



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

SCUOLA DI SCIENZE

Dipartimento di Geoscienze

Direttore Prof. Fabrizio Nestola

TESI DI LAUREA MAGISTRALE IN
GEOLOGIA E GEOLOGIA TECNICA LM-74

**CLASSIFICAZIONE E MONITORAGGIO DELLE
MACRO-PLASTICHE NEL FIUME PO**

Relatore: Prof. Simone Bizzi

Correlatore: Dott. Andrea Brenna

Laureando: Francesco Chiocchetti

ANNO ACCADEMICO 2021 / 2022

Indice

INDICE DELLE FIGURE	VII
INDICE DELLE TABELLE	XXI
ABSTRACT	XXV
RIASSUNTO.....	XXVII
1. INTRODUZIONE	1
2. IL TELERILEVAMENTO	7
2.1. DEFINIZIONE DI TELERILEVAMENTO	7
2.2. PRINCIPI FISICI DI TELERILEVAMENTO.....	8
2.2.1. <i>L'energia elettromagnetica</i>	8
2.2.2. <i>Lo spettro elettromagnetico</i>	9
2.2.3. <i>Le grandezze radiometriche</i>	11
2.2.4. <i>Corpo Nero, Grigio e Reale</i>	13
2.2.5. <i>Le leggi della radiazione</i>	14
2.2.6. <i>Sole e Terra come sorgenti di energia</i>	15
2.3. INTERAZIONI TRA ENERGIA E MATERIA.....	17
2.3.1. <i>Interazione della radiazione con l'atmosfera</i>	18
2.3.2. <i>Interazione della radiazione con la superficie</i> <i>terrestre</i>	21
2.3.3. <i>Firme spettrali</i>	23
3. ACQUISIZIONE DEI DATI.....	27
3.1. CARATTERISTICHE DEI SISTEMI SATELLITARI	27
3.1.1. <i>Orbite artificiali</i>	27
3.1.2. <i>Geometria di un sistema ottico</i>	28
3.1.3. <i>Metodi di acquisizione</i>	31
3.1.4. <i>Il fattore di scala</i>	32
3.1.5. <i>Risoluzione Geometrica</i>	33
3.1.6. <i>Risoluzione Spettrale</i>	34

3.1.7. <i>Risoluzione Temporale</i>	35
3.1.8. <i>Risoluzione Radiometrica</i>	36
4. SPERIMENTAZIONE NELLA EX CAVA DEL	
FIUME PO	39
4.1. PREMESSA	39
4.2. DATI SATELLITARI.....	41
4.2.1. <i>Sentinel 2</i>	41
4.2.2. <i>Planet</i>	43
4.2.3. <i>Planetek</i>	43
4.3. AREA STUDIO	44
4.4. MATERIALI E METODI	46
4.4.1. <i>Installazione prima zattera</i>	46
4.4.2. <i>Installazione seconda zattera</i>	48
4.4.3. <i>Metodologie per la caratterizzazione</i> <i>quantitativa delle zattere</i>	49
4.4.4. <i>Sentinel 2</i>	50
4.4.4.1. <i>Risoluzione Temporale</i>	50
4.4.5. <i>Altri satelliti: Analisi temporale per la verifica</i> <i>della rilevabilità</i>	52
4.4.6. <i>Analisi della firma spettrale di Sentinel 2</i>	52
4.4.6.1. <i>Identificazione dei massimi</i>	52
4.4.6.2. <i>Analisi temporale della firma spettrale</i>	53
4.4.7. <i>Analisi multicriterio</i>	54
4.4.8. <i>Indice di anomalia del NIR</i>	55
4.5. RISULTATI	56
4.5.1. <i>Caratterizzazione quantitativa delle zattere</i>	56
4.5.2. <i>Sentinel 2: Analisi temporale della riflettanza</i>	58
4.5.3. <i>Verifica della rilevabilità: Satellite Planet</i>	60
4.5.4. <i>Verifica della rilevabilità: Immagine Planetek</i>	61

