωγής πλημμυρισμένων περιοχών α κριβείς χάρτες υψηλής χωρικής ανάλυσης (Ireland, 2015).

Οι οπτικοί αισθητήρες μπορεί να περιορίζονται στην ανίχνευση της επιφανειακής πλημμύρας, ενώ οι αισθητήρες ραντάρ στον προσδιορισμό του βάθους του νερού (Smith 1997 ; Hess, 2003). Η ικανότητα να βλέπουμε λεπτές λεπτομέρειες στο έδαφος, γνωστή ως χωρική ανάλυση, και να λαμβάνουμε δεδομένα εγκαίρως, γνωστή ως χρονική ανάλυση, είναι σημαντικά ερωτήματα που τίθενται στην απομακρυσμένη έρευνα στον τομέα της τηλεπισκόπησης. Οι μελέτες μπορεί να επιλέξουν να θυσιάσουν τη χρονική ανάλυση υπέρ της χωρικής ανάλυσης για τη δημιουργία χαρτών κινδύνου (Mueller, 2016 ; Revilla-Romero, 2015), ενώ άλλες μπορεί να δημιουργήσουν υψηλής χρονικής ανάλυσης σχεδόν σε πραγματικό χρόνο προϊόντα χαρτογράφησης (Nigro, 2014). Περαιτέρω, οι μελέτες μπορεί να απαιτούν τη χρήση υψομετρικών μοντέλων (Gallant και Dowling 2003 ; Guerschman, 2011), εδαφικών συνόλων δεδομένων κάλυψης (Townsend, Walsh 1998 ; Gallant, Dowling 2003 ; Sun, 2012), ή λογισμικών υδρολογικής μοντελοποίησης (Knebl, 2005) για να ληφθεί ένα ορισμένο επίπεδο ακρίβειας (Lakshmi, 2017).

Τα δεδομένα δορυφορικής τηλεπισκόπησης αποδείχθηκαν ως οι πιο αξιόπιστες πηγές για τη δημιουργία χαρτών πλημμυρών. Η τηλεπισκόπηση είναι ένα σημαντικό εργαλείο (Cleve, 2008 ; Vanama, 2021):

- στην παρακολούθηση των πλημμυρών (flood monitoring),
- στην εκτίμηση του κινδύνου (risk assessment) (Ologunorisa και Abawua, 2005 ; Panhalkar και Jarag, 2017),
- τη μοντελοποίηση (modelling),
- την πρόβλεψη (prediction)
- και την εγκυρότητα (validation) για την πρόγνωση του καιρού και τα μοντέλα βροχόπτωσης-απορροής.

Παρατηρείται πως στην διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν πολλές μελέτες που σχετίζονται με αυτό το θέμα μέσω εικόνων Συνθετικού Διαφράγματος Ραντάρ (SAR) αλλά και συνδυασμού οπτικών εικόνων, όμως όχι εξ' ολοκλήρου με τη χρήση φασματικών δεδομένων από οπτικούς αισθητήρες (Notti, 2018 ; Bangira, 2019 ; Anusha και Bharathi, 2020 ; Huang, 2020 ; Soria-Ruiz, 2022). Επομένως, γίνεται μια προσπάθεια επέκτασης της ερευνητικής παρατήρησης αυτής της μεθόδου αλλά θα γίνουν και μελλοντικές προτάσεις επέκτασης και βελτίωσης. Ο αναγνώστης μπορεί πολύ εύκολα να ανατρέξει στην διεθνή βιβλιογραφία για την αναζήτηση γνώσεων και εφαρμογών πάνω στο θέμα.

Μέσα από την αναζήτηση της βιβλιογραφίας, παρατηρήθηκε ότι μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικοί τύποι δεδομένων στην χαρτογράφηση πλημμυρισμένων εκτάσεων που μπορούν να παρουσιάσουν ορισμένες δυνατότητας αλλά και περιορισμούς (Πίνακας 2.1).

Τύποι Δεδομένων	Δυνατότητες	Περιορισμοί
		περιορισμένος χρόνος
Unmanned Aerial Vehicles		παρακολούθησης καθώς
(UAV)	οικονομικά και αποδοτικά	λειτουργούν με μπαταρία
	γρήγορη ανάπτυξη και χαρτογράφηση πλημμυρών σε πρανματικό χρόνο	
		δεν καλύπτουν τακτικά μενάλες
Απεικόνιση Hyperion	υψηλή χωρική και φασματική ανάλυση	περιοχές
		δεν έχει ερευνηθεί επαρκώς για την
	δεν επηρεάζονται πολύ από τις	αντιμετώπιση των προβλημάτων
	ατμοσφαιρικές διαταραχές	διαχείρισης των πλημμυρών
	βοηθούν στην εκπόνηση ενός	πολλές περιπτώσεις καταστροφής
Γεωγραφικά Συστήματα	γρήγορου και αποτελεσματικού	τηλεπικοινωνιακών συστημάτων
Πληροφοριών (GIS)	σχεδίου έκτακτης ανάγκης	κατά τη διάρκεια πλημμυρών

Πίνακας 2.1: Διαφορετικοί τύποι δεδομένων με τις δυνατότητες και τους περιορισμούς τους

	δημιουργία χαρτών πλημμυρισμένων	
	περιοχών με την απόκτηση των	απαιτούν περισσότερο χρόνο,
	πρόσφατων δεδομένων που	καθώς πρέπει να λαμβάνονται
	σχετίζονται με τη γεωγραφική θέση	δεδομένα σε πραγματικό χρόνο
	σε επιχειρήσεις ανακούφισης μετά από	
	καταστροφές, παρέχονται	
	τρισδιάστατες συντετανμένες της	περιορισμοί που υπάρχουν στη
	θέσης ενός ατόμου για να εκκενώσει	χρήση του GPS καθιστούν απίθανη
Πανκόσμια Συστήματα	μια περιοχή που έχει πληγεί από	τη διεξανωνή επιχειρήσεων
Εντοπισμού Θέσης (GPS)	καταστροφές σε ελάχιστο χρόνο	διάσωσης μενάλης κλίμακας
	παρέχουν πληροφορίες σχετικά με	ασάφεια στη χαρτογράφηση της
	παραμέτρους που σχετίζονται με τις	ακοιβούς θέσης- Μη διαθεσιμότητα
	πλημμύρες π.χ. αναμενόμενο βάθος	του διαδικτύου κατά τη διάρκεια
	πλημμύρας	της κρίσης των πλημμυρών
	πραγματοποίηση προβλέψεων σχετικά	
	με τη μελλοντική εμφάνιση	εμφανίζεται σπάνια στη
Αλγόριθμοι Machine	πλημμυρικών φαινομένων, τη	βιβλιογραφία για την αντιμετώπιση
Learning	σοβαρότητά τους και τις πιθανές ζημιές	μιας κρίσης μετά από καταστροφές
Δορυφορική Τηλεπισκόπηση		
(Remote Sensing)		
Οπτικοί Αισθητήρες (Optical	πιο απλή η ανάκτηση πληροφοριών	δεν μπορούν να διαπεράσουν τα
Sensors)	από οπτικά δεδομένα	πυκνά σύννεφα
	παρέχει αληθινές έγχρωμες εικόνες οι	
	οποίες είναι πολύ πιο εύκολες για	
	οπτική ερμηνεία με υψηλή χωρική	περιορισμός στην ανίχνευση της
	ανάλυση	επιφανειακής πλημμύρας
	παρέχουν δεδομένα σε οποιεσδήποτε	
	καιρικές συνθήκες και συνθήκες	περιορισμός στον προσδιορισμό του
Αισθητήρες Ραντάρ (Radar)	φωτισμού	βάθους του νερού

2.2. Μέθοδοι Χαρτογράφησης Πλημμυρών

Κάποιες μέθοδοι χαρτογράφησης πλημμυρών κατηγοριοποιούνται στις ομάδες που σχετίζονται με την επεξεργασία εικόνας (image processing) και τις μεθόδους Machine και Deep Learning (Lakshmi, 2017 ; Albertini, 2022). Η πρώτη κατηγορία χαρτογράφησης διαθέτει μεθόδους τμηματοποίησης της εικόνας με τεχνικές ανίχνευσης ακμών, ανίχνευσης αλλαγών, φασματικών δεικτών και κατωφλίωσης και ταξινόμησης εικόνας. Η δεύτερη κατηγορία είναι υβριδική και εμπεριέχει συνδυαστικά στοιχεία της πρώτης κατηγορίας, δηλαδή της επεξεργασίας εικόνας με αλγορίθμους μηχανικής μάθησης (machine learning).

Τα κύρια ευρήματα της βιβλιογραφικής ανασκόπησης όσων αφορά τις διαφορετικές ομάδες μεθόδων χαρτογράφησης πλημμύρας, συνοψίζονται με τις δυνατότητες και τους περιορισμούς τους στον Πίνακα 2.2.

Πίνακας 2.2: Διαφορετικές ομάδες μεθόδων χαρτογράφησης πλημμύρας με τις δυνατότητες και τους περιορισμούς τους

	Ομάδες Ν	Ιεθόδων Χαρτογράφησης Πλημμι	ύρας
	Τεχνικές	Δυνατότητες	Περιορισμοί
Ανίχνευση ακμών (Edge detection)	Περιοχή Ενδιαφέροντος (Region of Interest)	διαχωρισμός εικόνας νερού από άλλα αντικείμενα στο περιβάλλον	χειροκίνητη επιλογή παραμέτρων για ανιχνευτές ακμών- δεν έχει καλά αποτελέσματα για περιοχές με χαμηλή αντίθεση σε εικόνες
	Φωτεινότητα και Αντίθεση (Brightness and Contrast)	μέτρηση στάθμης του νερού	
	Κλίμακα του γκρι (Greyscale) και κατώφλι (Threshold)		
Ανίχνευση αλλαγών (Change detection)	Delta - Cue	μέθοδος χαμηλού κόστους σχεδόν σε πραγματικό χρόνο	εγγενή προβλήματα που μπορούν να οδηγήσουν σε χαμηλότερη ακρίβεια
		παρατήρηση και αναγνώριση διαφορών των χρονοσειρών των χαρακτηριστικών, επιπλοκών και μοτίβων της γήινης επιφάνειας	
Απόχρωση - Κορεσμός - Τιμή (Hue - Saturation - Value)		απόδοση συγκρίσιμη ή καλύτερη από τις παραδοσιακές προσεγγίσεις που βασίζονται στην κατάτμηση μεμονωμένων χαρακτηριστικών εισόδου και με πιο συνεπή και ισχυρή ακρίβεια	
Φασματικοί Δείκτες (Spectral Indices) - Μέθοδοι με βάση το κατώφλι (Threshold-based methods)	NDVI	υπολογισμός της βιομάζας	δεν υπολογίζει τα υδάτινα σώματα
	NDWI	πιο ευαίσθητος σε περιοχές με βλάστηση	δυσκολία διαχωρισμού σκιάς και υδάτινου σώματος
	NDWI McFeeters	ανίχνευση περιοχών ανοιχτού νερού	δυσκολία διαχωρισμού δομημένης περιοχής από το νερό
	NDWI Gao	διερεύνηση του υγρού νερού της βλάστησης	δυσκολία διαχωρισμού δομημένης περιοχής από το νερό

	MNDWI	ενίσχυση ανθεκτικότητας κάτω από τη διαταραχή του θορύβου των κτιρίων θολότητα νερού αποκαλύπτεται καλύτερα	εξαρτάται από φασματικές πληροφορίες και αγνοεί τις χωρικές πληροφορίες των εικόνων, οδηγεί σε προβλήματα σημαντικών σφαλμάτων στην ταξινόμηση των ορίων και της τρομερής ακρίβειας ανίχνευσης της μεταβατικής περιοχής για καλύτερα αποτελέσματα, το κατώτατο όριο πρέπει να ρυθμιστεί για διαφορετικές εικόνες
		πιο πλεονεκτικός στην ανίχνευση υγροτόπων σε δομημένες περιοχές	
	NDPI	πιο εύκολη ανίχνευση λιμνών	τα κατώτατα όρια μπορεί να διαφέρουν από ημερομηνία σε ημερομηνία
	NMDI	συμπερίληψη περισσότερων ζωνών και εμπλουτισμός πληροφοριών ανάκλασης που περιλαμβάνονται στον δείκτη	
		μείωση ευαισθησίας στην ατμοσφαιρική μόλυνση και τη ραδιομετρική υποβάθμιση του αισθητήρα	
	AWEIsh	προσπάθεια επίλυσης της δυσκολίας εντοπισμού νερού σε αστικές περιοχές επίλυση της εσφαλμένης	υψηλές απαιτήσεις για την εισαγωγή δεδομένων
		ταξινόμησης ως νερό λόγω σκιών από βουνά ή κτίρια ή σκοτεινές επιφάνειες	
		περισσότερο αποτελεσματικός στην ανάδειξη των υδάτινων σωμάτων και στην καταστολή των δουρμένων	
	NDWI 10m	των σομημένων χαρακτηριστικών από τον απλό NDWI	
Ταξινόμηση πλημμυρικών υδάτων (Classifiaction)	Επιβλεπόμενη (Supervised)	ακριβή και επαναλαμβανόμενη χαρτογράφηση των υδάτινων σωμάτων	
		λιγότερο περιοριστική και περισσότερο αναπαραγώγιμη, ιδίως για εφαρμογές σε παγκόσμια κλίμακα	
		βελτίωση της ακρίβειας ταξινόμησης, ιδίως σε σχέση με την εσφαλμένη ταξινόμηση των θολών υδάτων ή του θορύβου	

Επιβλεπόμενη (Unsupervised) μέθοδος που διενεργάται από υπολογιστικό σύστημα εικονοστοιχείων, εάν δεν γνωρίζει την περιοχή που μελετά Προσεγγίσεις βασισμένες στο Ψηιφιακό Movτέλο Εδάφους (DEM- based approaches) πρώιμη και αποτελεσματική οριοθέτηση με απλές απαιτήσεις δεδομένων, χαμηλό κόστος και μειωμένους υπολογιστικούς χρόνους εικονοστοιχείων, εάν δεν γνωρίζει την περιοχή που μελετά Δαιτήσεις δεδομένων, βάθη μιας πλημμύρας αποφυγή σφαλμάτων λόγω νεφοκάλυψης σε μια περιοχή οι μελέτες περιορίζονται μόνο στην πρόβλεψη κινδύνου πλημμύρας
(Unsupervised)υπολογιστικό σύστημαγνωρίζει την περιοχή που μελετάΠροσεγγίσεις βασισμένες στοπρώιμη και αποτελεσματική οριοθέτηση με απλές απαιτήσεις δεδομένων, χαμηλό κόστος και μειωμένους υπολογιστικούς χρόνουςΒόάφους (DEM- based approaches)μπορούν να υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύραςμπορούν να υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύραςμπορούν και μειωμένους υπολογιστικούς χρόνουςμπορούν και παιτήσεις δεδομένων, χαμηλό κόστος και μειωμένους υπολογιστικούς χρόνουςμπορούν και υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύραςμπορούν και υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύραςμπορούν και υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύραςκαι Deep Learningγρήγορες, φθηνές, υψηλής επικυρώσιμεςπλημμύρας
Προσεγγίσεις πρώιμη και αποτελεσματική βασισμένες στο οριοθέτηση με απλές Ψηιφιακό Movτέλο απαιτήσεις δεδομένων, Εδάφους (DEM- χαμηλό κόστος και μειωμένους based approaches) υπολογιστικούς χρόνους μπορούν να υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύρας αποφυγή σφαλμάτων λόγω νεφοκάλυψης σε μια περιοχή Μachine και Deep γρήγορες, φθηνές, υψηλής οι μελέτες περιορίζονται μόνο Εαrning υπολογιατικού και εύκολα στην πρόβλεψη κινδύνου
βασισμένες στο οριοθέτηση με απλές Ψηιφιακό Μοντέλο απαιτήσεις δεδομένων, Εδάφους (DEM- χαμηλό κόστος και μειωμένους based approaches) υπολογιστικούς χρόνους μπορούν να υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύρας αποφυγή σφαλμάτων λόγω νεφοκάλυψης σε μια περιοχή Μachine και Deep γρήγορες, φθηνές, υψηλής οι μελέτες περιορίζονται μόνο Learning επικυρώσιμες πλημμύρας
Ψηιφιακό Μοντέλο απαιτήσεις δεδομένων, Εδάφους (DEM- χαμηλό κόστος και μειωμένους based approaches) υπολογιστικούς χρόνους μπορούν να υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύρας αποφυγή σφαλμάτων λόγω νεφοκάλυψης σε μια περιοχή Μachine και Deep γρήγορες, φθηνές, υψηλής οι μελέτες περιορίζονται μόνο επικυρώσιμες στην πρόβλεψη κινδύνου στην πρόβλεψη κινδύνου
Εδάφους (DEM- based approaches) χαμηλό κόστος και μειωμένους υπολογιστικούς χρόνους μπορούν να υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύρας μπορούν να υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύρας αποφυγή σφαλμάτων λόγω νεφοκάλυψης σε μια περιοχή οι μελέτες περιορίζονται μόνο στην πρόβλεψη κινδύνου Machine και Deep Learning επικυρώσιμες πλημμύρας
based approaches) υπολογιστικούς χρόνους μπορούν να υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύρας μπορούν να υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύρας αποφυγή σφαλμάτων λόγω νεφοκάλυψης σε μια περιοχή οι μελέτες περιορίζονται μόνο στην πρόβλεψη κινδύνου επικυρώσιμες
μπορούν να υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύρας αποφυγή σφαλμάτων λόγω νεφοκάλυψης σε μια περιοχή Μachine και Deep Learning επικυρώσιμες πλημμύρας
βάθη μιας πλημμύρας αποφυγή σφαλμάτων λόγω νεφοκάλυψης σε μια περιοχή Μachine και Deep Learning
αποφυγή σφαλμάτων λόγω νεφοκάλυψης σε μια περιοχή Μachine και Deep Learning
Μachine και Deep Learningγρήγορες, φθηνές, υψηλής απόδοσης και εύκολα επικυρώσιμεςοι μελέτες περιορίζονται μόνο στην πρόβλεψη κινδύνου πλημμύρας
Machine και Deep Learningαπόδοσης και εύκολα επικυρώσιμεςστην πρόβλεψη κινδύνου πλημμύρας
Learning επικυρώσιμες πλημμύρας
το καλύτερο εργαλείο για την 🔰 δυσκολία στο χειρισμό των
ανάπτυξη μοντέλων δεδομένων, τη ρύθμιση των
πρόβλεψης κινδύνου παραμέτρων, την πρόβλεψη της
ΑΝΝ πλημμύρας βροχόπτωσης
μεγαλύτερη ταχύτητα και
ακρίβεια από πολλά από τα αργή απόκριση σε εφαρμογή
συμβατικά μοντέλα και όταν χρησιμοποιούνται εικόνες
εργαλεία με βάση τη διαβάθμιση
χρήση μιας σειράς από απαίτηση σημαντικών
βελτιστοποιήσεις για την ποσοτήτων δεδομένων για την
CNN παροχή υψηλής απόδοσης εφαρμογή τους
Εκτενή εφαρμογή σε μελέτες
ταξινόμησης εικόνων βάσει
εικονοστοιχείων, ιδίως για
υπερφασματικες εικονες
ανιχνευση αλλαγων και
πολυχρονική ταξινομήση χαρή
νώσων μμαλών διαστάσουν
πολύ ανθεκτικά σε θοουβώδη
δεδομένα και είναι σε θέση να
αντιμετωπίσουν μη νοαιμικές

2.2.1. Μέθοδοι Τμηματοποίησης Εικόνας (Image Segmentation Methods)

Οι μέθοδοι τμηματοποίησης εικόνας (image segmentation methods) διαχωρίζουν εικονοστοιχεία από μια εικόνα που αντιπροσωπεύουν ένα οπτικό στοιχείο. Όλα τα εικονοστοιχεία σε ένα τμήμα έχουν τα ίδια οπτικά χαρακτηριστικά όπως το χρώμα και η υφή. Χρησιμοποιώντας αυτή τη μέθοδο, οι διακυμάνσεις των επιπέδων νερού, το υψόμετρο και οι διαταραχές που σχετίζονται με τις πλημμύρες είναι για τη δημιουργία προειδοποιήσεων πλημμύρας σε πραγματικό χρόνο.

Ένα πλεονέκτημα που παρουσιάζουν αυτές οι μέθοδοι είναι ότι παρέχουν βελτιωμένη ακρίβεια, καθώς μειώνουν την επίδραση του θορύβου και άλλων παραγόντων που μπορούν να επηρεάσουν την ποιότητα των δορυφορικών δεδομένων (Zhang, 2019). Υπάρχουν εμπόδια στη μέθοδο αυτή, καθώς η χρήση δορυφορικών εικόνων δεν είναι δυνατή σε όλη την υφήλιο, διότι πολλές περιοχές δεν διαθέτουν δορυφορικούς σταθμούς λήψης. Υπάρχει επίσης το πρόσθετο μειονέκτημα ότι πρέπει να εκπαιδεύονται δορυφόροι για τη λήψη και την αποθήκευση δεδομένων που μαιορούς που απαιτεί αυξημένη ανάγκη για δορυφορικό προγραμματισμό (Munawar, 2021).

I. Ανίχνευση Ακμών - Edge Detection

Η ανίχνευση ακμών (edge detection) είναι μια τεχνική επεξεργασίας εικόνας που χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό των άκρων των ορίων των αντικειμένων σε μια εικόνα εισόδου. Οι διαφορές στη φωτεινότητα χρησιμοποιούνται για την εύρεση αυτών των ακμών. Αυτή η τεχνική χρησιμοποιείται ευρέως για εργασίες τμηματοποίησης (image segmentation) και εξαγωγής εικόνας (image extraction). Χρησιμοποιείται για την παρακολούθηση των επιπέδων νερού σε φράγματα και ποτάμια για να διασφαλιστεί ότι το ισοζύγιο νερού δεν φτάνει σε επικίνδυνα επίπεδα. Η συνεχής παρακολούθηση των επιπέδων νερού στα υδάτινα σώματα είναι επομένως ζωτικής σημασίας για την αποφυγή τυχόν πλημμυρικών φαινομένων έκτακτης ανάγκης.

Όσον αφορά τη διαχείριση των πλημμυρών, η ανίχνευση ακμών έχει χρησιμοποιηθεί για την ανίχνευση μιας οριζόντιας γραμμής νερού ή του ύψους ενός φράγματος. Αυτό βοηθά στο διαχωρισμό της εικόνας νερού από άλλα αντικείμενα στο περιβάλλον. Οι Munawar S. H. et. al., (2021) αναφέρονται αναλυτικά στην τεχνική ανίχνευσης ακμών. Οι τεχνικές ανίχνευσης ακμών έχουν εφαρμοστεί για τη μέτρηση της στάθμης του νερού. Τα κύρια βήματα περιλαμβάνουν την επιλογή μιας περιοχής ενδιαφέροντος (region of interest – ROI), την εφαρμογή μεθόδων προεπεξεργασίας και στη συνέχεια την εκτέλεση ανίχνευσης ακμών για τον τελικό υπολογισμό μιας προσεγγιστικής τιμής των επιπέδων της υδάτινης επιφάνειας ενός υδάτινου σώματος.

II. Ανίχνευση Αλλαγών - Change Detection

Η ανίχνευση αλλαγών (change detection) γίνεται συνήθως με βάση τα εικονοστοιχεία, με βάση τα αντικείμενα ή υβριδικά. Η τεχνική αυτή με βάση το εικονοστοιχείο χρησιμοποιείται για να ληφθούν οι τιμές διαφοράς μεταξύ δύο εικονοστοιχείων σε διαφορετικά στρώματα στην ίδια περιοχή (Huang και Jin, 2020). Τέλος, βασίζεται στην ποσοτικοποίηση της αλλαγής ενός συγκεκριμένου χαρακτηριστικού ενδιαφέροντος μεταξύ δύο εικόνων της ίδιας περιοχή (Munasinghe, 2018).

Σύμφωνα με τους Munasighe D. et. al., (2018) πραγματοποιήθηκε η χαρτογράφηση πλημμυρισμένων εκτάσεων με πέντε διαφορετικές τεχνικές. Αυτές οι μέθοδοι ήταν με επιβλεπόμενη και μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση, με την ανίχνευση αλλαγών Delta-Cue και με τους φασματικούς δείκτες κανονικοποιημένης διαφοράς νερού (Normalised Difference Water Index - NDWI) και τον τροποποιημένο κανονικοποιημένο δείκτη διαφοράς νερού (Modified Normalised Difference Water Index - MNDWI). Στο συγκεκριμένο άρθρο οι εικόνες πριν και κατά τη διάρκεια της πλημμύρας χρησιμοποιήθηκαν για να εκτιμηθεί η αλλαγή στα εικονοστοιχεία νερού μεταξύ των δύο ημερομηνιών. Δημιουργήθηκε ένα νέο στρώμα χρησιμοποιώντας το "νέο" νερό (νερό που προστέθηκε στην περιοχή μελέτης ως αποτέλεσμα της πλημμύρας) που βρέθηκε ως αποτέλεσμα της ανίχνευσης αλλαγών. Το στρώμα αυτό στη συνέχεια περικόπηκε

στην εικόνα πριν από την πλημμύρα για να δημιουργηθεί ο χάρτης πλημμύρας με το "συνολικό νερό" κατά την περίοδο της πλημμύρας.

Η ανίχνευση αλλαγών Delta-cue έδωσε τη χαμηλότερη ακρίβεια ταξινόμησης 70,1%. Αυτό απέδωσε επίσης τη χαμηλότερη ακρίβεια ταξινόμησης ακόμη και χωρίς την προσέγγιση διόρθωσης των νεφών-νερού. Αν και το 70,1% είναι μια αξιόλογη καταλληλότητα, η μέθοδος αυτή έχει εγγενή προβλήματα που θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε αυτή τη χαμηλότερη ακρίβεια. Παρόλο που η εικόνα πριν από την πλημμύρα επιλέχθηκε όσο το δυνατόν πιο κοντά στην εικόνα κατά τη διάρκεια της πλημμύρας, προκειμένου να διατηρηθούν άλλες περιβαλλοντικές μεταβλητές σταθερές, οι διαφορές στις ατμοσφαιρικές συνθήκες, στο φωτισμό, στην υγρασία του εδάφους, και οι φαινολογικές αλλαγές στη βλάστηση μπορούν να παρεμποδίσουν την ποσοτικοποίηση της μεταβολής των εικονοστοιχείων νερού μεταξύ των δύο ημερομηνιών. Ειδικότερα, παρόλο που οι ημερομηνίες βρίσκονται δύο μήνες μεταξινόμηση των εικονοστοιχείων που έχουν πλημμυρίσει από το νερό ως ξηρά στην εικόνα κατά τη διάρκεια της πλημμύρας.

Οι τεχνικές ανίχνευσης αλλαγών (change detection) που προέρχονται από φασματικές και ραδιομετρικές πληροφορίες με βάση τους δείκτες είναι πιο ακριβείς από τις τεχνικές ανίχνευσης αλλαγών που βασίζονται σε χάρτες ταξινόμησης (classification maps). Το ακριβές σύστημα παρακολούθησης των πλημμυρών για την απόκτηση γνώσης τόσο για τα αίτια όσο και για τα διορθωτικά μέτρα και την έγκαιρη προειδοποίηση είναι όλο και πιο απαραίτητα. Η χρήση αυτής της τεχνικής χαμηλού κόστους για τη χαρτογράφηση της πλημμυρισμένης περιοχής για την κατάσταση κρίσης θα μπορούσε να βελτιώσει άμεσα την ικανότητα διαχείρισης και παρακολούθησης των καταστροφών από πλημμύρες σχεδόν σε πραγματικό χρόνο. Επίσης, είναι μια διαδικασία που επιτρέπει την παρατήρηση και την αναγνώριση των διαφορών των χρονοσειρών των χαρακτηριστικών, των επιπλοκών και των μοτίβων της γήινης επιφάνειας (Soltanian, 2019). Οι μέθοδοι που βασίζονται στην ανίχνευση αλλαγών πλεονεκτούν στην απόκρυψη των μόνιμων υδάτινων σωμάτων και ορισμένων αντικειμένων που μοιάζουν με το νερό (Li, 2018).

III. Απόχρωση – Κορεσμός – Τιμή (Hue – Saturation – Value)

Σύμφωνα με τους Goffi et. al., (2020) μια επιμέρους τεχνική χαρτογράφησης υδάτινων σωμάτων αποτελεί αυτή των συνιστωσών χρωματικού χώρου απόχρωσης – τιμής (Hue – Value colour space components). Ο μετασχηματισμός του χρωματικού χώρου Hue, Saturation και Value (HSV) εφαρμόστηκε στον Sentinel-2 στις ζώνες SWIR2 (Short-wave Infrared), NIR (Near Infrared), RED για την εξαγωγή των συνιστωσών HSV. Πράγματι, έχει προηγουμένως αποδειχθεί ότι, στον χρωματικό χώρο HSV, το στάσιμο νερό μπορεί να εκτιμηθεί αποτελεσματικά με τον ορισμό μιας σχέσης μεταξύ των συνιστωσών Η και V (Pekel, 2014 ; Goffi, 2020).

Ως εκ τούτου, δεδομένου ότι αντιπροσωπεύει την πιο σύγχρονη προσέγγιση για τη χαρτογράφηση πλημμυρισμένων περιοχών, στο προαναφερόμενο άρθρο χρησιμοποιήθηκαν οι συνιστώσες H/V ως χαρακτηριστικά εισόδου στον αλγόριθμο και συνδυάστηκαν με φασματικούς δείκτες (Sis - Spectral Indices) βασιζόμενοι στο γεγονός ότι οι τελεστές Ordered Weighted Averaging (OWA) μπορούν να διαχειρίζονται ευέλικτα τις βαθμολογίες των στοιχείων που προέρχονται από ετερογενείς εισροές δεδομένων.

Η απόχρωση (Η – Hue), που ορίζεται ως γωνία σε ένα εύρος 0°-360°, αντιπροσωπεύει την αντιληπτή φασματική σύνθεση του χρώματος, δηλαδή την οπτική αντιληπτική ιδιότητα που αντιστοιχεί στις κατηγορίες που ονομάζονται κόκκινο, πράσινο, μπλε και άλλες. Ο κορεσμός (S – Saturation) εξαρτάται από την αναλογία της ανάκλασης του κυρίαρχου μήκους κύματος σε όλο το φάσμα και δείχνει πόσο απέχει ένα χρώμα από ένα άλλο γκρι ίσης φωτεινότητας. Η τιμή (V – Value) ορίζεται ως η φωτεινότητα του χρώματος. Στη διαδικασία αναγνώρισης από τον ερευνητή η απόχρωση (Η - Hue) παίζει βασικό ρόλο.

Κάθε χαρακτηριστικό θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως πηγή για την εξαγωγή αποδείξεων για συνθήκες νερού/πλημμύρας (μερική απόδειξη πλημμύρας). Αυτό επιτρέπει την ενίσχυση της αληθοφάνειας της παρουσίας νερού και μειώνει τη σύγχυση των επιφανειών με παρόμοια χαρακτηριστικά (Stroppiana, 2012; Goffi, 2020). Ο αλγόριθμος εφαρμόστηκε και επικυρώθηκε σε τρεις περιοχές μελέτης στην Ιταλία. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η απόδοση είναι συγκρίσιμη ή καλύτερη από τις παραδοσιακές προσεγγίσεις που βασίζονται στην κατάτμηση μεμονωμένων χαρακτηριστικών εισόδου και με πιο συνεπή και ισχυρή ακρίβεια. Με την ενσωμάτωση πολλαπλών εισροών, περιορίστηκε η υποκειμενικότητα και η ευαισθησία που συνεπάγεται με την επιλογή του καταλληλότερου δείκτη και των ευκρινών κατωφλίων (Yang, 2018). Επιπλέον, οι φορείς ΟWA προσφέρουν έναν ελκυστικό τρόπο συνδυασμού και συγκέντρωσης πολλαπλών πληροφοριών σε αποφάσεις, μοντελοποιώντας την αβεβαιότητα στη διαδικασία λήψης αποφάσεων.

2.2.2. Τεχνικές με βάση το κατώφλι (Threshold-based techniques) - Φασματικοί Δείκτες (Spectral Indices)

Σύμφωνα με τους Ma et. al., (2019) με βάση τις φασματικές υπογραφές του υγρού νερού και άλλων χαρακτηριστικών της επιφάνειας της γης (π.χ. έδαφος και βλάστηση), έχουν αναπτυχθεί πολλοί δείκτες φασματικής ανάκλασης (spectral reflectance indices) που σχετίζονται με το νερό για να χαρακτηρίσουν την παρουσία του σε διάφορες περιοχές. Αυτοί οι δείκτες χρησιμοποιούνται ευρέως σε γεωργικές και οικολογικές εφαρμογές, όπως ο χαρακτηρισμός επιφανειακών υδάτινων σωμάτων, η εκτίμηση της κατάστασης του νερού της βλάστησης, η εκτίμηση της περιεκτικότητας του εδάφους σε νερό και η παρακολούθηση υγροτόπων (π.χ. ορυζώνες).

Το θεμέλιο στοιχείο των δεικτών φασματικής ανάκλασης του νερού (water indices – WIs) είναι οι υπογραφές ανάκλασης του νερού και άλλων αντικειμένων υποβάθρου κατά μήκος του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος. Τα σήματα οπτικής τηλεπισκόπησης, δηλαδή το μπλε (0,45-0,5 μm), το πράσινο (0,5-0,57 μm), το κόκκινο (0,61-0,7 μm), το εγγύς υπέρυθρο NIR (0,7-1,3 μm) και το υπέρυθρο βραχέων κυμάτων SWIR (1,5-3 μm, μερικές φορές αναφέρεται επίσης ως μέσο υπέρυθρο, MIR) είναι ζώνες που χρησιμοποιούνται συνήθως σε εφαρμογές που σχετίζονται με το νερό.

Το καθαρό νερό έχει υψηλή απορρόφηση (ανακλαστικότητα < 3%) σε όλη την ορατή, NIR και SWIR περιοχή (Jones και Vaughan, 2010). Η μπλε και η πράσινη ζώνη έχουν σχετικά υψηλή ανακλαστικότητα σε σύγκριση με τις άλλες ζώνες. Για το καθαρό νερό, δεν υπάρχει σχεδόν καθόλου ανακλαστικότητα όταν το μήκος κύματος είναι μεγαλύτερο από 0,74 μm. Στην πραγματικότητα, η φασματική ανακλαστικότητα του νερού ελέγχεται επίσης από παράγοντες όπως η θολότητα του νερού, το βάθος του νερού, η περιεκτικότητα του νερού σε χλωροφύλλη, το υπόστρωμα κάτω από το νερό κ.λπ. (Gitelson, 1992 ; Lyzenga, 1978 ; Maritorena, 1994 ; Novo, 1989). Ακολουθεί η Εικόνα 2.1 όπου φαίνονται τα ποσοστά ανακλαστικότητας διαφόρων δομών στα φασματικά μήκη κύματος του οπτικού (μπλε, πράσινο, κόκκινο), εγγύς και μέσου υπέρυθρου.



Εικόνα 2.1: Ποσοστά ανακλαστικότητας διαφόρων δομών στα φασματικά μήκη κύματος του οπτικού (μπλε, πράσινο, κόκκινο), εγγύς και μέσου υπέρυθρου. Τα φασματικά δεδομένα για τα υγρά και ξηρά εδάφη προέρχονται από τη φασματική βιβλιοθήκη ASTER (https://speclib.jpl.nasa.gov/). Τα άλλα φασματικά δεδομένα προέρχονται από τη φασματική βιβλιοθήκη USGS Spectral Library Version 7 (https://crustal.usgs.gov/speclab/QueryAll07a.php?quick_filter).

Ο γενικός σκοπός όλων των δεικτών νερού (Water Indices – WIs) είναι να ενισχύσουν τις πληροφορίες που σχετίζονται με το νερό, ενώ ταυτόχρονα να γίνει η μείωση του σήματος που δεν αφορά το νερό (Ma, 2019). Ο ορισμός της μεθόδου με βάση το κατώφλι είναι η επιλογή της κατάλληλης φασματικής ζώνης για τη δημιουργία ενός μοντέλου σύμφωνα με τη φασματική χαρακτηριστική καμπύλη του υδάτινου σώματος και η εκτέλεση της μεθόδου ταξινόμησης της εξαγωγής υδάτινων σωμάτων σύμφωνα με ορισμένους κανόνες προσδιορισμού του κατώτατου ορίου (κατωφλιού) (Li, 2022).

Η προσέγγιση αυτή έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως για τον εντοπισμό των υδάτινων σωμάτων, λόγω των μοναδικών φασματικών χαρακτηριστικών τους στις ορατές και υπέρυθρες ζώνες (Zhou, 2017). Η πιο συχνά εφαρμόσιμη μέθοδος για την ανίχνευση πλημμυρών από δορυφορικές εικόνες είναι η τεχνική της κατωφλίωσης, η οποία μπορεί να δημιουργήσει γρήγορα μια δυαδική ταξινόμηση των υδάτινων και μη υδάτινων περιοχών. Ωστόσο, μαζί με αυτή έρχεται και ένας σημαντικός περιορισμός της γενικευσιμότητας (Sadiq, 2022). Έτσι, η έρευνα για τη χαρτογράφηση πλημμυρών με τη χρήση οπτικών αισθητήρων και αισθητήρων εγγύς υπέρυθρης ακτινοβολίας μπορεί να χρησιμοποιεί ένα συνδυασμό στατιστικών και εμπειρικών τύπων για τη μέτρηση της έκτασης των πλημμυρών, όπως φασματικούς δείκτες (spectral indices) και κατώφλια μιας ζώνης (band thresholds). Για να γίνουν κατανοητές οι δυνατότητες και οι περιορισμοί των φασματικών δεικτών (spectal indices), πρέπει να ληφθεί υπόψη η ατμοσφαιρική διάχυση σε ορισμένα μήκη κύματος και η διαθεσιμότητα των προϊόντων που υπάρχουν σε αυτά τα μήκη κύματος (Fayne, 2017).

Σε εφαρμογές τηλεπισκόπησης, σε εικόνες RGB, οι αναλογίες ζωνών χρησιμοποιούνται για την ανακάλυψη χαρακτηριστικών. Ο δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς βλάστησης (Normalised Difference Vegetation Index - NDVI) είναι ο πρώτος προτεινόμενος φασματικός δείκτης που χρησιμοποιεί τις κόκκινες και τις κοντινές υπέρυθρες (NIR) ζώνες και χρησιμοποιήθηκε κυρίως για τον υπολογισμό της βιομάζας (Erenoglu και Arslen, 2021).

$$NDVI = \frac{\rho_{Red} - \rho_{NIR}}{\rho_{Red} + \rho_{NIR}}$$
, Εξίσωση 2.1

Οι Δείκτες Φασματικής Ανάκλασης που σχετίζονται με το νερό (Water-related Spectral Reflectance Indices), αναπτύχθηκαν βασισμένοι στα ποσοστά ανακλαστικότητας και την μέθοδο κατωφλίωσης. Το 1996, ο δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς νερού (Normalised Difference Water Index - NDWI McFeeters, 1996), προτάθηκε για πρώτη φορά και σημείωσε μεγάλη επιτυχία στην αξιολόγηση των υδάτινων πόρων (Li, 2022). Ήταν ο πρώτος δείκτης νερού για την ανίχνευση ανοικτών επιφανειακών υδάτινων σωμάτων, ο οποίος αντιστρέφει τις μεταβλητές του NDVI στον αριθμητή και τον παρονομαστή και χρησιμοποιεί την πράσινη ζώνη για να αντικαταστήσει την κόκκινη ζώνη. Ο συγκεκριμένος δείκτης χρησιμοποιεί τα χαρακτηριστικά της σχετικά υψηλής ανακλαστικότητας στην πράσινη ζώνη και τις επιφάνειες με φυτοκάλυψη. Ωστόσο, δεν είναι σε θέση να διαχωρίσει το νερό από το έδαφος και τις επιφάνειες με φυτοκάλυψη. Ωστόσο, δεν είναι σε θέση να διαχωρίσει τη δομημένη περιοχή από το νερό, καθώς η πρώτη έχει επίσης σχετικά υψηλότερη ανακλαστικότητα στην πράσινη ζώνη από ό,τι στην NIR, με αποτέλεσμα να προκύπτει θετική τιμή του NDWI (Xu, 2006). Επομένως, έχει σχεδιαστεί για να μεγιστοποιεί την ανάκλαση του υδάτινου σώματος στην πράσινη ζώνη και να ελαχιστοποιεί την ανάκλαση του υδάτινου σώματος στην πράσινη ζώνη ελοι ο χεδιαστεί για να μεγιστοποιεί την ανάκλαση του υδάτινου σύματος στην πράσινη ζώνη ελοι ο χει δείκτης την ανακλαστικότητα στην πράσινη ζώνη από ό,τι στην ΝΙR, με αποτέλεσμα να

$$NDWI_{McFeeters} = \frac{\rho_{Green} - \rho_{NIR}}{\rho_{Green} + \rho_{NIR}}, E\xi i\sigma \omega \sigma \eta 2.2$$

Οι Jain et. al., (2005) χρησιμοποίησαν τον NDWI McFeeters για να χαρτογραφήσουν την έκταση των πλημμυρών και διαπίστωσαν ότι η προσέγγιση με βάση αυτό υπερείχε έναντι άλλων προσεγγίσεων. Ωστόσο, το νερό με ιζήματα δεν οριοθετήθηκε με σαφήνεια λόγω της αρνητικής τιμής του NDWI που προέκυψε.

Ένας ακόμα δείκτης NDWI αναπτύχθηκε από τον Gao (NDWI Gao) για τη διερεύνηση του υγρού νερού της βλάστησης και την οριοθέτηση των χαρακτηριστικών ανοιχτών υδάτων, το ίδιο έτος. Πολλοί άλλοι δείκτες νερού έχουν το ίδιο όνομα ή διαφορετικά ονόματα, ενώ χρησιμοποιούν τους ίδιους συνδυασμούς ζωνών (Ma, 2019).

$$NDWI_{Gao} = (\rho 0.86 - \rho 1.24)/(\rho 0.86 + \rho 1.24)$$
, Eξίσωση 2.3

Ο NDWI τροποποιήθηκε για να σχηματιστεί ο τροποποιημένος κανονικοποιημένος δείκτης διαφοράς νερού (Modified Normalised Difference Water Index - MNDWI) (Xu, 2006), για την ανίχνευση χαρακτηριστικών ανοικτών υδάτων. Οδηγεί σε αρνητική τιμή για τις δομημένες εκτάσεις, έτσι μπορεί να καταστείλει αποτελεσματικά και ακόμη και να αφαιρέσει τον θόρυβο της δόμησης. Έγινε η αντικατάσταση της ζώνης NIR με μια ζώνη SWIR. Με τη συνεχή ανάπτυξη των μεθόδων που βασίζονται σε κατώτατα όρια, η αξιοποίηση των φασματικών πληροφοριών τους είναι πιο λογική. Ωστόσο, εξαρτώνται από τις φασματικές πληροφορίες και αγνοούν τις χωρικές πληροφορίες των εικόνων, γεγονός που μπορεί εύκολα να οδηγήσει σε προβλήματα σημαντικών σφαλμάτων στην ταξινόμηση των ορίων και της τρομερής ακρίβειας ανίχνευσης της μεταβατικής περιοχής (Li, 2022).

Λόγω της καλής απόδοσής του, ο MNDWI έχει γίνει ένας από τους πιο συνηθισμένους δείκτες νερού που χρησιμοποιούνται στην οριοθέτηση ανοικτών υδάτων (Feyisa, 2014; Ji, 2009; Ogilvie, 2015; Zhou, 2017; Ma, 2019). Τέλος, είναι πιο πλεονεκτικός στην ανίχνευση υγροτόπων σε δομημένες περιοχές. (Erenoglu, Arslen, 2021)

$$MNDWI = \frac{\rho_{Green} - \rho_{SWIR}}{\rho_{Green} + \rho_{SWIR}}, Εξίσωση 2.4$$

Οι Lacaux et. al., (2007) ανέπτυξαν έναν δείκτη κανονικοποιημένης διαφοράς λίμνης (Normalized Difference Pond Index - NDPI) και τον συνδύασαν με τη ζώνη SWIR για την ανίχνευση λιμνών. Ο δείκτης NDPI είναι το αντίθετο του δείκτη MNDWI. Οι Zhou et. al., (2017) σε μια μελέτη τους εξέτασαν έξι ευρέως χρησιμοποιούμενους δείκτες νερού και τρεις αισθητήρες μέσης ανάλυσης. Τα αποτελέσματά τους έδειξαν ότι οι αλγόριθμοι που βασίζονται στους NDWI McFeeters είχαν ελαφρώς καλύτερες επιδόσεις από τους άλλους και απέδωσαν τον λόγο στην κυριαρχία των καθαρών υδάτινων σωμάτων στην περιοχή μελέτης (Ma, 2019).

$$NDPI = \frac{\rho_{SWIR} - \rho_{Green}}{\rho_{SWIR} + \rho_{Green}}, E\xi i \sigma \omega \sigma \eta 2.5$$

Αντί να χρησιμοποιούνται μόνο δύο ζώνες, έχουν χρησιμοποιηθεί τρεις ή περισσότερες ζώνες για τη σύνθεση των δεικτών νερού σε διάφορους σχηματισμούς (Ding, 2009 ; Wang και Qu, 2007-; Yang και Du, 2017). Για παράδειγμα, ο κανονικοποιημένος δείκτης ξηρασίας πολλαπλών ζωνών (Normalized Multi-band Drought Index - NMDI) περιλαμβάνει τρεις ζώνες (Wang και Qu, 2007). Η συμπερίληψη περισσότερων ζωνών εμπλουτίζει τις πληροφορίες ανάκλασης που περιλαμβάνονται στον δείκτη. Ο συνδυασμός περισσότερων ζωνών μπορεί επίσης να μειώσει την ευαισθησία του στην ατμοσφαιρική μόλυνση και τη ραδιομετρική υποβάθμιση του αισθητήρα. Ωστόσο, οι απαιτήσεις για τα δεδομένα εισόδου είναι υψηλές και ο υπολογισμός του είναι πιο πολύπλοκος (Ma, 2019).

$$NMDI = (\rho 0.86 - (\rho 1.64 - \rho 2.13))/(\rho 0.86 + (\rho 1.64 - \rho 2.13))$$
, Εξίσωση 2.6

Οι Feyisa et. al., (2014) πρότειναν τον αυτοματοποιημένο δείκτη εξαγωγής νερού (Automated Water Extraction Index - AWEIsh). Αυτός ο δείκτης προσπαθεί να ξεπεράσει τη δυσκολία εντοπισμού νερού σε αστικές περιοχές και να λύσει την εσφαλμένη ταξινόμηση λόγω σκιών από βουνά ή κτίρια ή σκοτεινές επιφάνειες, οι οποίες ταξινομούνται εσφαλμένα ως νερό (Goffi, 2020). Αυτή η πιο σύνθετη λειτουργία αξιοποιεί τις μπλε, πράσινες, NIR, SWIR1 και SWIR2 ζώνες και πρότεινε δύο παραλλαγές μία με σκιά και μία χωρίς σκιά. Η σημασία εδώ είναι ότι στην ανίχνευση πλημμυρών οι αστικές σκιές και οι σκιές των βουνών μπορεί να είναι σημαντικές, επομένως αυτή θα μπορούσε να είναι πιο κατάλληλη η χρήση της εκδοχής με τη σκιά (Jain, 2020).

$$AWEI_{sh} = Blue + 2.5 \times Green - 1.5 \times (NIR + SWIR1) - 0.25(SWIR2), Εξίσωση 2.7$$

Οι δείκτες NDWI, MNDWI και ένας ακόμα επιλέχθηκαν μεταξύ των δεικτών κανονικοποιημένης διαφοράς με βάση τους Boschetti et. al., (2014) οι οποίοι προσδιόρισαν ότι οι δείκτες που βασίζονται στην ορατή και SWIR ανάκλαση έχουν τις καλύτερες επιδόσεις για την ανίχνευση επιφανειακών υδάτων (Goffi, 2020).