4.5.5. <i>Sentinel 2: Analisi temporale della firma spettrale</i>	62
4.5.6. <i>Identificazione delle migliori bande per la caratterizzazione delle due zattere</i>	65
4.5.7. <i>Analisi Multicriterio</i>	66
4.5.8. <i>Indice di anomalia del NIR</i>	67
5. APPLICAZIONE DELL'INDICE DI ANOMALIA ALL'ASTA DEL FIUME PO	69
5.1. AREA STUDIO	70
5.2. MATERIALI E METODI.....	71
5.2.1. <i>Classificazione del canale bagnato del Fiume Po</i>	71
5.2.2. <i>Normalizzazione dell'alveo</i>	72
5.2.3. <i>Verità a terra e calibrazione</i>	73
5.2.4. <i>Filtro delle anomalie</i>	75
5.2.5. <i>Applicazione all'asta del Fiume Po</i>	77
5.2.6. <i>Metodologie per l'interpretazione delle anomalie</i>	79
5.3. RISULTATI.....	80
5.3.1. <i>Verità a terra</i>	80
5.3.2. <i>Applicazione all'asta del Fiume Po</i>	92
5.3.3. <i>Tipologie e periodicità delle anomalie</i>	99
DISCUSSIONE E CONCLUSIONI	105
BIBLIOGRAFIA	XXIX
SITOGRAFIA	XXXV
ALLEGATI	XXXVII
RINGRAZIAMENTI	CXXXIX

Indice delle Figure

- FIGURA 2.1 – ONDA ELETTROMAGNETICA POLARIZZATA. IN QUESTA RAPPRESENTAZIONE L'ONDA ELETTROMAGNETICA SI PROPAGA IN DIREZIONE DELL'ASSE DELLE ASCISSE ED È CARATTERIZZATA DA UNA LUNGHEZZA D'ONDA (λ) CHE CORRISPONDE ALLA DISTANZA TRA DUE CRESTE D'ONDA E DA UN'AMPIEZZA CHE CORRISPONDE ALLA MASSIMA VARIAZIONE DI UN'OSCILLAZIONE. INOLTRE, TUTTE LE ONDE SONO COMPOSTE DA UN CAMPO ELETTRICO (NERO) ED UNO MAGNETICO (BLU) CHE SI PROPAGANO IN FASE NELLA MEDESIMA DIREZIONE E PERPENDICOLARI TRA LORO. (FONTE: [HTTPS://WWW.CHIMICA1956.IT/GENERALE/LUC_06.HTM](https://www.chimica1956.it/generale/luc_06.htm))..... 9
- FIGURA 2.2 – SPETTRO ELETTROMAGNETICO. I VARI INTERVALLI DI LUNGHEZZE D'ONDA VENGONO DIVISI IN BASE ALLE CARATTERISTICHE DELLA RADIAZIONE. LA DIVISIONE IN CATEGORIE È BASATA SU DELLE CONVENZIONI SCIENTIFICHE. (FONTE: (DAINELLI, 2011))..... 10
- FIGURA 2.3 – RAPPRESENTAZIONE DEL CORPO NERO, GRIGIO E REALE ALLA STESSA TEMPERATURA. IL CORPO NERO (LINEA TRATTEGGIATA) È UN CORPO FISICO IDEALE, CHE È IN GRADO DI ASSORBIRE TUTTA L'ENERGIA ELETTROMAGNETICA INCIDENTE, PER QUESTO MOTIVO HA UN'ELEVATA RADIANZA SPETTRALE E QUINDI È POSIZIONATO AL DI SOPRA DEL CORPO GRIGIO E REALE. IL CORPO GRIGIO (LINEA NERA SOTTILE) INVECE, EMETTE RADIAZIONI AD OGNI LUNGHEZZA D'ONDA (È UN RADIATORE IMPERFETTO), PER QUESTO MOTIVO SI POSIZIONA AL DI SOTTO DEL CORPO NERO E DEL REALE (LINEA NERA SPESSA). IL REALE, CARATTERIZZATO DA DIVERSE TIPOLOGIE DI MATERIALI NATURALI E ARTIFICIALI SI POSIZIONA INVECE TRA I DUE ESTREMI (CORPO NERO E GRIGIO). (FONTE: (BRIVIO, LECHI, & ZILIOLI, 2006)) 13
- FIGURA 2.4 – DISTRIBUZIONE SPETTRALE DELL'INTENSITÀ DELLA RADIAZIONE DEL CORPO NERO IN FUNZIONE DELLA LUNGHEZZA D'ONDA PER DIVERSE TEMPERATURE. IL MASSIMO DELL'INTENSITÀ SI SPOSTA SU LUNGHEZZE

D'ONDA PIÙ CORTE ALL'AUMENTARE DELLA TEMPERATURA DEL CORPO NERO. (FONTE: HTTPS://IT.WIKIPEDIA.ORG/WIKI/CORPO_NERO).....	16
FIGURA 2.5 – RAPPRESENTAZIONE DELLE CURVE DI RADIANZA DEL SOLE E DELLA TERRA. PER IL SOLE SI POSSONO DISTINGUERE DUE CURVE DISTINTE, DOVE LA VARIAZIONE DI RADIANZA SPETTRALE TRA LE DUE È DATA DAI DIFFERENTI VALORI DI RIFLETTIVITÀ (P) E DI INCLINAZIONE DELLE SUPERFICI (Θ). NELL'INTERVALLO SPETTRALE DELL'INFRAROSSO MEDIO (MWIR) INVECE, AVVIENE L'INTERSEZIONE DELLE TRE CURVE, IL CHE SIGNIFICA CHE LA RADIANZA EMESSA DALLA TERRA PUÒ ESSERE CONFRONTATA CON QUELLA RIFLESSA DALLE STESSE SUPERFICI. (FONTE: (BRIVIO, LECHI, & ZILIOI, 2006))	17
FIGURA 2.6 – TRASMITTANZA ATMOSFERICA E FINESTRE DI ASSORBIMENTO DOVUTE AI DIVERSI GAS. SI PUÒ NOTARE COME OGNI GAS GENERA DELLE PERTURBAZIONI DEI VALORI DI TRASMISSIONE ATMOSFERICA A DIFFERENTI LUNGHEZZE D'ONDA. IN QUESTO MODO SI POSSONO DIFFERENZIARE DELLE ZONE NELLO SPETTRO PRIVE DI ASSORBIMENTO (MOLTO TRASMISSIVE) CHE VENGONO DEFINITE “FINESTRE ATMOSFERICHE” (FONTE: (DAINELLI, 2011))	20
FIGURA 2.7 – INTERAZIONE DELLA RADIAZIONE ELETTROMAGNETICA CON LA SUPERFICIE TERRESTRE. IL FLUSSO RADIANTE INCIDENTE (ϕ_i) UNA VOLTA GIUNTO SULLA SUPERFICIE DI INTERESSE, PUÒ VENIRE TRASMESSO (ϕ_T), RIFLESSO (ϕ_R) O ASSORBITO (ϕ_A) IN QUANTITÀ DIFFERENTI, IN FUNZIONE DELLE PROPRIETÀ FISICHE DELL'OGGETTO E DELLA LUNGHEZZA D'ONDA DELLA RADIAZIONE INCIDENTE. (FONTE: (DAINELLI, 2011)).....	21
FIGURA 2.8 – FIRME SPETTRALI DI ALCUNE SUPERFICI. LE CURVE “1” E “2” CHE RAPPRESENTANO RISPETTIVAMENTE LE LATIFOGIE CONIFERE, HANNO DIVERSI PICCHI DI RIFLETTANZA ALL'INTERNO DELLO SPETTRO, MA QUELLO PIÙ IMPORTANTE È LOCALIZZATO NELL'INTERVALLO SPETTRALE DELL'INFRAROSSO VICINO (NIR). QUESTO PICCO È DIAGNOSTICO PER CARATTERIZZARE LA VEGETAZIONE. OSSERVANDO INVECE LA FIRMA SPETTRALE DELL'ACQUA (CURVA “5” E “6”) SI PUÒ NOTARE CHE HA VALORI DI	