Λόγω της περιγραφής των φασματικών καναλιών, ορισμένοι δείκτες υδάτινων σωμάτων δεν μπορούν να εφαρμοστούν στις περισσότερες εικόνες δορυφορικής τηλεπισκόπησης υψηλής ανάλυσης που περιέχουν κανάλια RGB και NIR. Ωστόσο, είναι κατάλληλοι για συγκεκριμένους αισθητήρες δορυφορικής τηλεπισκόπησης υψηλής ανάλυσης, οι οποίοι εξακολουθούν να έχουν καλή αξία εφαρμογής (Li, 2022).

Ο Abazaj F., (2020) πρότεινε μια τεχνική για τη χαρτογράφηση των υδάτινων σωμάτων από μια εικόνα Sentinel-2 με την εφαρμογή του δείκτη NDWI με χωρική ανάλυση 10 μέτρων. Όπου η ζώνη του πρασίνου αντιστοιχίζεται με τη ζώνη 3 και του NIR με τη ζώνη 8. Επομένως, ο NDWI για τον Sentinel-2 μπορεί να υπολογιστεί απευθείας ως εξής:

$$NDWI_{10m} = \frac{\rho_3 - \rho_8}{\rho_3 + \rho_8}$$
, Εξίσωση 2.8

Το πείραμα στο υποσύνολο της εικόνας Sentinel-2 που βρίσκεται στην περιοχή του ποταμού Buna αποδεικνύει ότι ο $NDWI_{10m}$ είναι περισσότερο αποτελεσματικός στην ανάδειξη των υδάτινων σωμάτων και στην καταστολή των δομημένων χαρακτηριστικών από τον απλό NDWI. Η εφαρμογή αυτής της τεχνικής παρέχει πολύτιμες πληροφορίες για τη διαχείριση και την ασφάλεια των υδάτων.

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της μιας ακόμα έρευνας των Soltanian et. al., (2019) παρατηρήθηκε ότι ο δείκτης NDWI είναι πιο ακριβής από τον δείκτη MNDWI για την εξαγωγή επιφανειακών υδάτων με φυτική έκταση από πολυφασματικά δεδομένα Landsat. Ο Blackmore, (2016) επιβεβαίωσε ότι ο δείκτης NDWI φαίνεται πιο ευαίσθητος σε περιοχές με βλάστηση.

Καταληκτικά, λαμβάνοντας υπόψη τα μοναδικά φασματικά χαρακτηριστικά των υδάτινων σωμάτων στα ορατά και υπέρυθρα μήκη κύματος, η εφαρμογή σταθερών κατωφλίων σε φασματικές ζώνες παραμένει μια πολύτιμη προσέγγιση για την οριοθέτηση των υδάτινων οικοσυστημάτων. Τα επιχειρήματα κατά των μεθόδων που βασίζονται σε κατώτατα όρια είναι ότι δεν αποδίδουν απαραίτητα το ίδιο καλά εκτός των περιοχών όπου αναπτύχθηκαν. Παρόλο που οι δείκτες νερού θεωρούνται πιο σταθεροί επειδή χρησιμοποιούν αναλογίες ζωνών, πρόσφατες μελέτες έχουν αποκαλύψει παρόμοιες ελλείψεις όταν οι χάρτες νερού αντιμετωπίζονται με δεδομένα επίγειας αλήθειας, επιβάλλοντας τη χρήση συγκεκριμένων κατωφλίων για την αύξηση της ακρίβειας ταξινόμησης (Lefebvre, 2019).

2.2.3. Ταξινόμηση πλημμυρικών υδάτων - Classification

I. Μη επιβλεπόμενη - Unsupervised

Η ταξινόμηση χωρίς επίβλεψη επιτυγχάνεται όταν το αποτέλεσμα των διαδικασιών ταξινόμησης (ομαδοποιήσεις εικονοστοιχείων με κοινά χαρακτηριστικά) βασίζεται σε αυτοματοποιημένες αναλύσεις από το λογισμικό ανάλυσης της εικόνας. Σε αυτή την περίπτωση, ο χρήστης δεν παρέχει δείγματα εικονοστοιχείων (περιοχές εκπαίδευσης) για να συλλέξει το λογισμικό πληροφορίες σχετικές με τις φασματικές υπογραφές. Ο χρήστης καθορίζει μόνο τον επιθυμητό αριθμό κλάσεων εξόδου, αλλά κατά τα άλλα δεν βοηθά στη διαδικασία ταξινόμησης. Ωστόσο, είναι σημαντικό ο χρήστης να έχει γνώση της περιοχής που ταξινομείται όταν οι ομαδοποιήσεις εικονοστοιχείων με κοινά χαρακτηριστικά που παράγει ο αλγόριθμος ταξινόμησης πρέπει να σχετίζονται με πραγματικά χαρακτηριστικά στο έδαφος (όπως υδάτινα σώματα, περιοχές με βλάστηση, άγονες εκτάσεις κ.λπ.) (Munasinghe, 2018). Δεδομένου ότι οι μέθοδοι χωρίς επίβλεψη δεν απαιτούν δείγματα εκπαίδευσης, υιοθετούνται ιδιαίτερα όταν υπάρχει περιορισμένη γνώση σχετικά με το πρόβλημα ταξινόμησης και μπορούν εύκολα να μεταφερθούν σε διαφορετικά πλαίσια (Albertini, 2022).

Σύμφωνα με τους Munasinghe D. et. al., (2018) όπως προαναφέρθηκε και στην υποενότητα ανίχνευσης αλλαγών, παρατηρήθηκε ότι η επιβλεπόμενη ταξινόμηση μέγιστης πιθανοφάνειας παρήγαγε την καλύτερη καταλληλότητα 86,4% με τη διόρθωση των νεφών. Η τεχνική αυτή αποδείχθηκε πιο ευαίσθητη από τις άλλες μεθόδους ταξινόμησης για τον εντοπισμό υδάτινων σωμάτων. Αυτό το αποτέλεσμα είναι κατανοητό δεδομένου ότι τα εικονοστοιχεία δείγματος των πλημμυρικών υδάτων επιλέγονται με βάση τη γνώση του χρήστη. Οι Zhang et. al., (2018) χρησιμοποίησαν αυτό το αποτέλεσμα για τη σύγκριση δύο υδραυλικών μοντέλων για την ίδια περιοχή μελέτης. Ένα εύλογο ερώτημα δημιουργήθηκε, γιατί οι φασματικοί δείκτες δεν απέδωσαν καλύτερα από την επιβλεπόμενη ταξινόμηση, δεδομένου ότι η εξαγωγή εικονοστοιχείων νερού σε αυτές τις δύο μεθόδους βασίζεται καθαρά στις τιμές ανάκλασης και η ομαδοποίηση κλάσεων χαρακτηριστικών με βάση την ανάκλαση θα μπορούσε να είναι πιο επιτυχής. Ωστόσο, είναι σημαντικό ότι κατά την επιλογή εικονοστοιχείων δείγματος για τη δημιουργία "υπογραφών" για την εφαρμογή του ταξινομητή μέγιστης πιθανοφάνειας στην επιβλεπόμενη ταξινόμηση, ο χρήστης δημιουργεί δείγματα αντιπροσωπευτικά διαφορετικών τύπων πλημμυρικών υδάτων. Οι τιμές φωτεινότητας/τόνοι των πλημμυρικών υδάτων μπορεί να διαφέρουν ακόμη και στην ίδια εικόνα ως συνάρτηση του βάθους του νερού, της θολότητας, της υποκείμενης κάλυψης γης και του ηλιακού φωτισμού. Παρόλα αυτά, η τεχνογνωσία του χρήστη χρησιμοποιείται σε αυτή την περίπτωση για να ληφθούν υπόψη αυτά τα διαφορετικά πλημμυρικά ύδατα (Munasinghe, 2018).

II. Επιβλεπόμενη - Supervised

Η ταξινόμηση με επίβλεψη έχει αποδειχθεί ότι είναι μια ισχυρή τεχνική για την ταξινόμηση των χαρακτηριστικών ενδιαφέροντος (Frazier και Page 2000 ; Shalaby και Tateishi 2007). Η τεχνική ταξινόμησης με επίβλεψη βασίζεται στην ιδέα ότι ο χρήστης μπορεί να επιλέξει δείγματα εικονοστοιχείων σε μια εικόνα ως αντιπροσώπους μιας συγκεκριμένης κατηγορίας φασματικής υπογραφής (τελικά μέλη- π.χ. νερό). Στη συνέχεια, με βάση τον ταξινομητή μέγιστης πιθανοφάνειας όλα τα εικονοστοιχεία της εικόνας ταξινομούνται με βάση τη μέγιστη πιθανότητα να είναι παρόμοια με μία από τις κλάσεις που έχει ορίσει ο χρήστης (Munasinghe, 2018).

Οι επιβλεπόμενες ταξινομήσεις που βασίζονται στη φασματική ανάλυση έχουν αποδειχθεί χρήσιμες για την ακριβή και επαναλαμβανόμενη χαρτογράφηση των υδάτινων σωμάτων. Παρόλα αυτά η εφαρμογή φασματικών δεικτών είναι πιο διαδεδομένη καθώς θεωρείται λιγότερο περιοριστική και περισσότερο αναπαραγωγίσιμη, ιδίως σε εφαρμογές παγκόσμιας κλίμακας. Οι αυξανόμενες εφαρμογές τους σε διάφορες καταστάσεις οδήγησαν σε διάφορες τροποποιήσεις για τη βελτίωση της ακρίβειας ταξινόμησης, ιδίως σε σχέση με την εσφαλμένη ταξινόμηση των θολών υδάτων ή του θορύβου που προκαλείται από την οικοδομημένη γη και τη σκιά (Lefebvre, 2019).

2.2.4. Προσεγγίσεις βασισμένες στο Ψηφιακό Μοντέλο Εδάφους (DEM-based approaches)

Η ενσωμάτωση βοηθητικών δεδομένων, όπως το υψόμετρο, αποτελεί σημαντικό μέρος της χαρτογράφησης των πλημμυρών. Όταν είναι διαθέσιμα, τα ψηφιακά μοντέλα υψομέτρων (Digital Elevation Model – DEM) χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με τα οπτικά, ραντάρ, και μοντελοποιημένα δεδομένα. Η ενσωμάτωση οπτικών δεδομένων και δεδομένων ραντάρ με ψηφιακά μοντέλα υψομέτρων με τη χρήση τεχνικών επεξεργασίας με γεωγραφικά συστήματα πληροφοριών (GIS) περιγράφεται αρχικά από τους Townsend και Walsh (1998).

Με τα ψηφιακά μοντέλα υψομέτρων μπορούν να υπολογιστούν τα βάθη μιας πλημμύρας. Τα βάθη πλημμύρας παρέχουν μια χρήσιμη δυναμική στους χάρτες πλημμύρας δίνοντας στο χρήστη συγκεκριμένες πληροφορίες σχετικά με το επίπεδο πλημμύρας και το είδος των κινδύνων που υπάρχουν στη συγκεκριμένη περιοχή. Οι σχεδιαστές έκτακτης ανάγκης και οι ομάδες μετριασμού των καταστροφών συνήθως απαιτούν πληροφορίες για το βάθος νερού σε άλλες περιοχές εκτός από τις θέσεις των υδρομετρητών. Μια μέθοδος για τη δημιουργία πλεγμάτων βάθους νερού προσδιορίζεται (Lant, 2013) με την αφαίρεση του DEM από την πλημμυρισμένη έκταση.

Κατά τη βαθμονόμηση των χαρτογραφημένων εκτάσεων πλημμύρας χονδρικής ανάλυσης, προτάθηκε (Fayne και Bolten 2014 ; Guerschman, 2011) ότι ένα μοντέλο υψομέτρου υψηλότερης ανάλυσης θα πρέπει να χρησιμοποιείται για την αφαίρεση περιοχών που είναι απίθανες να πλημμυρίσουν, όπως κορυφές κορυφογραμμών ή υψηλές πλαγιές λόφων. Οι Gallant και Dowling (2003) δημιούργησαν μια επαναληπτική διαδικασία πολλών βημάτων για την κατηγοριοποίηση των ψηφιακών μοντέλων υψομέτρων ως επίπεδων πυθμένων κοιλάδων ή επίπεδων κορυφών κορυφογραμμών και ενδιάμεσων περιοχών, γνωστή ως δείκτης πολλαπλής ανάλυσης της επιπεδότητας πυθμένα κοιλάδας (Multi-Resolution Index of Valley Bottom Flatness) (MRVBF). Καθώς αναμένεται να εμφανιστούν πλημμύρες κατά μήκος των πυθμένων των κοιλάδων, ένα κατώτατο όριο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την απόκρυψη των τιμών που ο MRVBF και ο συμπληρωματικός δείκτης πολλαπλής ανάλυσης Ridge Top Flatness (MRRTF) θεωρούν ως υψηλή πλαγιά ή κορυφή λόφου (Lakshmi, 2017).

Ένα παράδειγμα χρήσης του DEM, μπορεί να είναι επίσης για την αποφυγή σφαλμάτων λόγω νεφοκάλυψης σε μια περιοχή. Η νεφοκάλυψη και η σκίαση αποτελούν σημαντικά εμπόδια στην χαρτογράφηση μιας πλημμυρισμένης έκτασης μέσω πολυφασματικών δεδομένων. Οι Munasinghe et. al., (2018) σε μια μελέτη τους εφάρμοσαν την συγκεκριμένη τεχνική. Η μελέτη επικεντρώθηκε σε μια πλημμύρα που συνέβη κατά μήκος του κατώτερου τμήματος του ποταμού Brazos στο Τέξας κατά τις 26-31 Μαΐου 2016. Για την επίλυση αυτού του προβλήματος στη συγκεκριμένη έρευνα, υιοθετήθηκε μια διαδικασία που προσδιορίζεται ως "προσέγγιση με βάση το DEM" που χρησιμοποιήθηκε για την ταξινόμηση των εικονοστοιχείων νερού που καλύπτονται από σύννεφα. Ακολουθούν οι εικόνες όπου φαίνεται η περιοχή μου μελετήθηκε πριν και κατά τη διάρκεια της πλημμύρας.



Εικόνα 2.2: Σύγκριση εικόνων (a) πριν την πλημμύρα (pre-flood) και (b) κατά τη διάρκεια της πλημμύρας (during-flood). Πηγή: Munasinghe, 2018

Αυτή χρησιμοποιήθηκε με επιτυχία για τον εντοπισμό εικονοστοιχείων με νερό πλημμύρας κάτω από σύννεφα. Η προσέγγιση αύξησε τον αριθμό των εικονοστοιχείων νερού που ήταν διαθέσιμα για κάθε ταξινόμηση και, με τη σειρά της, βελτίωσε την καταλληλότητα με την πλημμύρα αναφοράς. Αυτή η προσέγγιση συνίσταται για μελλοντικές μελέτες ταξινόμησης πλημμυρών που διεξάγονται σε περιοχές με σχετικά επίπεδη τοπογραφία (υψόμετρο μεταβλητότητα ~ 50 *m* στην πλημμυρισμένη περιοχή) και ελάχιστη τοπογραφική κλίση (0%-5% κλίση).

Ένα ακόμα παράδειγμα χρήσης του DEM, περιγράφεται από τους Samela C., (2017) καθώς η διαδικασία που παρουσιάστηκε μπορεί να αποτελέσει ένα χρήσιμο εργαλείο για μια πρώιμη, αλλά αποτελεσματική οριοθέτηση με απλές απαιτήσεις δεδομένων, χαμηλό κόστος και μειωμένους υπολογιστικούς χρόνους. Έχει να κάνει με γεωμορφολογικούς ταξινομητές οι οποίοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την κάλυψη των κενών που υπάρχουν στους περισσότερους από τους τυποποιημένους χάρτες πλημμυρών. Κατά συνέπεια, αυτή η γεωμορφική μέθοδος αποτελεί ένα συμπληρωματικό εργαλείο για τη χαρτογράφηση της επικινδυνότητας πλημμυρών, το οποίο μπορεί να είναι χρήσιμο για τις αρχές των λεκανών απορροής ποταμών, τις περιβαλλοντικές υπηρεσίες, τις ασφαλιστικές εταιρείες και όχι μόνο. Επιπλέον, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως βοηθητικό δεδομένο σε αλγορίθμους χαρτογράφησης πλημμυρών που βασίζονται σε δεδομένα τηλεπισκόπησης (D' Addabbo, 2016) για την παρακολούθηση πλημμυρισμένων περιοχών ως αποτέλεσμα ακραίων καιρικών φαινομένων (Samela, 2017).

2.2.5. Machine και Deep Learning

Ως επί το πλείστων, οι προσεγγίσεις που βασίζονται στις μεθόδους μηχανικής και βαθιάς μάθησης (machine και deep learning), ασχολούνται κυρίως μεμονωμένα με την πρόβλεψη πλημμυρών και έχουν ξεπεράσει πολλές από τις συμβατικές μεθόδους πρόβλεψης (Munawar, 2021). Παρόλα αυτά, συνδυαστικά με μεθόδους που βασίζονται στην επεξεργασία εικόνας, έχουν εφαρμοστεί για τη χαρτογράφηση μιας πλημμυρισμένης έκτασης. Μερικές από τις τεχνικές που προσδιορίζουν την πρόβλεψη και χαρτογράφηση μιας πλημμυρισμένης μας πλημμύρας είναι οι αλγόριθμοι Artificial Neural Networks (ANN), Convolutional Neural Networks (CNN), Support Vector Machines (SVMs) και άλλοι.

Η βαθιά μάθηση (Deep Learning) είναι μια σύγχρονη παραλλαγή της κλασικής τεχνητής νευρωνικής δικτύου. Στη βασική της μορφή η βαθιά μάθηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για πολλές εργασίες ταξινόμησης και παλινδρόμησης, όπως η ανίχνευση πλημμυρών με την αυτόματη εκμάθηση πολύ σύνθετων συναρτήσεων από ακατέργαστα δεδομένα εισόδου σε μεταβλητές-στόχους. Τα τελευταία δέκα χρόνια, οι μέθοδοι βαθιάς μάθησης έχουν επιδείξει εξαιρετικές επιδόσεις σε εργασίες που κυμαίνονται από την αναγνώριση ομιλίας μέχρι την ανίχνευση εικόνων και την κατάτμηση αντικειμένων (Munawar, 2021). Η βασική ιδέα με τα εποπτευόμενα βαθιά νευρωνικά δίκτυα είναι ότι μια σύνθετη και δαπανηρή αρχική περίοδος εκπαίδευσης μπορεί να χρησιμοποιηθεί αυτόματα για την εύρεση βέλτιστων παραμέτρων για πολύ σύνθετες βαθιές συναρτήσεις, εφόσον είναι διαθέσιμα τα κατάλληλα δεδομένα. Ενώ η αρχική διαδικασία εκπαίδευσης είναι δαπανηρή, τα εκπαιδευμένα δίκτυα που προκύπτουν είναι σχετικά φθηνά από υπολογιστική άποψη και μπορούν εύκολα να εφαρμοστούν σε πραγματικό χρόνο σε νέα δεδομένα (Jain, 2020).

Οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης έχουν το πλεονέκτημα ότι είναι γρήγορες, φθηνές, υψηλής απόδοσης και εύκολα επικυρώσιμες. Τα μοντέλα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ANN) έχουν θεωρηθεί ως το καλύτερο εργαλείο για την ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης κινδύνου πλημμύρας. Μελέτες έχουν δείξει ότι τα ANN έχουν μεγαλύτερη ταχύτητα και ακρίβεια από πολλά από τα συμβατικά μοντέλα και εργαλεία που χρησιμοποιούνταν προηγουμένως (Munawar, 2019).

I. Artificial Neural Networks (ANN)

Τα μοντέλα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Networks – ANN) έχουν θεωρηθεί ως τα καλύτερα για την ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης κινδύνου πλημμύρας. Το μοντέλο ANN είναι προγραμματισμένο να μιμείται τον τρόπο μάθησης του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η σχέση μεταξύ εισόδων και εξόδων αναγνωρίζεται και μαθαίνεται από ένα μοντέλο ANN. Το συγκεκριμένο μοντέλο έχει δείξει πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα κατά την αντιμετώπιση μιας κρίσης που σχετίζεται με πλημμύρες, προβλέποντας τη ροή. Επίσης, έχει αποδειχθεί επωφελές για την πραγματοποίηση προβλέψεων που σχετίζονται με πλημμύρες, καθώς απαιτεί μόνο μία μεταβλητή εισόδου. Έτσι, σε συνθήκες όπου δεν υπάρχουν επαρκείς πληροφορίες σχετικά με το πρόβλημα, το ANN αποδεικνύεται μια βιώσιμη προσέγγιση.

Ωστόσο, υπάρχουν ορισμένα εμπόδια κατά τη χρήση του, τα οποία περιλαμβάνουν κυρίως τη δυσκολία στο χειρισμό των δεδομένων, τη ρύθμιση των παραμέτρων, την πρόβλεψη της βροχόπτωσης και την αργή απόκριση σε εφαρμογή όταν χρησιμοποιούνται εικόνες με βάση τη διαβάθμιση. Μεταξύ των διαφόρων κατηγοριών ANN, το ANN οπισθοδιάδοσης (BPNN) είναι το ταχύτερο και ισχυρότερο εργαλείο για την πρόβλεψη πλημμυρών. Τυπικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα λειτουργούν με τη μορφή στρωμάτων, δηλαδή στρώμα εισόδου, κρυφό στρώμα και στρώμα εξόδου. Αρκετοί νευρώνες στο στρώμα εξόδου ορίζονται από το εφαρμογή (Munawar, 2021).