RIFLETTANZA MOLTO BASSI FINO ALLA LUNGHEZZA D'ONDA DI 0.8 μM CIRCA, DOVE COLLASSA A ZERO. PER QUESTO MOTIVO NELLE IMMAGINI ACQUISITE NELL'INTERVALLO DELL'INFRAROSSO L'ACQUA RISULTA DI COLORE RELATIVAMENTE SCURO. INFINE, LE FIRME SPETTRALI DEI SUOLI (CURVA "3" E "4"), POSSIEDONO VALORI DI RIFLETTANZA CHE SONO FUNZIONE DELLA LORO COMPOSIZIONE MINERALOGICA E ACQUOSA. (FONTE: (DAINELLI, 2011)).....	23
FIGURA 2.9 – SCHEMA RIASSUNTIVO DELL'INTERAZIONE TRA L'ENERGIA ELETTRICITÀ E UNO SPECCHIO D'ACQUA. COME SI PUÒ NOTARE DALLA FIGURA, LA RADIANZA DI UNO SPECCHIO D'ACQUA CHE VIENE ACQUISITA DA UN RILEVATORE (SATELLITE O OCCHIO UMANO), NON È SOLAMENTE INFLUENZATA DALLE PROPRIETÀ FISICHE DEL LIQUIDO, MA ANCHE DA ALTRE COMPONENTI, COME LE PROPRIETÀ DEL FONDALE, DELL'ATMOSFERA E LA PARTE DI RADIANZA RIFLESSA DALLA SUPERFICIE DELL'ACQUA. PER QUESTO MOTIVO, LE IMMAGINI ACQUISITE IN TELERILEVAMENTO NELL'INFRAROSSO VICINO NON HANNO VALORI DI RIFLETTANZA DELL'ACQUA UGUALI A ZERO. (FONTE: (BRIVIO, LECHI, & ZILIOI, 2006)).....	25
FIGURA 3.1 – SCHEMA DI UN SISTEMA OTTICO ALENTE SOTTILE. IN QUESTA TIPOLOGIA DI SISTEMA OTTICO LE DISTANZE FOCALI HANNO LA MEDESIMA LUNGHEZZA E VENGONO QUINDI ESPRESSE ENTRAMBE CON F. L'APERTURA DEL DIAFRAMMA DEL SISTEMA È DATA DALLE DIMENSIONI VERTICALI DELLALENTE. (FONTE: HTTPS://WWW.ARISTIDETORRELLI.IT/ARTICOLI/OTTICA/PARTE1/PRINCIPIDIOTTICAELENTISOTTILI.HTM).....	28
FIGURA 3.2 – RAPPRESENTAZIONE GRAFICA DELL'ANGOLO DI VISTA (Ω') E DIRIPRESA (Ω). SI NOTI LA COINCIDENZA DEL PIANO FOCALCON QUELLO DELL'IMMAGINE, DOVUTO ALL'ECESSIVA DISTANZA TRA OGGETTO E RILEVATORE. (FONTE: HTTPS://WWW.DSEITALIA.IT/TUT_OB_ANGOLO_DI_VISTA.HTM - MODIFICATA).....	30

FIGURA 3.3 – GEOMETRIE DI ACQUISIZIONE. LA FRECCIA RIVOLTA VERSO SINISTRA INDICA LA DIREZIONE DI MESSA A FUOCO DI OGNI SINGOLA CELLA FINO ALLA FINE DELLA STRISCIATA (SWATH WIDTH), MENTRE LA FRECCIA RIVOLTA VERSO IL BASSO INDICA LA DIREZIONE DI AVANZAMENTO DELLE SINGOLE STRISCIATE. NEL METODO WHISKBROOM VIENE ACQUISITA E MESSA A FUOCO UNA CELLA PER VOLTA, MENTRE NEL PUSHBROOM VIENE RILEVATA L’INTERA SWATH WIDTH IN UNA SOLA VOLTA, INFINE NELLO STARING AVVIENE LA SCANSIONE DELL’INTERA AREA CHE È SOTTESA AL DETECTOR. (FONTE: (E. PEIGHANI-ASL, D. ABBASI-MOGHADAM, B. GHAFARY, & V. TABATABA-VAKILI, 2009))	32
FIGURA 3.4 – RAPPRESENTAZIONE SCHEMATICA DELLA GEOMETRIA DI UN SISTEMA DI ACQUISIZIONE. SI NOTI LA PRESENZA DEGLI ANGOLI FOV (FIELD OF VIEW) E IFOV (ISTANTANEOUS FIELD OF VIEW) RESPONSABILI DELLA RISOLUZIONE GEOMETRICA DEL SATO ACQUISITO. (FONTE: (PENCHEVA, PULOV, GYOCH, & NENKOV, 2006))	34
FIGURA 3.5 – CONFRONTO DELLA STESSA AREA (FIUME PO IN LOCALITÀ ISOLA SERAFINI (PC)) CON UN NUMERO DIFFERENTE DI BIT. SULLA SINISTRA SI PUÒ OSSERVARE L’IMMAGINE A 16 BIT, MENTRE SULLA DESTRA A 1 BIT (BINARIA)	37
FIGURA 4.1 – FIRME SPETTRALI DEI MATERIALI CONSIDERATI DA BIERMANN ET AL. (2020). SI POSSONO OSSERVARE I 3 PICCHI DI RIFLETTANZA ALLA LUNGHEZZA D’ONDA DI 840NM I QUALI PERMETTONO LA DISTINZIONE TRA ACQUA, PLASTICA E VEGETAZIONE. (FONTE: (BIERMANN, CLEWLEY, MARTINEZ-VICENTE, & TOPOUZELIS, 2020)).....	41
FIGURA 4.2 – LOCALIZZAZIONE A GRANDE SCALA DELL’AERA STUDIO. IL QUADRATO ROSSO INDICA LA ZONA D’INSTALLAZIONE DELLE ZATTERE....	44
FIGURA 4.3 – AREA STUDIO. IL RETTANGOLO DI COLORE ROSSO DELIMITA L’AREA SOTTOPOSTA ALLE ANALISI, MENTRE I PUNTI DI COLORE BLU CORRISPONDONO AI PUNTI GPS RTK DELLA ZATTERA DI SOLA PLASTICA, QUELLI ROSSI ALLA ZATTERA DI PLASTICA CON VEGETAZIONE.	45