Το σήμα του νευρώνα εξόδου μπορεί να αναπαρασταθεί ως εξής:

$$Y = g(net) = g \sum_{i=1}^{k} w_i a_i$$
 , Εξίσωση 2.9

Η έξοδος του νευρώνα αντιπροσωπεύεται από το Y, το w_i αντιπροσωπεύει το σταθμισμένο διάνυσμα, το a είναι το σήμα εισόδου και το g(net) είναι η συνάρτηση μεταφοράς όπου το δίκτυο είναι ένα κλιμακωτό γινόμενο του βάρους και της εισόδου net με έκφραση ως εξής (Munawar. 2019):

$$net = (w_1a_1) + (w_2a_2) + \dots + (w_na_n)$$
, Eξίσωση 2.10

Οι Syifa M. et. al., (2019) χρησιμοποίησαν τους ταξινομητές ANN και Support Vector Machines (SVMs) για να διαφοροποιήσουν την πλημμυρισμένη περιοχή από άλλους τύπους κάλυψης γης στην περιοχή μελέτης του φράγματος Brumadinho που κατέρρευσε στις 25 Ιανουαρίου του 2019. Παράχθηκαν τέσσερις χάρτες από κάθε τύπο δορυφορικών δεδομένων για τις περιπτώσεις καταστροφής πριν και μετά την πλημμύρα και στη συνέχεια υπολογίστηκε η συνολική έκταση της πλημμύρας. Στη χαρτογράφηση πριν από την πλημμύρα, η μελέτη αυτή επικεντρώθηκε στον υπολογισμό της περιοχής του φράγματος που απεικονίζεται από το Landsat-8 και το Sentinel-2, αντίστοιχα. Ως αποτέλεσμα, οι ταξινομητές ANN και SVM παρήγαγαν παρόμοιες συνολικές περιοχές, αλλά η ταξινόμηση SVM έλαβε κάπως μεγαλύτερη συνολική έκταση από τον ANN. Επιπλέον, η χαρτογράφηση μετά την πλημμύρα έδειξε επίσης παρόμοια αποτέλεσμα, δηλαδή η ταξινόμηση SVM είχε μεγαλύτερο αριθμό εικονοστοιχείων από την ANN, γεγονός που επηρέασε τη συνολική πληγείσα περιοχή.

Στα σύνθετα δεδομένα του Landsat-8, το χρώμα της περιοχής εξόρυξης ήταν παρόμοιο με το χρώμα του φράγματος ή της πλημμυρισμένης περιοχής, το οποίο επηρέασε την ικανότητα της μηχανικής μάθησης να ταξινομήσει αυτές τις δύο κατηγορίες. Επιπλέον, η συννεφιασμένη κατάσταση του Landsat-8 προκάλεσε την ταξινόμηση να είναι λιγότερο αποτελεσματική σε σύγκριση με τον Sentinel-2. Στην περίπτωση αυτή, οι εικόνες Sentinel-2 απέδωσαν καλύτερο αποτέλεσμα για την χάρτη της πληγείσας περιοχής μετά την πλημμύρα από ό,τι οι εικόνες Landsat-8.

II. Convolutional Neural Networks (CNN)

Μια ακόμα δομή μηχανικής μάθησης αποτελεί το μοντέλο CNN. Ο βασικός σχεδιασμός ενός δικτύου βαθιάς μάθησης βασίζεται μόνο σε στρώματα απλών γραμμικών συναρτήσεων, ενώ υπάρχουν ορισμένες σημαντικές αρχιτεκτονικές παραλλαγές που χρησιμοποιούνται για την ομαδοποίηση των στρωμάτων, που μοιράζονται τα βάρη και βελτιώνουν τις επιδόσεις. Μία σημαντική τέτοια αρχιτεκτονική παραλλαγή είναι το νευρωνικό συνελικτικό δίκτυο (Convolutional Neural Network - CNN), το οποίο είναι ένα δίκτυο πολλαπλών επιπέδων που περιλαμβάνει ένα συνελικτικό στρώμα, ένα στρώμα συγκέντρωσης και ένα πλήρως συνδεδεμένο στρώμα (Jain, 2020), όπως φαίνεται στην εικόνα.



Εικόνα 2.3: Δομή ενός Convolutional Neural Network, Πηγή: Jain, 2020
Το CNN εκμεταλλεύεται την ιδέα ότι τα ενδιαφέροντα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου είναι συχνά χωρικά αμετάβλητα. Εν ολίγοις, οι γραμμές είναι χρήσιμα χαρακτηριστικά στην αναγνώριση αντικειμένων και είναι ανεξάρτητες από το που βρίσκονται στην εικόνα. Ενώ τα CNN έχουν ιστορικά αναπτυχθεί και χρησιμοποιηθεί για παραδοσιακά δεδομένα εικόνας, δηλαδή είτε σε κλίμακα του γκρι ή εικόνες RGB, μπορούν να κλιμακωθούν και να εκμεταλλευτούν δεδομένα τηλεπισκόπησης με πολύ περισσότερες φασματικές ζώνες.

Ενώ το CNN σε συνδυασμό με ένα συναφές στοιχείο μοντέλου που ονομάζεται επίπεδο συγκέντρωσης, παρέχουν ένα βασικό δομικό στοιχείο για εποπτευόμενη εκπαίδευση σε δεδομένα που μοιάζουν με εικόνες, ένας αριθμός ειδικών και λεπτομερών αρχιτεκτονικών έχουν προταθεί για την αξιοποίηση αυτών των ιδεών και τη δημιουργία δικτύων που παρέχουν υψηλές επιδόσεις. Αυτές περιλαμβάνουν δίκτυα όπως το AlexNet, το CaffeNet και το VGGNet. Αυτά τα δίκτυα είναι πολύ βαθιά και χρησιμοποιούν μια σειρά από βελτιστοποιήσεις για να παρέχουν υψηλή απόδοση. Ωστόσο, μια αρχική αξιοσημείωτη πρόκληση με αυτά τα δίκτυα είναι ότι απαιτούν σημαντικές ποσότητες δεδομένων για την εφαρμογή τους, συνήθως πολύ περισσότερες από όσες είναι διαθέσιμες σε ένα συγκεκριμένο τομέα, όπως για την ανίχνευση πλημμυρών. Για το λόγο αυτό, ένας αριθμός δικτύων έχουν προ-εκπαιδευτεί σε εναλλακτικά σύνολα δεδομένων που είναι διαθέσιμα για την ανάπτυξη μοντέλων εκκίνησης. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα τέτοιου εναλλακτικού συνόλου δεδομένων για προ-εκπαιδευμένα δίκτυα είναι το ImageNet.

Τα CNN είναι πιο κατάλληλα για την επεξεργασία αρχείων και εικόνων ράστερ, χάρη στη χωρική επαγωγική τους προκατάληψη. Δεδομένου ότι τα περισσότερα δεδομένα για την ανάλυση πλημμυρών (π.χ. υψομετρικά δεδομένα, πεδία κατανομής βροχόπτωσης και εικόνες τηλεπισκόπησης) έχουν αυτή τη μορφή, τα CNN χρησιμοποιούνται όλο και περισσότερο από την ερευνητική κοινότητα τα τελευταία χρόνια (Bentivoglio, 2022). Έχει αποδειχθεί ότι τέτοια προεκπαιδευμένα μοντέλα μπορούν γενικά να χρησιμοποιηθούν στη συνέχεια για την εκπαίδευση μοντέλων σε συγκεκριμένους τομείς με μικρά σύνολα δεδομένων. Ειδικότερα για εργασίες ταξινόμησης, έχει αποδειχθεί ότι τα CNN μπορούν να παρέχουν μεγάλες επιδόσεις. Μεταξύ αυτών των μοντέλων το VGGNet έχει δείξει εξαιρετικά αποτελέσματα σε διάφορες εργασίες ταξινόμησης τομέων, και ακόμη και στην τηλεπισκόπηση για την ταξινόμηση εικόνων.

Oι Gebrehiwot et. al., (2019) επιχείρησαν να αντιμετωπίσουν το πρόβλημα της χαρτογράφησης των πλημμυρισμένων εκτάσεων κάτω από το θολό της βλάστησης χρησιμοποιώντας οπτικές εικόνας. Σε συνδυασμό με ένα ολοκληρωμένο CNN και μιας περιοχής που αναπτύσσεται (Region Growing - RG) για τη χαρτογράφηση τόσο των ορατών όσο και των κάτω από τη βλάστηση πλημμυρισμένων περιοχών αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η επαύξηση δεδομένων μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια της ταξινόμησης εικόνων και η προτεινόμενη ολοκληρωμένη μέθοδος ανιχνεύει αποτελεσματικά πλημμύρες τόσο στις ορατές όσο και στις περιοχές που καλύπτονται από βλάστηση, οι οποίες είναι απαραίτητες για την αποτελεσματική αντιμετώπιση μιας έκτακτης πλημμυρικής ανάγκης και δραστηριοτήτων αποκατάστασης.

III. Support Vector Machines (SVMs)

Σύμφωνα με τους Munawar et. al., (2021) θεωρείται πως μια άλλη δημοφιλής μέθοδος για την ανάλυση πλημμυρών είναι αυτή του μοντέλου μηχανής υποστήριξης διανύσμάτων (Support Vector Machines – SVMs). Αποτελεί μια μέθοδος μη γραμμικού και μη παραμετρικού ταξινομητή μεγάλου περιθωρίου, που λειτουργεί με βάση τη στατιστική μάθηση και τον κανόνα

ελαχιστοποίησης του δομικού κινδύνου του Vapnik, συνήθως για τη δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης πλημμυρών (Ireland, 2015).

Τα μοντέλα SVM αναθέτουν δυαδικούς γραμμικούς ταξινομητές που μειώνουν τα σφάλματα ταξινόμησης στο ελάχιστο, ενώ μεγιστοποιούν το γεωμετρικό περιθώριο μέσω μιας αντίστροφης μεθόδου επίλυσης προβλημάτων. Από τα δεδομένα εκπαίδευσης δημιουργείται ένας χώρος υψηλών διαστάσεων. Αυτός ο χώρος διαιρείται σε θετικές και αρνητικές περιπτώσεις με ένα υπερεπίπεδο. Για την ταξινόμηση νέων περιπτώσεων, προσδιορίζεται η θέση τους σε αυτόν τον χώρο όσον αφορά το υπερεπίπεδο. Στην εικόνα παρουσιάζεται ένα υπερεπίπεδο SVM.



Εικόνα 2.4: Υπερεπίπεδο SVM, Πηγή: Munawar, 2021

Τα τελευταία χρόνια, ένα εργαλείο παλινδρόμησης έχει επίσης συνδεθεί με το SVM, το οποίο είναι γνωστό ως SVR (Support Vector Regression). Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιήθηκε για την εκτίμηση του κινδύνου πλημμύρας. Το SVM πήρε το όνομά του επειδή στα μαθηματικά τα παραδείγματα εκπαίδευσης στους μη μηδενικούς συντελεστές ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης. Οι τύποι του υπερεπιπέδου δίνονται ως εξής:

$$w^*x + b = 0$$
 , Εξίσωση 2.11

όπου "w" είναι το διάνυσμα του υπερεπιπέδου, "x" είναι το μέγεθος ενός διανύσματος και "b" είναι ένας μη μηδενικός συντελεστής. Ο τύπος των δύο περιθωρίων εκφράζεται παρακάτω. Η απόσταση μεταξύ αυτών των περιθωρίων με το υπερεπίπεδο πρέπει να μεγιστοποιηθεί. Έτσι, η απόσταση και των δύο αυτών περιθωρίων με το υπερεπίπεδο είναι η ίδια, δηλαδή ±1.

$$w^*x + b = \pm 1$$
, Εξίσωση 2.12

Σύμφωνα με την έρευνα που διεξήχθη, το SVM έχει δώσει καλύτερα αποτελέσματα από πολλούς άλλους ταξινομητές όπως οι Naïve Bayes, K-Nearest Neighbour και ANN (Munawar, 2019). Σύμφωνα με μια μελέτη από τους Ireland G. et. al., (2015) παρατηρήθηκε ότι το μοντέλο SVM έχει εφαρμοστεί ευρέως σε μελέτες ταξινόμησης εικόνων βάσει εικονοστοιχείων, ιδίως για υπερφασματικές εικόνες. Ειδικότερα, το SVM έχει επίσης χρησιμοποιηθεί με επιτυχία για την ανίχνευση αλλαγών και την πολυχρονική ταξινόμηση χάρη στην ικανότητά του να χειρίζεται

χώρους υψηλών διαστάσεων. Αυτές οι τεχνικές είναι γενικά πολύ ανθεκτικές σε θορυβώδη δεδομένα ελέγχοντας το συμβιβασμό μεταξύ της πολυπλοκότητας του μοντέλου και των σφαλμάτων εκπαίδευσης και είναι σε θέση να αντιμετωπίσουν μη γραμμικές συναρτήσεις απόφασης όταν χρειάζεται.

Οι πολλές παραλλαγές του αλγορίθμου έχουν επίσης εφαρμοστεί με επιτυχία σε προβλήματα τηλεπισκόπησης, όπως η τοπική διακριτική ανάλυση του Fisher (FDA) έως την kernel FDA (γνωστή και ως γενικευμένη διακριτική ανάλυση). Ωστόσο, λίγη προσοχή έχει δοθεί μέχρι στιγμής στη διερεύνηση της χρήσης της κανονικοποιημένης ανάλυσης διάκρισης πυρήνα Fisher (rkFDA) στη χαρτογράφηση πλημμυρισμένων περιοχών από οπτικές εικόνες. Η τεχνική αυτή κληρονομεί τα πλεονεκτήματα τόσο της τυπικής κανονικοποιημένης ανάλυσης διάκρισης διάκρισης όσο και της μη γραμμικής FDA, αξιοποιώντας την ευελιξία των μεθόδων πυρήνα από κοινού με την κανονικοποίηση του μοντέλου. Αυτά τα χαρακτηριστικά καθιστούν την rkFDA έναν σξιοσημείωτο ταξινομητή που έχει ήδη προσφέρει επιδόσεις κοντά ή ανώτερες από αυτές των SVM (Munawar, 2019).

Οι rkFDA έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία για την πολυχρονική χαρτογράφηση πλημμυρισμένων περιοχών σε μια περιοχή ομοιογενούς κάλυψης γης. Παρόλα αυτά, η ανάλυση της τεχνικής ταξινόμησης rkFDA για τη χαρτογράφηση πλημμυρισμένων περιοχών είναι περιορισμένη. Η αξιολόγηση της ακρίβειας αυτής της τεχνικής σε μια κατακερματισμένη και ετερογενή ευρωπαϊκή περιοχή, ιδίως στο ημίξηρο κλίμα της Μεσογείου, δεν έχει εξεταστεί. Ειδικότερα, θα ήταν επομένως ενδιαφέρον να αξιολογηθεί κατά πόσον η ακρίβεια αυτής της τεχνικής μπορεί να μεταφερθεί σε άλλες περιοχές παγκοσμίως. Δεδομένων των ήδη υποσχόμενων επιδόσεων των SVM σε εφαρμογές που σχετίζονται με φυσικούς κινδύνους, παρατηρείται ένα ενδιαφέρον στη σύγκριση της τεχνικής rkFDA με τους SVM όσον αφορά τον εντοπισμό και τη χαρτογράφηση πλημμυρισμένων περιοχών από οπτικές εικόνες. Τέλος, αποδείχτηκε ότι ο rkFDA είναι ελαφρώς ακριβέστερος από τα SVM και ξεπερνά σαφώς την ανίχνευση πλημμυρών με βάση τον NDWI. Κατά την εξέταση της συνολικής ακρίβειας οι διαφορές φάνηκαν μικρές (Munawar, 2019).

2.3. Συμπεράσματα

Η χρήση τεχνολογιών τηλεπισκόπησης για τη χαρτογράφηση πλημμυρών γίνεται όλο και πιο δημοφιλής λόγω της αποτελεσματικότητας και της ακρίβειάς της. Τα δεδομένα τηλεπισκόπησης μπορούν να αποτελέσουν πολύτιμο εργαλείο για τη χαρτογράφηση και τον εντοπισμό πλημμυρών. Ένας συνδυασμός τεχνικών με βάση τις εικόνες πολυφασματικών αισθητήρων είναι η βέλτιστη μέθοδος χαρτογράφησης μιας πλημμυρισμένης έκτασης. Στόχος του συγκεκριμένου κεφαλαίου αποτέλεσε η παρουσίαση των τεχνικών χαρτογράφησης μιας πλημμυρισμένης έκτασης και η σύνδεση με την σημαντικότητα αποτύπωσης του φαινομένου.

Η πιο συνηθισμένη μέθοδος χαρτογράφησης πλημμύρας είναι με κατωφλίωση και κυρίως με τους φασματικούς δείκτες νερού. Για τη χαρτογράφηση πλημμυρών έχουν αναπτυχθεί διάφοροι φασματικοί δείκτες, όπως ο NDWI και ο MNDWI. Ο NDWI έχει αποδειχθεί ότι είναι ο πιο ακριβής για την ανίχνευση επιφανειακών υδάτων σε περιοχές χωρίς βλάστηση, ενώ ο MNDWI είναι αποτελεσματικός για την ανίχνευση επιφανειακών υδάτων σε περιοχές με βλάστηση. Οι δείκτες αυτοί μπορούν να παρέχουν ακριβή αποτελέσματα σε περιοχές με χαμηλή φυτοκάλυψη και καθαρά υδάτινα σώματα αλλά μπορούν επίσης και να περιοριστούν σε περιοχές που παρουσιάζουν τα αντίθετα χαρακτηριστικά και υψηλή νεφοκάλυψη, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε ανακριβή ή ελλιπή χαρτογράφηση πλημμυρών.

Οι τεχνικές τμηματοποίησης εικόνας, όπως η ανίχνευση αλλαγών, η ανίχνευση ακμών και η απόχρωση – κορεσμός – τιμή, έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως στη χαρτογράφηση πλημμυρών με οπτικά δεδομένα. Οι τεχνικές αυτές έχουν αποδειχθεί αποτελεσματικές για τον εντοπισμό και την οριοθέτηση της έκτασης των πλημμυρισμένων περιοχών. Ωστόσο, η ακρίβεια των αποτελεσμάτων της χαρτογράφησης των πλημμυρών εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ποιότητα των δεδομένων εισόδου, την επιλογή της μεθόδου τμηματοποίησης και την επιλογή των κατάλληλων παραμέτρων για τη διαδικασία τμηματοποίησης. Παρά τη σημαντική πρόοδο στη χαρτογράφηση πλημμυρών με τη χρήση οπτικών δεδομένων, υπάρχουν ακόμη περιθώρια βελτίωσης όσον αφορά την ακρίβεια και την ταχύτητα. Απαιτείται περαιτέρω έρευνα για τη διερεύνηση νέων τεχνικών τμηματοποίησης και την ανάπτυξη πιο ισχυρών και αποδοτικών αλγορίθμων για τη χαρτογράφηση πλημμυρών.

Συμπερασματικά, η χαρτογράφηση πλημμυρών με τη χρήση οπτικών δεδομένων έχει ευρύ φάσμα εφαρμογών και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εκτίμηση και τη διαχείριση των πλημμυρών. Οι πιο αποτελεσματικές τεχνικές χαρτογράφησης πλημμυρών εξαρτώνται από τα χαρακτηριστικά της περιοχής μελέτης, συμπεριλαμβανομένης της κάλυψης γης, της νεφοκάλυψης και της παρουσίας σκιών. Παρόλα αυτά για τη χαρτογράφηση πλημμυρών οι τεχνικές που παρουσιάζουν περισσότερο ενδιαφέρον είναι με τμηματοποίηση εικόνας και με κατωφλίωση. Μελλοντικά θα μπορούσε να γίνει και η εφαρμογή τεχνικών machine learning, καθώς παρουσιάζουν σημαντικά αποτελέσματα. Επιπρόσθετα, δεν έχουν διερευνηθεί τόσο οι εικόνες Sentinel-2, λόγω της ευαισθησίας τους στις καιρικές συνθήκες. Στο τρίτο κεφάλαιο θα παρουσιαστεί η περιοχή μελέτης και τα δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν στη μεθοδολογία.

3. Περιγραφή

3.1. Περιοχή Μελέτης

Η πιο ευάλωτη περιοχή της Βόρειας Ιταλίας σε πλημμύρες είναι η λεκάνη απορροής του ποταμού Πάδου. Αυτή φιλοξενεί το 40% των συνολικών παραγωγικών δραστηριοτήτων της χώρας και το 30% του πληθυσμού της. Αυτή η περιοχή είναι ιδιαίτερα επιρρεπής στην αύξηση του πληθυσμού και περιέχει υψηλή συγκέντρωση πλούτου. Επιπλέον, η γη σε αυτή την περιοχή της Βόρειας Ιταλίας χρησιμοποιείται κυρίως για γεωργικούς σκοπούς, γεγονός που έχει οδηγήσει στην δημιουργία σημαντικού συνολικού μήκους τεχνητών δικτύων διοχέτευσης στην περιοχή. Επίσης, η μορφολογία του ποταμού Πάδου υφίσταται αλλαγές, γεγονός που αυξάνει την ευπάθεια της περιοχής αυτής και αυξάνει το άκρο της κορυφής της πλημμύρας (Prevention Web, 2022).

Ο ποταμός Sesia (Εικόνα 3.1) βρίσκεται στο γεωπάρκο Sesia-Val Grande και είναι ένας από τους μακρύτερους ποταμούς στην περιοχή του Πεδεμόντιου (Piemonte), καθώς έχει επίσης σύντομες εισροές στη Λομβαρδία (Lombardia) (138 km) και είναι ένας σημαντικός παραπόταμους του Πάδου (Comune di Carpignano Sesia Provincia di Novara, 2017). Αναδύεται από το Monte Rosa σε υψόμετρο περίπου 2.500 m από τον ομώνυμο παγετώνα. Στη συνέχεια ρέει πολύ γρήγορα προς τα κάτω στη Valsesia, δεχόμενος σε αυτό το τμήμα τα νερά πολυάριθμων ρεμάτων, τα οποία εμπλουτίζουν σημαντικά τη ροή του (Wikipedia, 2017).



Εικόνα 3.1: Τοποθεσία ποταμού Sesia και γειτονικών περιοχών. Πηγή: Copernicus (EMS), efrainmaps, MapCruzin

Σύμφωνα με την αρχή λεκάνης απορροής του ποταμού Πάδου (Autorita di Bacino del fiume Po Parma), η λεκάνη απορροής του ποταμού Sesia έχει συνολική επιφάνεια περίπου 3.075 km^2 (4% της επιφάνειας της λεκάνης του Πάδου), το 45% της οποίας εμπίπτει σε ορεινές περιοχές.

Ο Sesia και οι παραπόταμοι του Mastallone, Sessera και Cervo, με τον παραπόταμο Elvo, προέρχονται από το ίδιο ορογραφικό συγκρότημα. Οι αντίστοιχες λεκάνες τους είναι υπεύθυνες για υψηλές τιμές ετήσιων βροχοπτώσεων, καθώς και για σύντομες και έντονες βροχοπτώσεις, οι οποίες προκαλούν ένα καθεστώς ροής που χαρακτηρίζεται από υψηλή συχνότητα πλημμυρικών φαινομένων με σημαντικές τιμές παροχής στην περίοδο αιχμής.

Ο Sesia αν και επωφελείται από τη νιβάλια τροφοδοσία του παγετώνα Monte Rosa, είναι ένας εξαιρετικά χειμαρρώδης ποταμός: με μέσο υψηλό συντελεστή ροής 76 *mc/sec*, μπορεί να υποστεί πολύ χαμηλές παροχές στα πιο ξηρά καλοκαίρια (ακόμη και πολύ λίγων *mc/sec*), κυρίως λόγω της πολύ έντονης εκμετάλλευσης των νερών του για άρδευση και πλημμύρες σε ορυζώνες. Αντίθετα, σε περίπτωση εξαιρετικών βροχοπτώσεων στην Άνω Valsesia (όπως το 1968, το 1994 ή το 2000), ο ποταμός μπορεί να φτάσει ακόμη και σε εντυπωσιακές τιμές πλημμύρας 5.500 – 6.000 *mc/sec*, τις υψηλότερες που έχουν σημειωθεί ποτέ μεταξύ των παραποτάμων του Πάδου, σε σημείο που να επηρεάζει σημαντικά τις πλημμύρες. Έπειτα, από τη συμβολή με τον Celvo, το καθεστώς γίνεται πολύ πιο κανονικό (Comune di Carpignano Sesia Provincia di Novara, 2017).

Το υψόμετρο της περιοχής κυμαίνεται από 190 *m* υψόμετρο στα χαμηλότερα αλπικά της περιοχής του Πεδεμόντιου έως τα 4554 *m* υψόμετρο στην κορυφή του Monte Rosa (Pennine Alps), του δεύτερου υψηλότερου ορεινού όγκου της Ευρώπης των Άλπεων. Πράγματι, η περιοχή είναι κυρίως ορεινή, περιλαμβάνοντας υψηλές και μεγάλες πλημμυρικές πεδιάδες, καθώς και ένα τμήμα της λίμνης Maggiore (Perotti, 2020). Ακολουθεί η εικόνα 3.2 όπου φαίνονται οι διαφορές των υψομέτρων του γεωπάρκου. Επί του παρόντος, ο κυρίαρχος γεωμορφολογικός φορέας στις κοιλάδες του γεωπάρκου Sesia-Val Grande είναι ο ποτάμιος-χειμαρρώδης, ο οποίος συνοδεύεται από συνεχείς βαρυτικές αστάθειες, όπου οι πλαγιές είναι πιο απότομες (Perotti, 2020).



Εικόνα 3.2: Διαφορά υψομέτρων του γεωπάρκου Sesia-Val Grande, με τους ποταμούς Sesia, Toce και Ticino, πηγή: Perotti, 2020

Όσον αφορά το γεγονός, από τις πρώτες ώρες της 3ης Οκτωβρίου του 2020 έντονη καιρική αναστάτωση έπληξε τη Βόρεια Ιταλία, με ισχυρές βροχοπτώσεις και ισχυρούς ανέμους. Τόσο κόκκινοι όσο και πορτοκαλί συναγερμοί εκδόθηκαν από την περιφερειακή και την Εθνική Πολιτική Προστασία. Οι μεγαλύτερες ζημιές αναφέρθηκαν στην περιοχή της Λιγουρίας (Liguria) και στο βόρειο και δυτικό τμήμα της περιοχής του Πεδεμόντιου (Piedmont), όπου η ποσότητα της βροχόπτωσης που καταγράφηκε υπερέβαινε το προηγούμενο ιστορικό ποσοστό του 1958. Οι έντονες βροχοπτώσεις προκάλεσαν υπερχείλιση πολλών ποταμών και πλημμύρες σε πολλές περιοχές.

Η υπερχείλιση του ποταμού Sesia στην περιοχή του Πεδεμόντιου προκάλεσε διακοπή των δρόμων, την κατάρρευση μιας γέφυρας και πλημμύρες σε αρκετές περιοχές. Εκτός των υλικών όμως ζημιών, καταγράφηκαν και δύο ανθρώπινες απώλειες (Copernicus, 2020). Ο ποταμός Sesia ανέβηκε γρήγορα, καταστρέφοντας το έδαφος της κοιλάδας. Σημειώθηκαν πλημμύρες με ζημιές στις υποδομές σε όλη τη Valsesia. Σημαντικές ζημιές σε καλλιέργειες και σπίτια σημειώθηκαν επίσης στην κάτω περιοχή του Vercelli: το Borgo Vercelli πλημμύρισε εν μέρει, όπως και η σιδηροδρομική γραμμή Τορίνο-Μιλάνο μεταξύ του Bivio Sesia και της σιδηροδρομικής γέφυρας του SP12 στο Borgo Vercelli (Wikipedia, 2022).

3.2. Δεδομένα

Τα αρχικά δεδομένα που ανακτήθηκαν αποτελούνται από δορυφορικές εικόνες Sentinel-2 που λήφθηκαν πριν και μετά την πλημμύρα, για την βέλτιστη αποτύπωση των μεθοδολογιών που θα μελετηθούν. Επιμέρους δεδομένα για την εγκυρότητα των αποτελεσμάτων προέρχονται από την Υπηρεσία Έκτακτης Ανάγκης Copernicus (Copernicus Emergency Management Service, EMS) (<u>https://emergency.copernicus.eu/</u>) των πλημμυρισμένων εκτάσεων του συγκεκριμένου γεγονότος. Όλα τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα πτυχιακή μελέτη είναι ανοιχτά και διατίθενται ελεύθερα.

3.2.1. Δεδομένα Μεθοδολογίας

Στην παρούσα πτυχιακή μελέτη επιλέχθηκαν ως βασικά τα πολυφασματικά δεδομένα του δορυφόρου Sentinel-2. Αυτή η επιλογή έγινε καθώς, οι πολυφασματικές εικόνες έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία για την παρακολούθηση υδάτινων σωμάτων και ποταμών, την ανίχνευση αλλαγών και την εξαγωγή χαρακτηριστικών του νερού (Volpi, 2013 ; Feyisa, 2014 ; Ireland, 2015 ; Munasinghe, 2018 ; Goffi, 2020 ; Abazaj, 2020 ; Li, 2022 ; Albertini, 2022). Επιπλέον, όταν η νεφοκάλυψη δεν αποτελεί μείζον ζήτημα, η εφαρμογή της οπτικής τηλεπισκόπησης σε χάρτες πλημμυρισμένων περιοχών προσφέρει τη δυνατότητα γρήγορου και αξιόπιστου εντοπισμού επικίνδυνων περιοχών και υποστήριξης της εφαρμογής στρατηγικών αντιμετώπισης πλημμυρών (flood coping strategies) και δραστηριοτήτων αντιμετώπισης (response activities). Τέλος, τα πολυφασματικά δορυφορικά δεδομένα έχουν επίσης πρόσφατα αποδειχθεί κατάλληλα για την παρακολούθηση της μακροχρόνιας χωροχρονικής δυναμικής της μορφολογίας των ποταμών και της βλάστησης καθώς και της εξέλιξης των χρήσεων/καλύψεων γης (Albertini, 2022).

Οι δορυφόροι Sentinel-2A και 2B μεταφέρουν μια καινοτόμο υψηλής διακριτικής ικανότητας πολυφασματική κάμερα με δεκατρία φασματικά κανάλια, για την καταγραφή του εδάφους και της βλάστησης με μεγάλη ακρίβεια (Περάκης, 2015). Ο δορυφόρος Sentinel-2 εκτός της σημαντικής ιδιότητας που έχει από κατασκευής για την διαχείριση εκτάκτων αναγκών, περιλαμβάνει όργανα πολυφασματικής απεικόνισης για την παρακολούθηση και διαχείριση του περιβάλλοντος γενικά και ειδικότερα για την μελέτη των υδάτων και υδρογραφικών δικτύων, της κάλυψης των εδαφών και της βλάστησης σε παράκτιες περιοχές. Επιπλέον, θεωρείται κατάλληλος για καταγραφικές και συνεχείς απεικονίσεις φυσικών καταστροφών όπως των πλημμυρών (Περάκης, 2015).

Τα δεδομένα του Sentinel-2 είναι τα υψηλότερης χωρικής ανάλυσης πολυφασματικά δεδομένα τηλεπισκόπησης που διατίθενται σήμερα δωρεάν στο κοινό τον ιστότοπο του Copernicus Open Access Hub (https://scihub.copernicus.eu/) της Ευρωπαϊκής Υπηρεσίας Διαστήματος (ESA). Ο δορυφόρος Sentinel 2A εκτοξεύτηκε τον Ιούνιο του 2015 και ο 2B τον Μάρτιο του 2017. Ο Sentinel-2 φέρει πολυφασματικό απεικονιστή με υψόμετρο 786 km και μπορεί να καλύψει 13 φασματικές ζώνες με εύρος 290 km. Η περίοδος επαναφοράς είναι δέκα ημέρες για έναν δορυφόρο και πέντε ημέρες για δύο συμπληρωματικούς δορυφόρους. Διαθέτει διαφορετικές χωρικές αναλύσεις 10 m, 20 m και 60 m, από το ορατό και το εγγύς υπέρυθρο έως το υπέρυθρο μικρού μήκους κύματος (Πίνακας 3.1). Τα πολυφασματικά δεδομένα επιπέδου L2A του Sentinel-2 περιέχουν προϊόντα ανάκλασης του ατμοσφαιρικού πυθμένα που έχουν διορθωθεί για την ατμόσφαιρα (Zhang, 2021).

Πίνακας 3.1: Λεπτομέρειες των Sentinel 2A και 2B, όπως οι φασματικές ζώνες με τα μήκη κύματος και τη χωρική ανάλυσή τους, μαζί με την ημερομηνία και ώρα των εικόνων πριν και μετά την πλημμύρα. Πηγή: Lefebvre, 2019

	Sentinel 2A, 2B			
Φασματική Ζώνη (Spectral Band)	Ζώνη (Band)	Μήκος Κύματος (Wavelength) (μm)	Χωρική ανάλυση (m) (Spatial resolution)	
Μπλε / Blue (B)	B2	0.46–0.52	10	
Πράσινο / Green (G)	B3	0.54–0.58	10	
Κόκκινο / Red (R)	B4	0.65–0.68	10	
Κόκκινο ακραίο / Red edge (RE1)	B5	0.698–0.712	20	
Κόκκινο ακραίο / Red edege (RE2)	B6	0.733–0.747	20	
Κόκκινο ακραίο / Red edge (RE3)	B7	0.773–0.793	20	
Εγγύς Υπέρυθρο / Near Infrared (NIR)	B8	0.784–0.9	10	
Εγγύς Υπέρυθρο / Near Infrared (NIR)	B8A	0.855–0.875	20	
Υπέρυθρο Βραχέων Κυμάτων / Shortwave Infrared (SWIR1)	B11	1.565–1.655	20	
Υπέρυθρο Βραχέων Κυμάτων /				
Shortwave Infrared (SWIR2)	B12	2.1–2.28	20	
Ημερομηνία και ώρα (πριν)	(πριν) 28/09/2020, 10:20:31			
Ημερομηνία και ώρα (μετά)	03/10/2020, 10:17:59			

Οι δορυφορικές εικόνες που προμηθεύτηκαν από το Copernicus Open Access Hub (https://scihub.copernicus.eu/) προέρχονται από τον Sentinel 2A. Είναι επιπέδου 2A (L2A), έχουν υποστεί γεωμετρική, ραδιομετρική και αισθητηριακή διόρθωση έχουν περάσει την ορθότητα μορφοποίησης καθώς και την γενική ποιότητα και διαθέτουν τιμές ανακλαστικότητας. Για την περίπτωση μελέτης που έχει επιλεχθεί οι εικόνες έχουν χωρική ανάλυση 10 ή 20 m και έχουν ληφθεί πριν την πλημμύρα στις 28/09/2020 και ώρα 10:20:31 και μετά την πλημμύρα στις 03/10/2020 και ώρα 10:17:59.

Επιπλέον δεδομένα της μεθοδολογίας θεωρούνται τα πολύγωνα της Ευρώπης και το πολύγωνο της Ιταλίας, τα οποία είναι διανυσματικά vector δεδομένα. Αποτελούν τα υπόβαθρα για την περάτωση ορισμένων επεξεργασιών και τη δημιουργία ορισμένων χαρτών. Αυτά ανακτήθηκαν από το EfrainMaps, ένας ιστότοπος με ανοιχτά γεωχωρικά δεδομένα (<u>https://www.efrainmaps.es/english-version/free-downloads/europe/</u>) και τον Ευρωπαϊκό Οργανισμό Περιβάλλοντος (European Environment Agency) (https://www.eea.europa.eu/dataand-maps/data/eea-reference-grids-2/gis-files/italy-shapefile) αντίστοιχα. Τέλος, τα σημεία των σημαντικότερων πόλεων της Ιταλίας και του υδρογραφικού δικτύου ανακτήθηκαν από τον ιστότοπο MapCruzin.com (https://mapcruzin.com/free-italy-arcgis-maps-shapefiles.htm). Αυτά είναι εξίσου διανυσματικά vector δεδομένα, με την διαφορά βέβαια ότι τα πρώτα είναι σημεία και τα δεύτερα γραμμές.

3.2.2. Δεδομένα για την Εγκυρότητα των Αποτελεσμάτων

Για την εγκυρότητα των αποτελεσμάτων της μεθοδολογίας χρησιμοποιήθηκαν και δεδομένα από την Υπηρεσία Διαχείρισης Έκτακτης Ανάγκης Copernicus (Copernicus Emergency Management Service, EMS). Αυτή χρησιμοποιεί δορυφορικές εικόνες και άλλα γεωχωρικά δεδομένα για να παρέχει δωρεάν υπηρεσίες χαρτογράφησης σε περιπτώσεις φυσικών καταστροφών, ανθρωπογενών καταστάσεων έκτακτης ανάγκης και ανθρωπιστικών κρίσεων σε όλο τον κόσμο. Το Rapid Mapping παρέχει γεωχωρικές πληροφορίες εντός ωρών ή ημερών από την ενεργοποίηση για υποστήριξη δραστηριοτήτων διαχείρισης έκτακτης ανάγκης αμέσως μετά από μια καταστροφή. Παρέχονται τυποποιημένα προϊόντα χαρτογράφησης: π.χ. την εξακρίβωση της κατάσταση πριν από το συμβάν (προϊόν αναφοράς), τον προσδιορισμό χονδρικά και την αξιολόγηση των περιοχών που επλήγησαν περισσότερο (προϊόν πρώτης εκτίμησης), την εκτίμηση της γεωγραφικής έκτασης του συμβάντος (προϊόν οριοθέτησης) ή την αξιολόγηση της σοβαρότητας της ζημίας που προκύπτει από το συμβάν (προϊόν ταξινόμησης) (Copernicus EMS, 2023).

Τα δεδομένα για την εγκυρότητα των αποτελεσμάτων αποτελούνται από τις χαρτογραφημένες πλημμυρισμένες εκτάσεις του Copernicus Emergency Mapping, για το συμβάν που συνέβη στις 3 Οκτωβρίου του 2020 για τον ποταμό Sesia, (<u>https://emergency.copernicus.eu/mapping/list-ofcomponents/EMSR468/ALL/EMSR468 AOI01</u>). Η πρώτη εκτίμηση προϊόντος πραγματοποιήθηκε από την δορυφορική εικόνα του Sentinel-2, 03/10/2020 10:27 UTC. Επιπρόσθετες πηγές των δεδομένων προέρχονται από τις εξής πηγές: JRC (2013), EuroGeographics, Natural Earth (2012), CCM River DB, EUJRC2007, GeoNames (2013) και ο βασικός χάρτης του προϊόντος είναι βασισμένος στις πηγές: OpenStreetMap contributors, OpenStreetMap data και Natural Earth. Οι χάρτες δημιουργήθηκαν από την εταιρεία SERTIT (ODO) (<u>https://sertit.unistra.fr/en/</u>).

Το αποτέλεσμα της υπηρεσίας του συμβάντος αποτελούνται από 6 προϊόντα χάρτες. Πιο, αναλυτικά ένα προϊόν πρώτης εκτίμησης, δύο οριοθέτησης και τρία διαβάθμισης. Ο εξουσιοδοτημένος χρήστης αποτελεί η Προεδρία του Συμβουλίου Υπουργών - Τμήμα Πολιτικής Προστασίας - Κέντρο Καταστάσεων της Ιταλίας (Italy | Presidenza del Consiglio dei Ministri -Dipartimento della Protezione Civile - Centro Situazioni). Τα δεδομένα τα οποία παρατηρήθηκαν για το συγκεκριμένο συμβάν αποτελούνται από δύο εκδόσεις προϊόντων. Για την συγκεκριμένη πτυχιακή μελέτη επιλέχθηκε η δεύτερη έκδοση, καθώς είναι και η τελική η οποία έχει εγκριθεί, που εμπεριέχει ένα πακέτο διανυσματικών (vector) δεδομένων. Αυτά αποτελούνται από τα πολύγωνα των πλημμυρισμένων εκτάσεων, του πολυγώνου της περιοχής ενδιαφέροντος, των πολυγώνων των διαφόρων ειδών υδρογραφικού δικτύου και τα γραμμικά του οδικού δικτύου της περιοχής. Τέλος, στην συγκεκριμένη περίπτωση όλα τα προϊόντα της ενεργοποίησης είναι "κλειστά", που σημαίνει ότι η παραγωγή έχει ολοκληρωθεί και η ποιότητα των προϊόντων έχει εγκριθεί.

4. Μεθοδολογία

Αρχικά έπρεπε να γίνει κάποια βασική προ-επεξεργασία των δεδομένων και έπειτα επιτεύχθηκε η εφαρμογή των δεικτών και της ανίχνευσης αλλαγών πλημμύρας στις δορυφορικές εικόνες. Τελευταίο βήμα αποτέλεσε ο έλεγχος εγκυρότητας (validation) των τεχνικών χαρτογράφησης χρησιμοποιώντας τα δεδομένα από την Υπηρεσία Έκτακτης Ανάγκης Copernicus. Όλη η επεξεργασία των δεδομένων έγινε στο λογισμικό SNAP και η εξαγωγή των τελικών χαρτών στο QGIS, αυτά τα λογισμικά ανοιχτού κώδικα. Τα βήματα της μεθοδολογίας συνοψίζονται στην Εικόνα 4.1 παρακάτω.



Εικόνα 4.1: Διάγραμμα μεθοδολογίας χαρτογράφησης της πλημμυρισμένης έκτασης

4.1. Προ-επεξεργασία Δεδομένων

Αρχικά, στο λογισμικό του SNAP έγινε η προ-επεξεργασία των εικόνων Sentinel-2, πριν την εφαρμογή των δύο τεχνικών χαρτογράφησης. Τα βασικά βήματα της προ-επεξεργασίας πριν και μετά την πλημμύρα συνοψίζονται στα εξής:

Επαναδειγματοληψία (Resample)

Τα 13 φασματικά κανάλια στα προϊόντα του Sentinel-2 δεν έχουν όλες την ίδια χωρική ανάλυση (επομένως ούτε το ίδιο μέγεθος). Οι εικόνες Sentinel-2 περιέχουν 13 φασματικά κανάλια σε τρεις διαφορετικές χωρικές αναλύσεις. Επομένως, επιλέχθηκε να γίνει η επαναδειγματοληψία στις εικόνες στα 20 m. Εν ολίγης, αυτή η διαδικασία μετατρέπει τη χωρική διακριτική ικανότητα όλων των καναλιών στα ίδια μέτρα και εφαρμόστηκε και στις δύο εικόνες της μεθοδολογίας.

Περικοπή (Subset)

Η ευρύτερη εικόνα μετά την πλημμύρα παρουσίασε αρκετά σύννεφα στο βόρειο τμήμα της αλλά και ελάχιστα πάνω από την πλημμυρισμένη έκταση. Επομένως, έγινε η περικοπή των εικόνων σε μία μικρότερη έκταση της πλημμύρας της περιοχής μελέτης. Αυτό διευκολύνει τόσο την επεξεργασία της εικόνας αλλά και την απουσία σφαλμάτων λόγω νεφοκάλυψης. Το σημείο όπου επιλέχθηκαν να παρουσιαστούν οι τεχνικές είναι αντιπροσωπευτικό και αποτελεί την κεντρική έκταση της πλημμύρας, καθώς ακόμα βρίσκεται γειτονικά σε μία κατοικήσιμη περιοχή. Η λειτουργία αυτή εφαρμόστηκε και στις δύο εικόνες της μεθοδολογίας.

Στην Εικόνα 4.2 φαίνονται οι ψευδόχρωμες εικόνες της περικομμένης έκτασης πριν και μετά την πλημμύρα. Παρατηρείται ότι με αποχρώσεις του κόκκινου σημειώνονται οι περιοχές όπου εμφανίζουν βλάστηση και πιο συγκεκριμένα εκεί όπου οι αποχρώσεις είναι πιο έντονες σημαίνει ότι παρουσιάζουν δασική περιοχή, ενώ σε περιοχές όπου είναι πιο ανοιχτόχρωμες συμβολίζουν καλλιεργήσιμες περιοχές. Η εικόνα μετά την πλημμύρα παρουσιάζει πιο έντονες αποχρώσεις του κόκκινου, καθώς η βλάστηση μόλις έχει επηρεαστεί από την βροχή, επομένως διαθέτει μεγαλύτερη συγκέντρωση νερού. Κάνοντας μια σύγκριση των εικόνων πριν και μετά την πλημμύρα, είναι προφανές ότι τα όρια του ποταμού πριν την πλημμύρα ήταν αρκετά πιο περιορισμένα και βρίσκονταν κοντά σε κατοικημένες περιοχές.



Εικόνα 4.2: Ψευδέχρωμες εικόνες περικομμένης περιοχής μελέτης πριν δεξιά (28/09/2020, 10:20:31) και μετά αριστερά (03/10/2020, 10:17:59) την πλημμύρα

Ως επιμέρους βήμα προ-επεξεργασίας κρίθηκε η περικοπή του προϊόντος εγκυρότητας των αποτελεσμάτων Copernicus στην ίδια περιοχή που περικόπηκαν και οι δύο εικόνες Sentinel-2 (Εικόνα 4.3).



Εικόνα 4.3: Επεξεργασμένο πολύγωνο πλημμυρισμένης έκτασης του προϊόντος εκτίμησης της Υπηρεσίας Έκτακτης Ανάγκης Copernicus

4.2. Κύρια επεξεργασία

Η κύρια επεξεργασία των δεδομένων αφορά την χαρτογράφηση της πλημμύρας και την ανίχνευση αλλαγών. Για αυτό το λόγο, εφαρμόστηκε κατωφλίωση με τη χρήση φασματικών δεικτών νερού (NDWI και MNDWI) σε εικόνες πριν και μετά την πλημμύρα. Επιμέρους στάδιο της κύριας επεξεργασίας αποτελεί μια προσέγγιση με ανίχνευση αλλαγών (change detection).

4.2.1. Χαρτογράφηση Πλημμυρισμένης Έκτασης με Κατωφλίωση – Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού

Η συγκεκριμένη τεχνική εφαρμόστηκε στην εικόνα ακριβώς μετά την πλημμύρα, δηλαδή ακολούθησε μία μονοχρονική προσέγγιση. Τα κύρια βήματα επεξεργασίας διαφαίνονται στην Εικόνα 4.4.