FIGURA 4.4 – PRIMA ZATTERA. LA SUPERFICIE È DI CIRCA 150 M ² E AL SUO INTERNO È PRESENTE SOLAMENTE MATERIALE PLASTICO.	47
FIGURA 4.5 – TUBO IN PLASTICA DA 40 MM.....	47
FIGURA 4.6 – SECONDA ZATTERA. LA SUPERFICIE È DI CIRCA 150 M ² E AL SUO INTERNO È PRESENTE SIA MATERIALE PLASTICO CHE VEGETAZIONE.	48
FIGURA 4.7 – TUBO IN PVC DA 100 MM.....	49
FIGURA 4.8 – MATRICE CON DIMENSIONE 12 * 24. CIASCUNA CELLA CORRISPONDE AD UN PIXEL SENTINEL 2 (10 M * 10 M), QUINDI LA SUPERFICIE COMPRESA DEGLI OUTLIER È PARI A 28.800 M ² (12 * 24 * 10 M * 10 M). SI PUÒ NOTARE, SOPRATTUTTO NELLA PARTE PIÙ ESTERNA DELLA MATRICE, LA PRESENZA DEGLI OUTLIER (VALORI = 0) GENERATI DALLA FUNZIONE RITAGLIO.	51
FIGURA 4.9 – MATRICE CON DIMENSIONE 10 * 22. LA DIMINUZIONE DELLE RIGHE E COLONNE È DOVUTA ALLA MASCHERA DEGLI OUTLIER, CHE HA PORTATO LA SUPERFICIE FINALE DELLA MATRICE E QUINDI DELL'AREA SULLA QUALE VENGONO EFFETTUATE LE ANALISI A 22.000 M ² (10 * 22 * 10 M * 10 M). .	51
FIGURA 4.10 – SEGMENTAZIONE DELLA MATRICE IN DUE PARTI. I RETTANGOLI GIALLI CIRCONDANO I DUE PICCHI DI ANOMALIA NELL'INFRAROSSO CHE CORRISPONDONO ALLA POSIZIONE DEI MASSIMI DELLE DUE ZATTERE.	52
FIGURA 4.11 – INFLUENZA DELLA FIRMA SPETTRALE DEI PIXEL DELL'IMMAGINE SENTINEL 2 IN RELAZIONE AL POSIZIONAMENTO DELLA ZATTERA. LA ZATTERA, AVENDO VALORI DI RIFLETTANZA MAGGIORI RISPETTO AI PIXEL ACQUA CIRCOSTANTI (PIXEL IN BLU), GENERA DELLE SFUMATURE CHE INDICANO QUANTO ESSA SIA COMPRESA ALL'INTERNO DEI PIXEL. IN LINEA TEORICA, PIÙ LA ZATTERA SARÀ ALL'INTERNO DI UN PIXEL E MAGGIORE SARÀ IL VALORE DI RIFLETTANZA DI QUEST'ULTIMO.	53
FIGURA 4.12 – ZATTERA DI SOLA PLASTICA CLASSIFICATA CON L'ALGORITMO K-MEAN. SI PUÒ NOTARE COME OGNI ELEMENTO PLASTICO DELLA ZATTERA È BEN CLASSIFICATO (COLORE BLU).	56
FIGURA 4.13 – ZATTERA DI PLASTICA PIÙ VEGETAZIONE CLASSIFICATA CON L'ALGORITMO RANDOM FOREST. IN VERDE È RAPPRESENTATA LA VEGETAZIONE E, COME SI PUÒ NOTARE IN ALTO A SINISTRA, PARTE DELLA	