Εικόνα 4.4: Διάγραμμα μεθοδολογίας κύριας επεξεργασίας χαρτογράφησης της πλημμυρισμένης έκτασης με κατωφλίωση – εφαρμογή φασματικών δεικτών νερού (NDWI και MNDWI)

Οι δείκτες που εφαρμόστηκαν ήταν ο NDWI (Εξίσωση 2.2) και ο MNDWI (Εξίσωση 2.4). Ο δείκτης NDWI προτάθηκε αρχικά από τον McFeeters και έχει σχεδιαστεί για να μεγιστοποιεί την ανάκλαση των υδάτινων σωμάτων στην πράσινη ζώνη και να ελαχιστοποιεί την ανάκλαση τους στη NIR ζώνη (Xu, 2006). Ο δείκτης MNDWI, μπορεί να καταστείλει αποτελεσματικά και ακόμη και να αφαιρέσει τον θόρυβο της δόμησης, καθώς αντικαθίσταται η ζώνη NIR με τη ζώνη SWIR (Li, 2022). Οι εξισώσεις των δεικτών είναι οι ακόλουθες:

$$NDWI_{McFeeters} = \frac{\rho_{Green} - \rho_{NIR}}{\rho_{Green} + \rho_{NIR}}, Eξίσωση 4.1$$
$$MNDWI = \frac{\rho_{Green} - \rho_{SWIR}}{\rho_{Green} + \rho_{SWIR}}, Eξίσωση 4.2$$

Οι εξισώσεις των δεικτών που χρησιμοποιήθηκαν υπέστησαν μια μετατροπή βάση των χαρακτηριστικών των καναλιών του δορυφόρου Sentinel-2:

$$NDWI = \frac{B3 - B8}{B3 + B8}, Eξίσωση 4.3$$
$$MNDWI = \frac{B3 - B11}{B3 + B11}, Eξίσωση 4.4$$

Μετά την εφαρμογή των δεικτών έπρεπε να γίνει η εφαρμογή ενός κατωφλιού ώστε να διακριθεί η πλημμυρισμένη έκταση πιο εύκολα. Η επιλογή των κατωφλιών έγινε μετά την παρατήρηση των ιστογραμμάτων των δεικτών. Παρατηρώντας το ιστόγραμμα για την εικόνα μετά την πλημμύρα του δείκτη NDWI (Εικόνα 4.5) φαίνεται πως παρουσιάζει δύο κορυφές, που σημαίνει ότι τα εικοστοιχεία σε αυτά τα σημεία είναι περισσότερο συγκεντρωμένα. Βλέποντας επίσης τις τιμές της ψευδέχρωμης εικόνας του δείκτη παρατηρούνται ποια εικονοστοιχεία αντιπροσωπεύουν την πλημμυρισμένη έκταση, όπου αυτά διακρίνονται με αποχρώσεις του πορτοκαλί. Ως κατώφλι σε αυτήν την περίπτωση επιλέχθηκε το σημείο που διαχωρίζει καλύτερα τις δύο κορυφές, όπου είναι το σημείο -0,26.



Εικόνα 4.5: Ψευδέχρωμη εικόνα του NDWI, με τις τιμές των εικονοστοιχείων και το ιστόγραμμα του δείκτη μετά την πλημμύρα.

Η ίδια διαδικασία επιλογής του κατωφλιού εφαρμόστηκε και για τον δείκτη MNDWI μετά την πλημμύρα. Στο ιστόγραμμα του δείκτη αυτού (Εικόνα 4.6) παρατηρούνται πάλι δύο κορυφές, όπου το ενδιάμεσο σημείο που τις διαχωρίζει διακριτά είναι το -0,43. Παρατηρώντας ακόμα και τον πίνακα των αποχρώσεων των εικονοστοιχείων, φαίνεται πως τα εικονοστοιχεία σκούρου κόκκινου χρώματος του δείκτη είναι και αυτά που αποτυπώνουν την πλημμύρα.



Εικόνα 4.6: Ψευδέχρωμη εικόνα του MNDWI, με τις τιμές των εικονοστοιχείων και το ιστόγραμμα του δείκτη μετά την πλημμύρα.

Συνοπτικά στον ακόλουθο πίνακα φαίνονται τα κατώφλια που επιλέχθηκαν για κάθε δείκτη μετά την πλημμύρα.

	Κατωφλίωση					
	NDWI	MNDWI				
μετά την						
πλημμύρα	if ndwi < = -0.26 then 1 else 0	if mndwi < = -0.43 then 1 else 0				

Πίνακας 4.1: Όρια κατωφλιών που εφαρμόστηκαν στους δείκτες μετά την πλημμύρα.

Μετά την εφαρμογή των κατωφλιών δημιουργήθηκαν δύο εικόνες δυαδικής μορφής, όπου παρουσιάζουν με 1 τις πλημμυρισμένες εκτάσεις και με 0 όλες τις υπόλοιπες πληροφορίες της εικόνας. Επιπρόσθετα, έγινε η εισαγωγή των επεξεργασμένων δεδομένων του δείκτη στο QGIS. Όλα τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν έπρεπε να είναι στην ίδια μορφή, επομένως έγινε η μετατροπή της εικόνας του δείκτη από ψηφιδωτή (raster) σε διανυσματική (vector) μορφή, ώστε να επεξεργαστούν περαιτέρω. Τέλος, έγινε η επικάλυψη των επιπέδων των δεικτών με του προϊόντος εγκυρότητας των αποτελεσμάτων του Copernicus, ώστε να διαγραφούν όλα τα στοιχεία εκτός της πλημμύρας στις εικόνες των δεικτών τα οποία παρουσιάζονται ως πλημμυρισμένα αλλά δεν είναι.

Για την εικόνα πριν την πλημμύρα εφαρμόστηκαν εκ νέου οι δείκτες NDWI και MNDWI. Όπως και στην προηγούμενη εφαρμογή, έτσι και σε αυτή, μετά την εφαρμογή των δεικτών έγινε η κατωφλίωση και η εξαγωγή τους σε μορφή μάσκας. Παρατηρώντας το ιστόγραμμα για την εικόνα πριν την πλημμύρα του δείκτη NDWI (Εικόνα 4.7) φαίνεται πως παρουσιάζει δύο κορυφές, το ενδιάμεσο σημείο που τις διαχωρίζει είναι το -0,45. Μετά την προσπάθεια δοκιμής με το συγκεκριμένο κατώφλι, παρατηρήθηκε ότι παρουσιάζονταν πολλά στοιχεία γύρω από το ποτάμι ως πιο έντονα. Επομένως, βλέποντας επίσης και τις τιμές της ψευδέχρωμης εικόνας του

δείκτη παρατηρούνται ποια εικονοστοιχεία αντιπροσωπεύουν την έκταση του ποταμού, όπου αυτά είναι τα σκούρα κόκκινα εικονοστοιχεία. Εν κατακλείδι, συγκρίνοντας τα αποτελέσματα επιλέχθηκε ως κατώφλι το σημείο που διαχωρίζει καλύτερα τα υδάτινα σώματα από τις υπόλοιπες οντότητες της εικόνας, όπου είναι το -0,252.



Εικόνα 4.7: Ψευδέχρωμη εικόνα του NDWI, με τις τιμές των εικονοστοιχείων και το ιστόγραμμα του δείκτη πριν την πλημμύρα.

Η ίδια διαδικασία επιλογής του κατωφλιού εφαρμόστηκε και για τον δείκτη MNDWI πριν την πλημμύρα. Στο ιστόγραμμα του δείκτη αυτού (Εικόνα 4.8) παρατηρούνται πάλι δύο κορυφές, όπου το ενδιάμεσο σημείο που τις διαχωρίζει διακριτά είναι το -0,35. Εφαρμόζοντας το συγκεκριμένο κατώφλι, δημιουργήθηκε πάλι το ίδιο πρόβλημα με τον προηγούμενο δείκτη. Έτσι, παρατηρώντας ακόμα και τον πίνακα των αποχρώσεων των εικονοστοιχείων, φαίνεται πως τα εικονοστοιχεία σκούρου κόκκινου χρώματος της ψευδέχρωμης εικόνας του δείκτη είναι και αυτά που αποτυπώνουν τα υδάτινα σώματα. Επομένως, επιλέχθηκε ως κατώφλι το σημείο που διαχωρίζει καλύτερα τα υδάτινα σώματα από τις υπόλοιπες οντότητες της εικόνας, όπου είναι το -0,253.



Εικόνα 4.8: Ψευδέχρωμη εικόνα του MNDWI, με τις τιμές των εικονοστοιχείων και το ιστόγραμμα του δείκτη πριν την πλημμύρα.

Η επιλογή στο τρίτο δεκαδικό ψηφίο μεταξύ των δεικτών πριν την πλημμύρα (Πίνακας 4.2), κρίνεται ώστε να είναι όσο το δυνατόν πιο μεγάλη η αποτύπωση των υδάτινων σωμάτων.

	•					
			Κατωφλ	λίωση		
		NDWI			MNDWI	

	2 /	/	<i>c</i> ′	1 /
1111000000011100000000000000000000000	$\Omega $	CINNINGTOVIU	$\pi \tau \alpha \mu c \lambda c \mu \tau c c \pi \alpha \mu$	$\pi n v \pi n n n n n n n n n n n n n n n n $
TILVUNUL 4.Z. UL	πα καιωωλιων που	CWUDUUUUIIKUV	υτους σεικτες ποιν	

if ndwi < = -0.252 then 1 else 0

πριν την πλημμύρα

Μετά την εφαρμογή των κατωφλιών δημιουργήθηκαν δύο εικόνες δυαδικής μορφής, όπου						
παρουσιάζουν με 1 τις πλημμυρισμένες εκτάσεις και με 0 όλες τις υπόλοιπες πληροφορίες της						
εικόνας. Έπειτα, έγινε η εισαγωγή των επεξεργασμένων δεδομένων των δεικτών πριν την						
πλημμύρα στο QGIS. Όλα τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν έπρεπε να είναι στην ίδια μορφή,						
επομένως έγινε η μετατροπή των εικόνων από raster σε vector. Σε αυτό το στάδιο, έπρεπε να						
γίνει η επικάλυψη των επιπέδων των δεικτών με του προϊόντος εγκυρότητας των						
αποτελεσμάτων του Copernicus, ώστε να διαγραφούν όλα τα στοιχεία εκτός της πλημμύρας στις						
εικόνες των δεικτών τα οποία παρουσιάζονται ως πλημμυρισμένα αλλά δεν είναι.						

4.2.2. Ανίχνευση Αλλαγών – Πολυχρονικά Δεδομένα και Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού με Κατωφλίωση

Η ανίχνευση αλλαγών είναι η διαδικασία εντοπισμού των διαφορών στην κατάσταση ενός αντικειμένου ή φαινομένου παρατηρώντας το σε διαφορετικές χρονικές στιγμές (Lu, 2004). Με τον όρο αλλαγή εννοούμε τις μεταβολές στα επιφανειακά συστατικά με διαφορετικούς ρυθμούς. Η αρχή της ανίχνευσης αλλαγών στην τηλεπισκόπηση προσδιορίζει ότι η αλλαγή της κάλυψης γης θα αλλάξει τις φασματικές ιδιότητες μιας περιοχής. Είναι επίσης καλύτερο να χρησιμοποιείται ο ίδιος αισθητήρας με σχεδόν επετειακές ημερομηνίες, πράγμα που το καθιστά

if mndwi < = -0.253 then 1 else 0

δύσκολο, ιδίως αν ληφθεί υπόψη η νεφοκάλυψη. Στην προκειμένη περίπτωση το πρόβλημα αυτό δεν αντιμετωπίζεται, επειδή η ημερομηνία λήψης των δύο εικόνων δεν είναι μεγάλη και οι περικομμένες εικόνες δεν παρουσιάζουν σύννεφα.

Μια μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε είναι η άλγεβρα (algebra), η οποία με την επιλογή κατωφλίων προσδιορίζει τις αλλαγμένες περιοχές μέσω του υπολογισμού ενός φασματικού δείκτη. Τα πλεονεκτήματά της είναι ότι είναι σχετικά απλή, εύκολη στην ερμηνεία, μπορεί να χειριστεί φαινόμενα φωτισμού και όμως, δεν εκμεταλλεύεται πλήρως το χωρικό πλαίσιο των αντικειμένων του πραγματικού κόσμου. Αν και, η επιτυχία της τεχνικής εξαρτάται από την επιλογή των κατάλληλων δεικτών και την επιλογή των κατάλληλων κατωφλίων (Lu, 2004).

Η συγκεκριμένη τεχνική εφαρμόστηκε σε δύο διαφορετικές εικόνες, μία μερικές μέρες πριν την πλημμύρα και μία ακριβώς μετά την πλημμύρα. Άρα, χρησιμοποιήθηκε μία πολυχρονική προσέγγιση χαρτογράφησης της πλημμυρισμένης έκτασης. Η αποτύπωση της μεθοδολογίας για την εικόνα ακριβώς μετά την πλημμύρα, αναφέρθηκε εκτενώς στην αποτύπωση της προηγούμενης υπο-ενότητας 4.2.1. Ακολουθούν τα βήματα (Εικόνα 4.9) για την επιμέρους επεξεργασία με την ανίχνευση αλλαγών.



Εικόνα 4.9: Διάγραμμα μεθοδολογίας κύριας επεξεργασίας χαρτογράφησης του ποταμού πριν την πλημμύρα με κατωφλίωση – εφαρμογή φασματικών δεικτών νερού (NDWI και MNDWI) και ανίχνευσης αλλαγών

Τα βήματα που ακολουθήθηκαν για την εφαρμογή της ανίχνευσης αλλαγών είναι η αφαίρεση της περιοχής του κάθε δείκτη πριν την πλημμύρα με την περιοχή του κάθε δείκτη μετά την

πλημμύρα. Από το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας παράγεται ένας χάρτης για τον κάθε δείκτη όπου φαίνεται η πλημμυρισμένη έκταση, χωρίς την αρχική περιοχή του ποταμού. Τέλος, στην εικόνα της διαφοράς έγινε η εφαρμογή ενός κατωφλιού για τον ακριβή εντοπισμό των περιοχών που έχουν υποστεί αλλαγή στην περιεκτικότητα σε νερό.

4.3. Έλεγχος Εγκυρότητας Αποτελεσμάτων

Οι χάρτες πλημμυρισμένης έκτασης που προέκυψαν από κάθε τεχνική συγκρίθηκαν με το προϊόν εκτίμησης της Υπηρεσίας Έκτακτης Ανάγκης Copernicus (Εικόνα 4.10).



Εικόνα 4.10: Διάγραμμα μεθοδολογίας ελέγχου εγκυρότητας των αποτελεσμάτων των τεχνικών

Η ακρίβεια ανίχνευσης πλημμυρισμένων περιοχών αξιολογήθηκε έτσι σύμφωνα με το σκεπτικό των Kontoes et al., (2009) όπου έχει επίσης χρησιμοποιηθεί αποτελεσματικά σε άλλες μελέτες (Ireland, 2015). Η ακρίβεια των εκτιμήσεων πλημμυρισμένων περιοχών εκφράστηκε με όρους αποτελεσματικότητας της ανιχνευμένης περιοχής (Detected Area Efficiency - DAE), ποσοστού παραλειπόμενης πλημμυρισμένης περιοχής (Skipped Flooded Area Rate - SFA, σφάλμα παράλειψης) και ποσοστού ψευδούς πλημμυρισμένης περιοχής (False Flooded Area Rate - FFA, σφάλμα ανάθεσης) (Ireland, 2015), παρουσιάζονται οι προαναφερόμενες εξισώσεις: Στις παραπάνω εξισώσεις χαρακτηρίζονται ως:

Detected Area Efficiency =
$$\frac{DFA}{DFA+SFA}$$
, Eξίσωση 4.5
Skipped Area Rate = $\frac{SFA}{DFA+SFA}$, Εξίσωση 4.6
False Area Rate = $\frac{FFA}{DFA+FFA}$, Εξίσωση 4.7

 DFA (Detected Flooded Area), η ανιχνευμένη πλημμυρισμένη περιοχή, δηλαδή η κοινή περιοχή μεταξύ του πολυγώνου της παραγόμενης πλημμυρισμένης περιοχής και του πολυγώνου του προϊόντος εγκυρότητας.

- FFA (False Flooded Area), η ψευδής πλημμυρισμένη περιοχή, δηλαδή η περιοχή που περιλαμβάνεται στο παραγόμενο πολύγωνο της πλημμυρισμένης περιοχής αλλά όχι στο πολύγωνο του προϊόντος εγκυρότητας.
- SFA (Skipped Flooded Area), η παραληφθείσα πλημμυρισμένη περιοχή, δηλαδή η περιοχή που περιλαμβάνεται στο πολύγωνο του προϊόντος εγκυρότητας αλλά όχι στο παραγόμενο πολύγωνο.

Όλες οι διαδικασίες σε αυτό το στάδιο διενεργήθηκαν στο QGIS. Ο έλεγχος εγκυρότητας των αποτελεσμάτων πραγματοποιήθηκε με το προϊόν εγκυρότητας του Copernicus, όπου αρχικά αφαιρέθηκαν οι περιοχές των δεικτών πριν την πλημμύρα για τον κάθε δείκτη ξεχωριστά. Για τον δείκτη NDWI έπρεπε να ενοποιηθεί το αποτέλεσμα της πλημμυρισμένης έκτασης με το προϊόν εγκυρότητας. Έπειτα, έπρεπε να πραγματοποιηθεί η τομή του ενοποιημένου πολυγώνου που δημιουργήθηκε με το προϊόν εγκυρότητας, ώστε να δημιουργήθηκε με το προϊόν εγκυρότητας, όπου βρίσκεται στο προϊόν και όχι στον δείκτη. Μετά, εφαρμόστηκε η λειτουργία της διαφοράς του αποτελεσματος του δείκτη με του προϊόντος, ώστε να δημιουργηθεί η περιοχή FFA, που αποτελεί την ψευδώς πλημμυρισμένη έκταση που υπάρχει στον δείκτη αλλά όχι στο προϊόν.

Η μόνη διαφορά στην διαδικασία που ακολουθήθηκε για τον δείκτη MNDWI, ήταν πως αντί της εφαρμογής της τομής του ενοποιημένου πολυγώνου, εφαρμόστηκε η λειτουργία της αποκοπής του ενοποιημένου από το προϊόν εγκυρότητας. Εν συνεχεία, έτσι δημιουργήθηκαν οι περιοχές DFA και SFA. Επίσης, αφαιρέθηκε από το αποτέλεσμα της διαφοράς του δείκτη η γραμμή του οδικού δικτύου που είναι λανθασμένα αποτυπωμένη ως πλημμυρισμένη έκταση. Έτσι, έγινε η εξαγωγή των τελικών θεματικών χαρτών του ελέγχου εγκυρότητας των αποτελεσμάτων, όπου αποτυπώνουν τις περιοχές DFA και FFA. Τέλος, υπολογίστηκαν οι εκτάσεις που προαναφέρθηκαν, εφαρμόστηκαν οι εξισώσεις των DAE, SAR και FAR και δημιουργήθηκαν οι τελικοί θεματικοί χάρτες του ελέγχου εγκυρότητας των αποτελεσμάτων.

5. Αποτελέσματα και Συζήτηση

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των τεχνικών που εφαρμόστηκαν, δηλαδή της κύριας επεξεργασίας με την εφαρμογή των δεικτών NDWI και MNDWI μετά την ολοκλήρωση της ανάλυσης στις εικόνες Sentinel-2 2A πριν και μετά την πλημμύρα. Επίσης, παρουσιάζονται οι πίνακες των πλημμυρισμένων εκτάσεων σε κάθε βήμα των αποτελεσμάτων της επεξεργασίας. Επιπρόσθετα, εμφανίζονται οι τελικοί θεματικοί χάρτες του ελέγχου εγκυρότητας των αποτελεσμάτων και τέλος, πραγματοποιείται μια συζήτηση των κύριων ευρημάτων της εργασίας.

5.1. Τελικοί χάρτες των τεχνικών χαρτογράφησης της πλημμυρισμένης έκτασης

5.1.1. Τεχνική με Κατωφλίωση – Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού

Οι χάρτες της εικόνας 5.1 που ακολουθούν παρουσιάζουν τα επεξεργασμένο πολύγωνα των αποτελεσμάτων της πλημμυρισμένης έκτασης βάση των δεικτών NDWI και MNDWI αντίστοιχα. Κάνοντας μερικές συγκρίσεις μεταξύ των δεικτών NDWI και MNDWI, παρατηρούνται ότι τα αποτελέσματα φαίνονται να μην διαθέτουν σημαντικές διαφορές. Ο NDWI παρουσιάζει μία κάθετη περιοχή σχεδόν στο κεντρικό σημείο της πλημμύρας, όπου έχει χαρακτηριστεί λανθασμένα ως πλημμυρισμένη, ενώ στην πραγματικότητα αποτελεί ένα μέρος του οδικού δικτύου της περιοχής. Ο δείκτης MNDWI, παρατηρήθηκε ότι δεν αντιμετώπισε προβλήματα διάκρισης και κατηγοριοποίησης γραμμικών οντοτήτων και άρα είχε αφαιρέσει το οδικό δίκτυο εξ' ολοκλήρου από την αποτύπωσή του ως υδάτινης επιφάνειας. Επίσης, ο NDWI κατά την εφαρμογή του είχε χαρακτηρίσει και το μεγαλύτερο μέρος της κατοικήσιμης έκτασης στο βόρειο δυτικό σημείο της εικόνας ως περιοχή με νερό, γεγονός το οποίο δεν παρατηρήθηκε στον δείκτη MNDWI. Αυτό παρατηρήθηκε στην σύγκριση των παραγόμενων δεικτών και της δορυφορικής εικόνας μετά την πλημμύρα.



Εικόνα 5.1: Τελικά αποτελέσματα των δεικτών NDWI (πρώτος χάρτης αριστερά) και MNDWI (δεύτερος χάρτης δεξιά) μετά την πλημμύρα.

Τέλος, η έκταση της πλημμυρισμένης έκτασης για τον δείκτη NDWI υπολογίστηκε στα 59511.87 km^2 ενώ για τον δείκτη MNDWI στα 58019.66 km^2 . Αυτό σημαίνει πως η υπολογισμένη πλημμυρισμένη έκταση για τον πρώτο δείκτη έχει υπερεκτιμηθεί ελαφρώς από τον δεύτερο δείκτη. Η διαφορά των δύο δεικτών ανέρχεται στα 1492.21 km^2 , όπως παρατηρείται στα αποτελέσματα του Πίνακα 5.1.

	A 1 /	1 /	. / .	. 0 /	C . /	
I IIVAVAC 5 11	Νποτελεσματα	π_{λ} n μ_{μ} μ_{λ} μ_{λ} μ_{λ}	$(.)) \cap CVT \cap C(.))$	$\mu \in \kappa \alpha \sigma n \tau \alpha \mu$	1 ACIVTCC 110//1	115 TH ALM/0000 TOUC
IIIVUKUL J.L.	Αποτελεσματά	ππιμαυρισμέν	ων εκιαυεων	με σασπτοσ	υςικιςς μαιι	
	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·			pre		

Area (km^2)					
NDWI MNDWI Difference Indices					
59511.87	58019.66	1492.21			

Οι χάρτες της εικόνας 5.2 που ακολουθούν παρουσιάζουν τα αποτελέσματα των δεικτών των εκτάσεων του ποταμού πριν την πλημμύρα. Το τελικό βήμα της κύριας επεξεργασίας με την ανίχνευση αλλαγών, ήταν η αφαίρεση του αποτελέσματος του δείκτη πριν την πλημμύρα με αυτόν μετά την πλημμύρα. Παρατηρώντας τα αποτελέσματα των δεικτών πριν την πλημμύρα, δεν φαίνεται να παρουσιάζουν μεγάλες διαφορές μεταξύ τους (Εικόνα 5.2). Τα όρια του ποταμού φαίνονται να είναι αρκετά διακριτά τόσο στον δείκτη NDWI όσο και στον δείκτη ΜNDWI. Παραταύτα, διαφορετικές οντότητες, εκτός του νερού, παρατηρήθηκαν να είναι πιο έντονα την δομημένη έκταση και το οδικό δίκτυο. Αυτό είτε μπορεί να ευθύνεται στο κατώφλι που έχει εφαρμοστεί είτε στο ότι ο MNDWI ανιχνεύει καλύτερα το νερό όταν υπάρχει περισσότερη βλάστηση και δομημένη έκταση στην εικόνα.



Εικόνα 5.2: Τελικό αποτέλεσμα δεικτών NDWI (πρώτος χάρτης αριστερά) και MNDWI (δεύτερος χάρτης δεξιά) πριν την πλημμύρα.

5.1.2. Ανίχνευση Αλλαγών – Πολυχρονικά Δεδομένα και Εφαρμογή Φασματικών Δεικτών Νερού με Κατωφλίωση

Έχοντας εφαρμόσει την ανίχνευση αλλαγών στους δείκτες που υπολογίστηκαν πριν και μετά την πλημμύρα, τα αποτελέσματα των τελικών προϊόντων παρουσιάζονται με την αφαίρεση της αρχικής επιφάνειας του ποταμού. Σε αυτά έγινε και ο τελικός έλεγχος εγκυρότητας των αποτελεσμάτων (Εικόνα 5.3).



Εικόνα 5.3: Τελικό αποτέλεσμα δεικτών NDWI (πρώτος χάρτης αριστερά) και MNDWI (δεύτερος χάρτης δεξιά).

Όσον αφορά, την έκταση της πλημμυρισμένης έκτασης για τον δείκτη NDWI υπολογίστηκε στα 54499.92 km^2 ενώ για τον δείκτη MNDWI στα 53232.09 km^2 . Αυτό σημαίνει πως η υπολογισμένη πλημμυρισμένη έκταση για τον πρώτο δείκτη έχει υπερεκτιμηθεί ελαφρώς από τον δεύτερο δείκτη. Η διαφορά των δύο δεικτών ανέρχεται στα 1267.84 km^2 , όπως παρατηρείται στα αποτελέσματα (Πίνακας 5.2). Σε αυτήν την τεχνική παρατηρήθηκε ότι η υπολογισμένη έκταση κατά τον NDWI είναι πάλι ελαφρώς υπερεκτιμημένη από τον MNDWI, με τη διαφορά τους όμως να είναι ελαφρώς μικρότερη.

Πίνακας 5.2: Τελικά αποτελέσματα κύριας επεξεργασίας των πλημμυρισμένων εκτάσεων.

Area (km^2)					
NDWI MNDWI Difference Indices					
54499.92	53232.09	1267.84			

5.2. Τελικοί Χάρτες και Αποτελέσματα Ελέγχου Εγκυρότητας

Τα αποτελέσματα ελέγχου εγκυρότητας αποτελούνται από δύο τελικούς χάρτες (Εικόνα 5.4) για τους δείκτες NDWI και MNDWI αντίστοιχα. Στους χάρτες, συμβολίζονται με DFA (πράσινο) οι κοινές πλημμυρισμένες εκτάσεις ανάμεσα στον υπολογισμένο δείκτη και το προϊόν εγκυρότητας, με SFA (ανοιχτό κίτρινο) οι πλημμυρισμένες εκτάσεις που εμφανίζονται μόνο στο προϊόν και με FFA (κόκκινο) οι πλημμυρισμένες εκτάσεις που έχουν υπολογιστεί μόνο από τους δείκτες και όχι από το προϊόν. Συνδυαστικά και στις δύο τεχνικές, η μεγαλύτερη αποτύπωση της περιοχής SFA που παρουσιάζεται βρίσκεται στην διακλάδωση του βόρειου δυτικού μέρους της πλημμύρας. Αυτό σημαίνει ότι η πλημμυρισμένη περιοχή που έχει υπολογιστεί από το προϊόν ελέγχου εγκυρότητας δεν συμπίπτει με την αποτύπωση της πλημμυρισμένων δεικτών φαίνονται σε ορισμένα σημεία να μην είναι κοινές.



Εικόνα 5.4: Τελικοί θεματικοί χάρτες ελέγχου εγκυρότητας των δεικτών NDWI (πρώτος χάρτης δεξιά) και MNDWI (δεύτερος χάρτης αριστερά)

Όπως παρατηρείται στον Πίνακα 5.3, η υψηλότερη τιμή της έκτασης DFA διακρίθηκε στον δείκτη NDWI, με 52910.82 km^2 . Παρόλα αυτά, η διαφορά των DFA με τον δείκτη MNDWI ήταν μόλις στα 431.28 km^2 , γεγονός που δείχνει ότι οι διαφορές των DFA ανάμεσα στους δύο δείκτες ήταν πολύ μικρή. Όσον αφορά τις FFA, ο δείκτης MNDWI παρουσίασε υψηλότερη τιμή, δηλαδή καλύτερα αποτελέσματα στην εύρεση λιγότερων περιοχών οι οποίες βρίσκονταν εκτός των ορίων του προϊόντος ελέγχου εγκυρότητας, με έκταση 752.55 km^2 . Ο δείκτης NDWI, παρουσίασε ελάχιστα παραπάνω από τη διπλάσια τιμή των εκτάσεων FFA. Επιπλέον, για τις εκτάσεις SFA, και οι δύο δείκτες παρουσίασαν παρόμοιες τιμές με τον δείκτη MNDWI να φαίνεται ότι έχει παραλείψει λίγο περισσότερο την αποτύπωση των πλημμυρισμένων εκτάσεων συγκριτικά με το προϊόν εγκυρότητας, δηλαδή έχει παραλείψει μια έκταση 24758.51 km^2 , με την διαφορά από τον δείκτη NDWI στα 604.78 km². Συνοψίζοντας, ο έλεγχος των εκτάσεων φαίνεται να παρουσιάζει παρόμοια αποτελέσματα για τις εκτάσεις DFA και SFA, ενώ για τις εκτάσεις FFA η διαφορά μεταξύ των δύο δεικτών είναι σχεδόν διπλάσια. Ως συμπέρασμα, ο δείκτης NDWI παρουσιάζει ελάχιστα καλύτερα αποτελέσματα αποτύπωσης των εκτάσεων DFA και SFA, ενώ περιλαμβάνει και περισσότερες εκτάσεις FFA εκτός του προϊόντος εγκυρότητας. Αυτό μπορεί να αιτιολογηθεί στο γεγονός ότι ο δείκτης NDWI σε αυτήν την περιοχή μελέτης παρουσιάζει ελάχιστα καλύτερα αποτελέσματα και έχει ελάχιστα μεγαλύτερη ακρίβεια από τον MNDWI.

Όσον αφορά το ποσοστό αποτελεσματικότητας ανίχνευσης (Detected Area Rate %), με βάση τις εκτάσεις DFA των δεικτών είναι παρόμοια, με τον δείκτη NDWI να εμφανίζει εμφανώς ένα ελάχιστα καλύτερο αποτέλεσμα μερικών δεκαδικών ψηφίων του 0.687 % έναντι του 0.679% του δείκτη MNDWI. Επιπρόσθετα, το ποσοστό σφάλματος ανάθεσης (False Area Rate, Commission Error %) φαίνεται να είναι υψηλότερο για τον δείκτη NDWI (commission error = 0.029%). Τα ποσοστά σφάλματος παράλειψης (Skipped Area Rate, Omission Error %), μεταξύ των δύο

δεικτών υπολογίστηκαν ως αρκετά κοινά, με τον δείκτη NDWI να παρουσιάζει 0.313%, γεγονός που μπορεί να αποδοθεί στην αιτιολόγηση των SFA εκτάσεων.

Water Spectral Indices with Change Detection									
Change Detection	Detected Flooded Areas (km ²)	False Flooded Areas (km^2)	Skipped Flooded Areas (km ²)	Detection Efficiency Rate (%) [DFA/(DFA + SFA)]	Commission Error (False Area Rate) (%) [FFA/(DFA + FFA)]	Omission Error (Skipped Area Rate) (%) [SFA/(DFA + SFA)]			
NDWI	52910.82	1586.22	24153.73	0.687	0.029	0.313			
MNDWI	52479.54	752.55	24758.51	0.679	0.014	0.321			

Πίνακας 5.3: Σύνοψη των συγκρίσεων των πλημμυρισμένων εκτάσεων με το προϊόν ελέγχου εγκυρότητας των αποτελεσμάτων με τις τεχνικές NDWI και MNDWI

5.3. Συζήτηση Τελικών Αποτελεσμάτων

Για τις εικόνες πριν και μετά την πλημμύρα ο NDWI, παρουσίασε καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης των εικονοστοιχείων που αντιστοιχίζονται σε νερό. Αυτό, μπορεί πολύ εύκολα να βασιστεί στο γεγονός ότι πριν και μετά την πλημμύρα η ανίχνευση των επιφανειακών υδάτων της περιοχής δεν διέθετε υψηλή βλάστηση. Αντιθέτως, ο δείκτης MNDWI μπορεί να παρέχει ακριβή αποτελέσματα σε περιοχές με φυτοκάλυψη, σε αυτήν την περίπτωση καλλιεργήσιμες εκτάσεις, και για αυτό το λόγο ο δείκτης NDWI παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα για τις εικόνες. Η διαφορά όμως ανάμεσα στους δύο δείκτες είναι ελάχιστη. Παρόλα αυτά, βλέποντας μόνο τα αποτελέσματα των τελικών χαρτών, γίνεται διακριτό ότι σε πολλά σημεία οι δείκτες για τις προαναφερόμενες εκτάσεις έχουν παρουσιάσει διαφορετικά αποτελέσματα. Αυτό βέβαια, οφείλεται στο γεγονός ότι οι δείκτες χρησιμοποιούν διαφορετικά φασματικά κανάλια στην καταγραφή του νερού, έτσι τα εικονοστοιχεία τα οποία βρίσκονται γειτονικά σε νερό αναλόγως των οντοτήτων που υπάρχουν γύρω τους θα επηρεάζουν την ανακλαστικότητά τους. Ο MNDWI παρατηρήθηκε περισσότερο ευαίσθητος στον διαχωρισμό των δομημένων εκτάσεων και του οδικού δικτύου από τις πλημμυρισμένες, συγκριτικά με τον NDWI.

Με βάση τα αποτελέσματα του ελέγχου εγκυρότητας, καθίσταται εμφανές ότι οι τεχνικές προσδίδουν μεγαλύτερη λεπτομέρεια στην αποτύπωση της πλημμύρας. Οι τελικοί χάρτες παρουσιάζουν ότι οι δείκτες αποτυπώνουν καλύτερα την πλημμύρα. Πιο συγκεκριμένα, ο δείκτης NDWI φαίνεται να παρουσιάζει ελάχιστα περισσότερες ομοιότητες με το προϊόν ελέγχου (DER = 0.687%), συγκριτικά με τον MNDWI (DER = 0.679%). Κοινές περιοχές οι οποίες έχουν χαρακτηριστεί από το προϊόν του Copernicus φαίνονται στη διακλάδωση του βόρειου και κεντρικού τμήματος της πλημμύρας. Άρα, ο έλεγχος εγκυρότητας ανέδειξε μέτρια αποτελέσματα αποτύπωσης των πλημμυρισμένων εκτάσεων. Αυτά τα χαμηλά ποσοστά οφείλονται επίσης στο γεγονός, ότι το βόρειο ανατολικό σημείο της έκτασης της διακλάδωσης του ποταμού στην ψευδέχρωμη εικόνα φαίνεται να παρουσιάζει μια δασική έκταση, η οποία έχει χαρακτηριστεί εσφαλμένα ως πλημμυρισμένη στο προϊόν ελέγχου εγκυρότητας. Επομένως, γίνεται κατανοητό πως η κύρια πηγή σφαλμάτων οφείλεται στην επιλογή του προϊόντος ελέγχου εγκυρότητας των αποτελεσμάτων.

Η καλύτερη ακρίβεια των αποτελεσμάτων και για τις δύο τεχνικές παρατηρείται στο μεγαλύτερο μέρος της πλημμυρισμένης έκτασης του ποταμού. Οι περιοχές οι οποίες παρουσιάζουν

χειρότερα αποτελέσματα είναι εκείνες όπου χαρακτηρίζονται ως μεταβατικές, δηλαδή παρουσιάζουν δομημένες, δασικές ή καλλιεργήσιμες εκτάσεις. Σε συνδυασμό με το προϊόν ελέγχου εγκυρότητας το οποίο έκρινε ως πλημμυρισμένη μία μεγαλύτερη έκταση, είναι εύλογο πριν την εφαρμογή των τεχνικών να γίνεται μία σύγκριση της εικόνας που χρησιμοποιείται για την χαρτογράφηση και του προϊόντος που επιλέγεται για τον έλεγχο εγκυρότητας των αποτελεσμάτων. Με αυτήν την παρατήρηση, μπορεί να αξιολογηθεί εάν το προϊόν ελέγχου εγκυρότητας είναι κατάλληλο ή όχι για χρήση και επεξεργασία.

Οι κύριες πηγές σφαλμάτων εφαρμογής των τεχνικών προέρχονται από το προϊόν εκτίμησης της Υπηρεσίας Έκτακτης Ανάγκης Copernicus που χρησιμοποιήθηκε για την εγκυρότητα των αποτελεσμάτων. Αυτό δημιούργησε προβλήματα, καθώς το προϊόν που χρησιμοποιήθηκε δεν συμπεριλάμβανε ακριβής αποτύπωση της πλημμύρας, αλλά μια ευρύτερη περιοχή. Η επιλογή των συγκεκριμένων τεχνικών για την χαρτογράφηση της πλημμύρας δεν ήταν εσφαλμένη, αλλά όμως η επιλογή του προϊόντος ελέγχου εγκυρότητας των αποτελεσμάτων. Επιμέρους σφάλματα που παρουσιάστηκαν αφορούν την παρουσία νεφοκάλυψης στην εικόνα Sentinel-2 πριν την πλημμύρα, που όμως αντιμετωπίστηκαν με την περικοπή της εικόνας σε μία μικρότερη έκταση. Ένα επιπλέον σφάλμα που όμως αφαιρέθηκε στον έλεγχο εγκυρότητας, ήταν το ευθύγραμμο τμήμα του οδικού δικτύου του δείκτη NDWI. Η χρήση του κατάλληλου κατωφλιού μπορεί επίσης να έχει επιφέρει σφάλματα στην ταξινόμηση των εικονοστοιχείων και είναι αναγκαία στην διάκριση όσο είναι δυνατόν των επιφανειών νερού.

Το μεγαλύτερο πρόβλημα που αντιμετωπίστηκε στην υπολογιστική ταχύτητα κατά την διεξαγωγή της λήψης των δεδομένων ήταν η ανάκτηση των εικόνων Sentinel-2, καθώς και η εφαρμογή των τεχνικών με την επιλογή του κατάλληλου κατωφλιού για την αποτύπωση της καλύτερης χωρικής ανάλυσης του δείκτη.

Σε άλλες μελέτες όπου χρησιμοποιήθηκε μια παρόμοια προσέγγιση τα αποτελέσματα των δεικτών έδειξαν πολύ καλά αποτελέσματα αποτύπωσης της πλημμυρισμένης έκτασης. Ο δείκτης NDWI είναι πιο ακριβής από τον δείκτη MNDWI για την εξαγωγή επιφανειακών υδάτων με φυτοκάλυψη από δεδομένα Landsat. Ο Blackmore (2016) επιβεβαίωσε ότι ο δείκτης NDWI φαίνεται πιο ευαίσθητος σε περιοχές με βλάστηση (Soltanian, 2019). Σε μία μελέτη ταχείας χαρτογράφησης ποτάμιων πλημμυρών των Sajjad et. al., (2020) ο δείκτης MNDWI είχε επιτύχει κατά μέσο όρο τη μεγαλύτερη συνολική ακρίβεια 90%, ενώ οι εικόνες NDWI παρήγαν μέση συνολική ακρίβεια περίπου 85%. Αυτό αιτιολογήθηκε στο ότι το αποτέλεσμα του δείκτη NDWI δείχνει, σε ορισμένες περιοχές, την ανάμειξη των υδάτινων σωμάτων με την υγρή άμμο και το γυμνό έδαφος. Αυτό παρατηρήθηκε επίσης σε ορισμένες περιπτώσεις, όπου η δομημένη περιοχή συγχέονταν επίσης με την υδάτινη περιοχή. Παρόλα αυτά, λόγω της γενικότερης καλής απόδοσής του, ο MNDWI έχει γίνει ένας από τους πιο συνηθισμένους δείκτες νερού που χρησιμοποιούνται στην οριοθέτηση ανοικτών υδάτων (Feyisa, 2014 ; Ji, 2009- Ogilvie, 2015 ; Zhou, 2017 ; Ma, 2019), καθώς είναι πιο πλεονεκτικός στην ανίχνευση υγροτόπων σε δομημένες περιοχές (Erenoglu και Arslen, 2021).

Τα κύρια συμπεράσματα αυτής της εργασίας είναι ότι αυτές οι τεχνικές είναι εύχρηστες, γρήγορες στην αποτύπωση και μπορούν να εφαρμοστούν σε ποικίλα περιβάλλοντα. Πρέπει να λαμβάνεται υπόψιν ότι ο NDWI μπορεί να διαχωρίσει το νερό από το έδαφος και τις φυτεμένες επιφάνειες, ωστόσο ως περιορισμός του κρίνεται ότι δεν είναι σε θέση να διαχωρίσει τη δομημένη περιοχή από το νερό (Xu, 2006), όπως παρατηρήθηκε και κατά την αποτύπωση του δείκτη. Ενώ ο MNDWI μπορεί να καταστείλει αποτελεσματικά και ακόμη και να αφαιρέσει τον θόρυβο της δόμησης (Li, 2022). Ο συνδυασμός περισσότερων φασματικών δεικτών νερού με κατωφλίωση μπορεί να βοηθήσει εκτενέστερα σε μια πιο ακριβής καταγραφή πλημμυρισμένων εκτάσεων, αναλόγως των περιβαλλοντικών συνθηκών που κυριαρχούν στην περιοχή. Για παράδειγμα, αν εμφανίζεται έντονη βλάστηση, αν υπάρχουν εκτεταμένες καλλιεργήσιμες εκτάσεις ή δόμηση κοντά στην πλημμύρα, ή τέλος εάν τα πλημμυρισμένα ύδατα παρουσιάζουν βλάστηση ή άλλα υλικά.

6. Συμπεράσματα και Μελλοντικές Προοπτικές

6.1. Συμπεράσματα

Οι πλημμύρες είναι μια από τις πιο συχνές φυσικές καταστροφές στον κόσμο και έχει ενταθεί ιδίως στο πλαίσιο των δραστικών επιπτώσεων της κλιματικής αλλαγής. Σε σύγκριση με οποιαδήποτε άλλη φυσική καταστροφή, ο πλημμυρικός κίνδυνος είναι πιο καταστροφικός και μπορεί να προκαλέσει τεράστιες υλικές και οικονομικές απώλειες. Επιπλέον, η ταχεία και ακόμη και σε πραγματικό χρόνο παρακολούθηση της έκτασης των πλημμυρών μπορεί να βοηθήσει τους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων να προτείνουν αποτελεσματικές στρατηγικές διαχείρισης καταστροφών και σχέδια διάσωσης (Li, 2022).

Βασικός στόχος της συγκεκριμένης πτυχιακής εργασίας ήταν η χαρτογράφηση μιας πλημμυρισμένης έκτασης στο Βόρειο Δυτικό τμήμα της Ιταλίας του ποταμού Sesia. Για αυτό επιλέχθηκε η τεχνική των φασματικών δεικτών νερού με κατωφλίωση, των δύο δεικτών NDWI και MNDWI. Αυτή η τεχνική επιλέχθηκε καθώς είναι αρκετά διαδεδομένη και εφαρμόσιμη με τη χρήση οπτικών πολυφασματικών δεδομένων. Επιμέρους βήμα της διαδικασίας επιλέχθηκε να είναι μία πολυχρονική προσέγγιση της χρήσης εικόνων του ποταμού πριν και μετά την πλημμύρα, για την αποτύπωση όσο το δυνατόν αναλυτικότερα της επιλεγμένης πλημμυρισμένης περιοχής. Ελάχιστα καλύτερη εφαρμογή αποτύπωσης εμφάνισε ο δείκτης NDWI.

Τα οπτικά δεδομένα Sentinel-2 κρίνονται κατάλληλα στην οριοθέτηση της περιοχής μιας πλημμύρας, λόγω της υψηλής χωρικής τους ανάλυσης και ειδικότερα όταν δεν παρουσιάζονται σύννεφα στην εικόνα. Μια πολυχρονική προσέγγιση, με την χρήση πολλαπλών εικόνων από διαφορετικές χρονικές στιγμές καθιστά πιο αξιόπιστη την χαρτογράφηση μιας πλημμυρισμένης έκτασης. Όταν δεν υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα εικόνων ραντάρ συνθετικού διαφράγματος (SAR), τα οπτικά πολυφασματικά δεδομένα με χαμηλά ποσοστά νεφοκάλυψης κρίνονται επαρκή για την χαρτογράφηση πλημμυρισμένων εκτάσεων. Ιδίως, όταν προέρχονται από τον δορυφόρο Sentinel-2 που παρέχει καλύτερη χωρική διακριτική ικανότητα σε σύγκριση με δεδομένα δορυφόρων που χρησιμοποιούνταν σε προγενέστερες μελέτες.

Τα προϊόντα ελέγχου εγκυρότητας των αποτελεσμάτων πριν την εφαρμογή τους, πρέπει να ελέγχονται αναγκαία με τις εικόνες που χρησιμοποιούνται για τις τεχνικές χαρτογράφησης. Ο λόγος που πρέπει να συμβαίνει αυτό είναι καθώς μπορεί να παρουσιάζουν λανθασμένα περιοχές ως πλημμυρισμένες, που μπορεί να διαθέτουν διαφορετική ιδιότητα, για παράδειγμα να είναι δασικές εκτάσεις. Έτσι, μπορούν να βρεθούν εσφαλμένες περιοχές που έχουν χαρακτηριστεί ως πλημμυρισμένες από αυτά τα προϊόντα και δεν παρουσιάζονται στις εικόνες εφαρμογής των δεικτών. Με αποτέλεσμα είτε να επιλέγονται διαφορετικά προϊόντα ελέγχου είτε να επεξεργάζονται. Επομένως, το προϊόν από το Emergency Management Service του Copernicus, στην συγκεκριμένη περιοχή μελέτης δεν κρίθηκε επαρκές για τον έλεγχο εγκυρότητας. Παρόλα αυτά, μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε άλλες περιοχές μελέτες και για διαφορετικούς λόγους χαρτογράφησης.