STRUTTURA PLASTICA DELLA ZATTERA È STATA INSERITA ERRONEAMENTE NELLA CLASSE VEGETAZIONE. INVECE, PER QUANTO RIGUARDA LA PLASTICA (COLORE BLU), SE NON SI CONSIDERA LA PARTE DI STRUTTURA MAL CLASSIFICATA, SI PUÒ AFFERMARE CHE LA CLASSIFICAZIONE SIA AVVENUTA CON UN DISCRETO SUCCESSO.	57
FIGURA 4.14 – ANALISI TEMPORALE DEI RASTER SENTINEL 2 PER LA SOLA BANDA 08. I PUNTI IN ROSSO E VERDE INDICANO LE POSIZIONI GPS RILEVATE DELLE DUE ZATTERE. SI PUÒ NOTARE CHE PER OGNI DATA VI SONO DUE PICCHI DI RIFLETTANZA: IL MINORE CORRISPONDE ALLA ZATTERA DI SOLA PLASTICA (INDICATA DAI PUNTI IN VERDE), MENTE IL MAGGIORE ALLA ZATTERA CONTENENTE SIA PLASTICA CHE VEGETAZIONE (INDICATA DAI PUNTI IN ROSSO).....	59
FIGURA 4.15 – ANALISI TEMPORALE DEI RASTER PLANET PER LA SOLA BANDA 04. NON SI OSSERVANO ANOMALIE NEI VALORI DI RIFLETTANZA, LE DUE ZATTERE NON SONO INDIVIDUABILI CON QUESTO SATELLITE.....	60
FIGURA 4.16 – ANALISI DELL’IMMAGINE PLANETEK PER LA SOLA BANDA 04. I PUNTI IN VERDE E ROSSO COINCIDONO CON I 4 VERTICI DELLA DUE ZATTERE, RILEVATI CON GPS RTK. LA MANCATA SOVRAPPOSIZIONE ALLE ANOMALIE È DOVUTA AD UNA NON PERFETTA GEOREFERENZIAZIONE DELL’IMMAGINE SATELLITARE DISPONIBILE.....	61
FIGURA 4.17 – FIRMA SPETTRALE DEI VALORI MASSIMI PER OGNI DATA. SULL’ASSE DELLE ASCISSE VI SONO LE 10 BANDE ANALIZZATE, MENTRE SULL’ASSE DELLE ORDINATE SI POSSONO OSSERVARE I VALORI DI RIFLETTANZA. SI PUÒ NOTARE LA COSTANZA DELLA BANDA B08 NEL DISCRIMINARE MEGLIO RISPETTO ALLE ALTRE BANDE TRA ACQUA, PLASTICA E PLASTICA CON VEGETAZIONE.....	63
FIGURA 4.18 – FIRMA SPETTRALE DEI VALORI MEDI PER OGNI DATA. SULL’ASSE DELLE ASCISSE VI SONO LE 10 BANDE ANALIZZATE, MENTRE SULL’ASSE DELLE ORDINATE SI POSSONO OSSERVARE I VALORI DI RIFLETTANZA. NONOSTANTE VI SIA UNA DILUIZIONE DELLA FIRMA SPETTRALE DOVUTA ALL’UTILIZZO DELLA MEDIA DELLA MATRICE AL POSTO DEI MASSIMI (FIGURA	