6.2. Μελλοντικές Προοπτικές

Για τα παραπάνω συμπεράσματα που παρουσιάστηκαν και την άμεση ανάγκη για καταγραφή πλημμυρικών γεγονότων σε παγκόσμιο επίπεδο, καθίσταται εύλογη η συνέχιση της συγκεκριμένης πτυχιακής μελέτης. Ως μελλοντικός στόχος τίθεται η αποτύπωση της πλημμύρας που παρουσιάστηκε με τη χρήση διαφορετικού προϊόντος εγκυρότητας των αποτελεσμάτων, που μπορεί να αποδώσει μεγαλύτερη λεπτομέρεια και καλύτερα αποτελέσματα κατά τον έλεγχο εγκυρότητας. Επιπρόσθετα, μπορεί να γίνει η εφαρμογή διαφορετικών τεχνικών που βασίζονται στην μηχανική μάθηση, καθώς έχουν εφαρμοστεί ευρέως και παρουσιάζουν καλά αποτελέσματα (Ireland, 2015 ; Gebrehiwot, 2019 ; Syifa, 2019 ; Bentivoglio, 2022). Τέλος, θα μπορούσε επίσης να γίνει διερεύνηση και συνδυαστική εφαρμογή των τεχνικών με εικόνες συνθετικού διαφράγματος ραντάρ (SAR) Sentinel-1, όπως έχουν παρουσιαστεί και σε άλλες μελέτες (Huang και Jin, 2020 ; Soria-Ruiz, 2022).

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ανδρονοπούλου, Σ., (2021), Ανάπτυξη μεθόδου χαρτογράφησης πλημμυρών με χρήση δεδομένων Sentinel 1, διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετρόβιο Πολυτεχνείο: Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών, Τομέας Τοπογραφίας – Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης

Γκάτζιος, Γ., Ε., (2023), Μελέτη της συσχέτισης του πρώτου Lockdown λόγω του Covid-19 με τις μεταβολές του ατμοσφαιρικού NO₂ από τον Sentinel 5P: Η περίπτωση του νομού Θεσσαλονίκης, πτυχιακή εργασία, Χαροκόπειο Πανεπιστήμιο: Σχολή Περιβάλλοντος, Γεωγραφίας και Εφαρμοσμένων Οικονομικών, Τμήμα Γεωγραφίας

Διαφάνειες μαθήματος Γεωπληροφορική στη Διαχείριση του Περιβάλλοντος

Λαμπράκης Ι.Ν., Νικολακόπουλος Γ.Κ., Κατσανού, Ν.Κ., 2015. Υδρολογία με τη Χρήση Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών και Δεδομένων Τηλεπισκόπησης. Αθήνα, Ζωγράφου: Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και Βοηθήματα.

Λέκκα, Χ., (2021), Χρήση Γεωπληροφορικής για την βιωσιμότητα των εδαφών: Η περίπτωση Αλατούχων εδαφών της Λέσβου, πτυχιακή εργασία, Χαροκόπειο Πανεπιστήμιο: Σχολή Περιβάλλοντος, Γεωγραφίας και Εφαρμοσμένων Οικονομικών, Τμήμα Γεωγραφίας

Πανταζοπούλου Ζ., Σαραντοπούλου Μ., Κοκκαλά, Α., Δημητράκη, Λ., Σαμουήλ, Χ., Βενετσάνου, Π., Μουρατίδης, Α (2016, Νοέμβριος). Η συμβολή των ευρωπαϊκών δορυφόρων Sentinel στη χαρτογράφηση πλημμυρών του Ελληνικού Χώρου. Πρακτικά 14ου Εθνικού Συνεδρίου Χαρτογραφίας "Η Χαρτογραφία σε έναν κόσμο που αλλάζει", Θεσσαλονίκη, 2-4/11/2016.

Περάκης, Γ.Κ., Φαρασλής, Ν.Ι., Μωυσιάδης, Κ.Α., 2015. Η Τηλεπισκόπηση σε 13 Ενότητες: Θερία, Μέθοδοι και Εφαρμογές. Αθήνα, Ζωγράφου: Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και Βοηθήματα.

Σαπουτζάκη, Κ. & Δανδουλάκη, Μ., 2015. *Κίνδυνοι και Καταστροφές*. Αθήνα, Ζωγραφού: Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και Βοηθήματα.

Τούντα, Σ., (2021), Ανίχνευση και χαρτογράφηση φερτών υλικών σε εκβολές διασυνοριακών ποταμών με χρήση διαστημικών δεδομένων παρατήρησης της γης Copernicus, πτυχιακή εργασία, Χαροκόπειο Πανεπιστήμιο: Σχολή Περιβάλλοντος, Γεωγραφίας και Εφαρμοσμένων Οικονομικών, Τμήμα Γεωγραφίας

ΞΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Abazaj, F. (2020). Sentinel-2 Imagery for Mapping and Monitoring Flooding in Buna River Area. *J. Int. Environmental Application & Science*, 15 (2), 48-53.

Albertini, C., Gioia, A., Iacobellis, V., Manfreda, S. (2022). Detection of Surface Water and Floods from Multispectral Satellites. *Remote Sensing*, 14, 6005. <u>https://doi.org/10.3390/rs14236005</u>

Anusha, N., Bharathi, B. (2020). Flood detection and flood mapping using multi-temporal synthetic aperture radar and optical data. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 23, 207–219. <u>https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2019.01.001</u>

Autorità di bacino del fiume Po, Parma. Linee generali di assetto idrogeologico e quadro degli interventi (Sesia).

Bangira, T., Alfieri, M.S., Menenti, M., Niekerk, v.A. (2019). Comparing Thresholding with Machine Learning Classifiers for Mapping Complex Water. *Remote Sensing*, 11, 1351. <u>https://doi.org/10.3390/rs1111351</u>

Bentivoglio, R., Isufi, E., Jonkman, S. N., and Taormina, R. (2022). Deep learning methods for flood mapping: a review of existing applications and future research directions. Hydrol. *Earth Syst. Sci.*, 26, 4345–4378. <u>https://doi.org/10.5194/hess-26-4345-2022</u>

Brivio, P.A., Colombo, R., Maggi, M., Tomasoni, R. (2002). Integration of remote sensing data and GIS for accurate mapping of flooded areas. *International Journal of Remote Sensing*, 23:3, 429-441. <u>https://doi.org/10.1080/01431160010014729</u>

Chen, S., Huang, W., Chen, Y., Feng, M. (2021). An Adaptive Thresholding Approach toward Rapid Flood Coverage Extraction from Sentinel-1 SAR Imagery. *Remote Sensing*, 13, 4899. <u>https://doi.org/10.3390/rs13234899</u>

Clement, M.A., Kilsby, C.G., Moore, P. (2018). Multi-temporal synthetic aperture radar flood mapping using change detection. *Journal of Flood Risk Management*, 11, 152-168. <u>https://doi.org/10.1111/jfr3.12303</u>

ClimateChangePost, 2023. River floods Italy. Διαθέσιμο από: https://www.climatechangepost.com/italy/river-floods/ (τελευταία πρόσβαση: 27/03/2023)

Comune di Carpignano Sesia, Provincia di Novara (2017). Lavori di realizzazione argine in sinistra del fiume Sesia – 10 lotto funzionale rigardante la sistemazione e ripristino delle defense spondali con formazione di microrepellenti a protezione del corpo arginale.

Copernicus. The Emergency Management Service – Mapping. Διαθέσιμο από: https://emergency.copernicus.eu/mapping/ems/emergency-management-service-mapping (τελευταία πρόσβαση: 01/07/2023)

Copernicus. Emergency Management Service – Mapping. EMSR468: Flood in Piedmont region,Italy.Διαθέσιμοαπό:https://emergency.copernicus.eu/mapping/list-of-components/EMSR468/ALL/EMSR468_AOI01 (τελευταία πρόσβαση: 25/03/2023)

D'Addabbo, A., Refice, A., Pasquariello, G., Lovergine, P.F., Capolongo, D., Manfreda, S. (2016). A Bayesian network for flood detection combining SAR imagery and ancillary data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54, 6. <u>https://doi.org/10.1109/TGRS.2016.2520487</u> Dhanabalan, S.P., Rahaman, A.S., Jegankumar, R. (2021). Flood monitoring using Sentinel-1 SAR data: a case study based on an event of 2018 and 2019 southern part of Kerala. The International Archives of the Photogrammetry. *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIV-M-3-2021; ASPRS 2021 Annual Conference, virtual. <u>https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIV-M-3-2021-37-2021</u>

Domeneghetti, A., Schumann, J.-P.G., and Angelica Tarpanelli (2019). Preface: Remote Sensing for Flood Mapping and Monitoring of Flood Dynamics. Remote Sensing, 11, 943. https://doi.org/10.3390/rs11080943

Du, Y., Zhang, Y., Ling, F., Wang, Q., Li, W., Li, X. (2016). Water bodies mapping from Sentinel-2 imagery with modified normalized difference water index at 10-m spatial resolution produced by sharpening the SWIR band. Remote Sensing, 8, 354. <u>https://doi.org/10.3390/rs8040354</u>

Erenoglu, C.R., Arslan, E. (2021). Flood analysis and mapping using Sentinel imagery: a case study from Tarsus Plain, Turkey. *Research Paper*, 35-49.

Falaras, Tr., (2021), Analysis and assessment of parallel temporal monitoring for inland water reservoir and neighboring agricultural basin in the era of Climate Change, master's thesis, Harokopio University of Athens: School of Environment, Geography and Applied Economics, Department of Geography

Fayne J, Bolten J, Lakshmi V, Ahamed A, (2017) Optical and Physical Methods for Mapping Flooding with Satellite Imagery. In Remote Sensing of Hydrological Extremes. *Remote Sens. Hydrol. Extremes; Springer*, pp. 83–103. <u>https://doi.org/10.1007/978-3-319-43744-6_5</u>

Feng, Q., Gong, J., Liu, J., Li, Y. (2015). Flood mapping based on multiple endmember spectral mixture analysis and random forest classifier – The case of Yuyao, China. *Remote Sensing*, 7, 12539-12562. <u>https://doi.org/10.3390/rs70912539</u>

Feyisa, L.G., Meilby, H., Fensholt, R., Proud, R.S. (2014). Automated Water Extraction Index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140, 23–35. <u>http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.029</u>

Gebrehiwot, A., Hashemi-Beni, L., Thompson, G., Kordjamshidi, P., Langan, E.T. (2019). Deep Convolutional Neural Network for Flood Extent Mapping Using Unmanned Aerial Vehicles Data. *Sensors*, 19, 1486. <u>https://doi.org/10.3390/s19071486</u>

Goffi, A., Stroppiana, D., Brivio, A.P., Bordogna, G., Boschetti, M. (2020). Towards an automated approach to map flooded areas from Sentinel-2 MSI data and soft integration of water spectral features. *Int J Appl Earth Obs Geoinformation*, 84, 101951. <u>https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101951</u>

Hoeser, T., Bachofer, F., Kuenzer, C. (2020). Object Detection and Image Segmentation with Deep Learning on Earth Observation Data: A Review—Part II: Applications. *Remote Sensing*, 12, 3053. <u>https://doi.org/10.3390/rs12183053</u>

Huang, M., Jin, S. (2020). Rapid Flood Mapping and Evaluation with a Supervised Classifier and Change Detection in Shouguang Using Sentinel-1 SAR and Sentinel-2 Optical Data. *Remote Sensing*, 12, 2073. <u>https://doi.org/10.3390/rs12132073</u>

Ireland, G., Volpi, M., Petropoulos, P.G. (2015). Examining the Capability of Supervised Machine Learning Classifiers in Extracting Flooded Areas from Landsat TM Imagery: A Case Study from a Mediterranean Flood. *Remote Sensing*, 7, 3372-3399. <u>https://doi.org/10.3390/rs70303372</u>

Irwin, K., Beaulne, D., Braun, A., Fotopoulos, G. (2017). Fusion of SAR, optical Imagery and airborne LiDAR for surface water detection. *Remote Sensing*, 9, 890. <u>https://doi.org/10.3390/rs9090890</u>

Italy by Events. Valsesia Natural Park – Val Sesia – Piedmont. Διαθέσιμο από: https://www.italybyevents.com/en/events/piemonte/valsesia-natural-park-val-sesia-piedmont/ (τελευταία πρόσβαση: 27/03/2023)

Jain, P., Schoen-Phelan, B., Ross, R. (2020). Automatic Flood Detection in Sentinel-2 Images Using Deep Convolutional Neural Networks. ACM 2020. <u>https://doi.org/10.1145/3341105.3374023</u>

JBA Risk Management, 2018. Severe storms bring flooding to Italy. Διαθέσιμο από: https://www.jbarisk.com/products-services/event-response/flooding-in-italy/ (τελευταία πρόσβαση: 27/03/2023)

Konapala, G., Kumar, V.S., Ahmad, K.S. (2021). Exploring Sentinel-1 and Sentinel-2 diversity for flood inundation mapping using deep learning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 180, 163–173. <u>https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.08.016</u>

Lakshmi, V. (2017). Remote sensing of hydrological extremes. *Springer Remote Sensing/Photogrammetry*. <u>https://doi.org/10.1007/978-3-319-43744-6</u>

Lawal, U.D., Matori, A.-N., Hashim, M.A., Chandio, A.I., Sabri, S., Balogun, A.-L., Abba, A.H (2011). Geographic information system and remote sensing applications in flood hazards management: a review. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 3(9), 933-947. ISSN: 2040-7467.

Lefebvre, G., Davranche, A., Willm, L., Campagna, J., Redmond, L., Merle, C., Guelmami, A., Poulin, B. (2019). Introducing WIW for detecting the presence of water in wetlands with Landsat and Sentinel satellites. *Remote Sensing*, 11, 2210. <u>https://doi.org/10.3390/rs11192210</u>

Li, Y., Martinisa, S., Planka, S., Ludwig, R. (2018). An automatic change detection approach for rapid flood mapping in Sentinel-1 SAR data. *Int J Appl Earth Obs Geoinformation*, 73, 123–135. <u>https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.05.023</u>

Li, Y., Dang, B., Zhang, Y., Du, Z. (2022). Water body classification from high-resolution optical remote sensing imagery: Achievements and perspectives. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 187, 306–327. <u>https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2022.03.013</u>

D. Lu Corresponding author, P. Mausel , E. Brondízio & E. Moran (2004) Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 25:12, 2365-2401. https://doi.org/10.1080/0143116031000139863

Lu, D., et al. "Change detection techniques." International journal of remote sensing, 25.12 (2004): 2365-2401

Ma, S., Zhou, Y., Gowda, H.P., Dong, J., Zhang, G., Kakani, G.V., Wagle, P., Chen, L., Flynn, C.K., Jiang, W. (2019). Application of the water-related spectral reflectance indices: A review. *Ecological Indicators*, 98, 68-79. <u>https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.10.049</u>

McFeeters S. (1996). The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *Int. J. Remote Sens.*, 17, 1425–1432.

Munawar, H.S., Hammad, A., Ullah, F., Ali, H.T. After the flood: a novel application of image processing and machine learning for post-flood disaster management. Conference: 2nd International Conference on Sustainable Development in Civil Engineering (ICSDC 2019).

Munawar, S.H., Hammad, W.A.A., Waller, T.S. (2021a). A review on flood management technologies related to image processing and machine learning. *Automation in Construction*, 132, 103916. <u>https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103916</u>

Munawar, H.S., Hammad, A.W.A., Waller, S.T., Thaheem, M.J., Shrestha, A. (2021b). An Integrated Approach for Post-Disaster Flood Management via the Use of Cutting-Edge Technologies and UAVs: A Review. *Sustainability*, 13, 7925. <u>https://doi.org/10.3390/su13147925</u>

Munawar, H.S., Hammad, A.W.A., Waller, S.T. (2022). Remote Sensing Methods for Flood Prediction: A Review. *Sensors*, 22, 960. <u>https://doi.org/10.3390/s22030960</u>

Munasinghe, D., Cohen, S., Huang, Y.-F., Tsang, Y.-P., Zhang, J., Fang, Z. (2018). Intercomparison of satellite remote sensing-based flood inundation mapping techniques. *Journal of the American Water Resources Association*, 54, 4.

Notti, D., Giordan, D., Caló, F., Pepe, A., Zucca, F., Galve, P.J. (2018). Potential and Limitations of Open Satellite Data for Flood Mapping. *Remote Sensing*, 10, 1673. <u>https://doi.org/10.3390/rs10111673</u>

Perotti, L., Bollati, M.I., Viani, C., Zanoletti, E., Caironi, V., Pelfini, M., Giardino, M. (2020). Fieldtrips and Virtual Tours as Geotourism Resources: Examples from the Sesia Val Grande UNESCO Global Geopark (NW Italy). *Resources*, 9, 63. <u>https://doi.org/10.3390/resources9060063</u>

Prevention Web, 2022. Mitigating the Impact of Climate Change and Flooding In Italy. Διαθέσιμο από: <u>https://www.preventionweb.net/news/mitigating-impact-climate-change-and-flooding-</u> <u>italy</u> (τελευταία πρόσβαση: 27/03/2023)

Refice, A., D'Addabbo, A., Capolongo, D. (2018). Flood monitoring through remote sensing. *Springer Remote Sensing/Photogrammetry*. <u>https://doi.org/10.1007/978-3-319-63959-8</u>
Sadiq, R., Akhtar, Z., Imran, M., Ofli, F. (2022). Integrating remote sensing and social sensing for flood mapping. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 25, 100697. https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100697

Sajjad, A., Lu, J., Chen, X., Saleem, N. (2020). Rapid Riverine Flood Mapping with Different Water Indices Using Flood Instances Landsat-8 Images. *Water*, 12, x, doi: FOR PEER REVIEW

Samela, C., Troy, J.T., Manfreda, S. (2017). Geomorphic classifiers for flood-prone areas delineation for data-scarce environments. *Advances in Water Resources*, 102, 13–28. http://dx.doi.org/10.1016/j.advwatres.2017.01.007

Schumann, J.-P.G., Moller, K.D. (2015). Microwave remote sensing of flood inundation. *Physics and Chemistry of the Earth*, 83–84, 84–95. <u>http://dx.doi.org/10.1016/j.pce.2015.05.002</u>

Serco Italia SPA (2018). Water Bodies Mapping from Space - June-November 2017, Northern Poland (version 1.2). Retrieved from RUS Lectures at <u>https://rus-copernicus.eu/portal/the-rus-library/learnby-yourself</u>.

Serco Italia SPA (2019). Water Bodies Mapping from Space with Sentinel-1 & Sentinel-2. Case Study: Central Greece, Summer 2019.

Soria-Ruiz, J., Fernandez-Ordoñez, Y.M., Ambrosio-Ambrosio, J.P., Escalona-Maurice, M.J., Medina-García, G., Sotelo-Ruiz, E.D., Ramirez-Guzman, M.E. (2022). Flooded Extent and Depth Analysis Using Optical and SAR Remote Sensing with Machine Learning Algorithms. Atmosphere, 13, 1852. <u>https://doi.org/10.3390/atmos13111852</u>

Soltanian, K.F., Abbasi, M., Bakhtyari, R.H.R. Flood monitoring using NDWI and MNDWI spectral indices: A case study of Aghqala flood-2019, Golestan Province, Iran. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLII-4/W18, 2019 GeoSpatial Conference 2019 – Joint Conferences of SMPR and GI Research, 12–14 October 2019, Karaj, Iran. <u>https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-4-W18-605-2019</u>

Syifa, M., Park, J.S., Achmad, R.A., Lee, C.-W., Eom, J. (2019). Flood Mapping Using Remote Sensing Imagery and Artificial Intelligence Techniques: A Case Study in Brumadinho, Brazil. *Journal of Coastal Research*, 90, 197-204. <u>https://doi.org/10.2112/SI90-024.1</u>

Teng, J., Jakeman, A.J., Vaze, J., Croke, B.F.W., Dutta, D., Kim, S. (2017). Flood inundation modelling: A review of methods, recent advances and uncertainty analysis. *Environmental Modelling & Software*, 90, 201-216. <u>http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.01.006</u>

Vanama, V.S.K., Rao, Y.S., Bhatt, C.M. (2021). Change detection based flood mapping using multitemporal Earth Observation satellite images: 2018 flood event of Kerala, India. *European Journal of Remote Sensing*, 54:1, 42-58. <u>https://doi.org/10.1080/22797254.2020.1867901</u>

Volpi, M., Petropoulos, P.G., Kanevski, M. (2013). Flooding extent cartography with Landsat TM imagery and regularized kernel Fisher's discriminant analysis. *Computers & Geosciences*, 57, 24–31. <u>http://dx.doi.org/10.1016/j.cageo.2013.03.009</u>

Wang, L., Cui, S., Li, Y., Huang, H., Manandhar, B., Nitivattananon, V., Fang, X., Huang, W. (2022). A review of the flood management: from flood control to flood resilience. *Heliyon*, 8, e11763. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e11763

Wikipedia, 2022. Sesia. Διαθέσιμο από: <u>https://en.wikipedia.org/wiki/Sesia</u> (τελευταία πρόσβαση: 31/03/2023)

Wikipedia, 2023. Sesia. Διαθέσιμο από: <u>https://it.wikipedia.org/wiki/Sesia</u> (τελευταία πρόσβαση: 27/03/2023)

Yang, X., Qin, Q., Grussenmeyer, P., Koehl, M. (2018). Urban surface water body detection with suppressed built-up noise based on water indices from Sentinel-2 MSI imagery. *Remote Sensing of Environment*, 219, 259–270. <u>https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.016</u>

Zhang, X., Chan, W.N., Pan, B., Ge, X., Yang, H. (2021). Mapping flood by the object-based method using backscattering coefficient and interference coherence of Sentinel-1 time series. Science of the Total Environment, 794, 148388. <u>https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.148388</u>

Portal

Copernicus, 2023. Copernicus Open Access Hub. Διαθέσιμο από: <u>https://scihub.copernicus.eu/</u> (τελευταία πρόσβαση: 26/06/2023)

Efrain Maps, 2020. Europe Shapefiles (* .shp). Διαθέσιμο από: <u>https://www.efrainmaps.es/english-version/free-downloads/europe/</u> (τελευταία πρόσβαση: 26/06/2023)

ESA, Sentinel Online. Home, User Guides, Sentinel-2 MSI, Processing Levels, Level-2. Διαθέσιμο από: https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/processing-levels/level-2 (τελευταία πρόσβαση: 27/03/2023)

ESA, 2015. Bulletin 161: The story of Sentinel-2, Colour Vision for Copernicus. Διαθέσιμο από: https://esamultimedia.esa.int/docs/EarthObservation/Sentinel-2_ESA_Bulletin161.pdf (τελευταία πρόσβαση: 14/04/2023)

European Environment Agency, 2023. Italy Shapefile. Διαθέσιμο από: <u>https://www.eea.europa.eu/data-and-maps/data/eea-reference-grids-2/gis-files/italy-shapefile</u> (τελευταία πρόσβαση: 26/06/2023)

Geosage, 2023. Spectral Discovery for Sentinel-2 Imagery. Διαθέσιμο από: https://www.geosage.com/highview/features_sentinel2.html (τελευταία πρόσβαση: 14/04/2023)

MapCruzin, 2023. Download Free Italy ArcGIS Shapefile Map Layers. Διαθέσιμο από: <u>https://mapcruzin.com/free-italy-arcgis-maps-shapefiles.htm</u> (τελευταία πρόσβαση: 26/06/2023)