4.17), SI RIESCONO COMUNQUE A DISTINGUERE ACQUA, PLASTICA E PLASTICA CON VEGETAZIONE NELLA BANDA B08 PER OGNI DATA.....	64
FIGURA 4.19 – SCATTEROGRAMMA DELLA B08 VS B12. ENTRAMBE LE BANDE SONO NORMALIZZATE CON LA MEDIA DI RIFLETTIVITÀ DELL’ACQUA. OSSERVANDO LA BANDA B12 SI PUÒ NOTARE COME SIA IN GRADO DI DIFFERENZIARE MOLTO BENE LE DUE ZATTERE. LA BANDA B08 NON SOLO DIFFERENZIA LE DUE ZATTERE MA ANCHE I SINGOLI PIXEL ACQUA HANNO SEMPRE RIFLETTANZA INFERIORE ALLE ZATTERE.	65
FIGURA 4.20 – ISTOGRAMMA. COUNT PLOT DELLE BANDE CHE SODDISFANO LA SEQUENZA ATTESA. IL VALORE MASSIMO RAGGIUNGIBILE DA OGNI BARRA È PARI AL NUMERO DI DATE. LA BANDA 08 È L’UNICA CHE SODDISFA LA SEQUENZA ATTESA PER TUTTE LE DATE.	66
FIGURA 4.21 – INDICE DI ANOMALIA DEL NIR. I VALORI PIÙ ELEVATI CORRISPONDONO ALLE ANOMALIE, CHE NELLA MAGGIOR PARTE DEI CASI CORRISPONDONO ALLE DUE ZATTERE. I PUNTI VERDI E ROSSI CORRISPONDONO ALLE POSIZIONI GPS DELLE DUE ZATTERE.....	68
FIGURA 5.1 – AREA COPERTA DA UNA “STRISCIATA” DEL SATELLITE SENTINEL 2. IL SATELLITE, CON UN SUO SOLO PASSAGGIO COPRE UN’AREA DI 290 KM COSÌ DA AVERE UN TEMPO DI RIVISITAZIONE DI 5 GIORNI.	70
FIGURA 5.2 – ESEMPIO DI CLASSIFICAZIONE DI UN’IMMAGINE SENTINEL 2 CON UN ALGORITMO CNN. A SINISTRA L’IMMAGINE GOOGLE EARTH, A DESTRA IL RASTER CLASSIFICATO CON L’ALGORITMO CNN IN LOCALITÀ ISOLA DEGLI INTERNATI (RE) IN DATA 18/05/2022. L’IMMAGINE SENTINEL 2 È STATA CLASSIFICATA IN QUATTRO DIVERSE CLASSI. IN BLU SCURO SONO CLASSIFICATI GLI OUTLIER, CIOÈ TUTTA QUELLA PARTE DELLA SCENA CHE NON FA PARTE DEL CANALE FLUVIALE, IN VERDE MARE IL CORSO D’ACQUA, IN VERDE CHIARO I LAGHI, IN GIALLO IL SEDIMENTO, COME AD ESEMPIO LE BARRE ED INFINE IN AZZURRO LE NUVOLE.....	72
FIGURA 5.3 – VERITÀ A TERRA. NELL’IMMAGINE IN ALTO È RAPPRESENTATA LA GEOLOCALIZZAZIONE A GRANDE SCALA DELLE QUATTRO VERITÀ A TERRA. LA ZATTERA NATURALE NUMERO 1 È SITUATA PRESSO IL PONTE DI	

POLESELLA (RO) IN DATA 19/04/2018, MENTRE LA ZATTERA NUMERO 2 È SITUATA PRESSO IL PONTE DI SAN BENEDETTO (MN) IN DATA 24/10/2018, ED INFINE LE ZATTERE NUMERO 3 E 4 SONO LOCALIZZATE PRESSO IL PONTE DI ISOLA SERAFINI (PC) RISPETTIVAMENTE IL 24/05/2019 E IL 22/06/2020. IN TUTTE LE FIGURE SONO PRESENTI DUE ZATTERE, UNA DI DIMENSIONI MAGGIORI, BEN VISIBILE NELLE FOTOGRAFIE ED UNA DI DIMENSIONI MINORI.

..... 74

FIGURA 5.4 – INFLUENZA DELLA FIRMA SPETTRALE DEL CANALE BAGNATO DA PARTE DELLA VEGETAZIONE RIPARIA. SI NOTI COME IN PROSSIMITÀ DELLA TRANSIZIONE DEL CANALE BAGNATO CON L’ARGINE (RETTANGOLI DI COLORE ROSSO), I PIXEL ASSUMONO UNA COLORAZIONE INTERMEDIA TRA IL GIALLO (VEGETAZIONE) E IL BLU (ACQUA)..... 76

FIGURA 5.5 –MATRICE 3X3 APPLICATA AD OGNI ANOMALIA. A SINISTRA L’ANOMALIA È CIRCONDATA DA SOLI PIXEL ACQUA E QUINDI VIENE CLASSIFICATA COME “POSSIBILE ANOMALIA”, A DESTRA INVECE, L’ANOMALIA È CIRCONDATA DA PIXEL DELLE CLASSI VEGETAZIONE (VERDE), ANOMALIA (GIALLO), E NON CLASSIFICATO (NERO) E QUINDI NON VIENE CLASSIFICATA COME UN’ANOMALIA..... 76

FIGURA 5.6 – AREA IN STUDIO E RELATIVE STAZIONI IDROMETRICHE CONSIDERATE. NELLA SEZIONE IN ALTO È RAPPRESENTATA CON UN RETTANGOLO IN ROSSO DI ESTENSIONE DI 8000 KM² L’AREA STUDIO CONSIDERATA NELLE ANALISI DEL FIUME PO, MENTRE CON I POLIGONI COLORATI SONO RAPPRESENTATE LE QUATTRO STAZIONI IDROMETRICHE PER IL CONTROLLO DELLA FASE DI PIENA. INFINE, CON I PUNTI CIRCOLARI DI COLORE NERO SONO RAPPRESENTATE ALCUNE DELLE PIÙ IMPORTANTI CITTÀ DELLA ZONA. NELLA SEZIONE IN BASSO INVECE, È RAFFIGURATO IL LIVELLO MASSIMO RAGGIUNTO DALLE QUATTRO STAZIONI IDROMETRICHE PER LE QUATTRO DATE ANALIZZATE. PER OGNI STAZIONE CI SONO DEI DIFFERENTI LIVELLI DI ALLARME: IN GIALLO L’ALLARME DI TIPO 1, IN ARANCIONE DI TIPO 2 ED INFINE IN ROSSO L’ALLARME DI TIPO 3. IL LIVELLO IDROMETRICO DELLE

STAZIONI NELLE DIFFERENTI DATE È RAPPRESENTATO DALLE LINEE CONTINUE DI DIFFERENTE COLORAZIONE E SIMBOLI.	78
FIGURA 5.7 – LOCALIZZAZIONE DEL CENTRO DELL’ANOMALIA PER IL PLOT SULLA BASE-MAP. DAL MOMENTO CHE LA DIMENSIONE DI UN PIXEL DI SENTINEL 2 È PARI A 10 M * 10 M, IL PUNTO PER IL PLOT È POSIZIONATO AL CENTRO DEL PIXEL, CONSIDERANDO QUINDI UN OFFSET DI 5 METRI DAL MARGINE DELL’ANOMALIA.	79
FIGURA 5.8 – PLOT DELLE ANOMALIE SU DI UNA BASE-MAP. NELLA SEZIONE A SINISTRA È RAFFIGURATA L’IMMAGINE CLASSIFICATA CON L’INDICE NDWI. SI PUÒ NOTARE CHE SONO PRESENTI MOLTEPLICI ANOMALIE LOCALIZZATE ALL’INTERNO DEL CANALE BAGNATO DEL FIUME PO. NELLA SEZIONE A DESTRA È RAPPRESENTATA LA GEOLOCALIZZAZIONE DELLA POTENZIALE ZATTERA.....	79
FIGURA 5.9 – AREA STUDIO DELLE VERITÀ A TERRA CLASSIFICATE CON L’ALGORITMO CNN. IN TUTTE E QUATTRO LE DATE LA CLASSIFICAZIONE È COSTITUITA DA QUATTRO CLASSI, IN BLU LA PARTE DI IMMAGINE NON CLASSIFICATA, IN AZZURRO I FIUMI, IN VERDE MARE I LAGHI ED INFINE IN GIALLO LE BARRE DI SEDIMENTO. INOLTRE, NELLA CLASSIFICAZIONE NON VENGONO INCLUSI I PONTI.	80
FIGURA 5.10 – AREA STUDIO DELLE VERITÀ A TERRA NORMALIZZATA CON L’INDICE DI ANOMALIA DEL NIR. ESSENDO UNA NORMALIZZAZIONE IL RANGE DI VALORI ALL’INTERNO DEL RASTER È COMPRESO TRA 1 E -1. IN COLORE BLU SCURO (VALORI PROSSIMI A -1), VIENE RAPPRESENTATA L’ACQUA, MENTRE CON IL COLORE GIALLO (VALORI PROSSIMI AD 1) VIENE RAPPRESENTATA LA VEGETAZIONE, LA SPUMA DELLE CASCATE E IL SEDIMENTO DELLE BARRE/ISOLE.	81
FIGURA 5.11 – AREA STUDIO DELLE VERITÀ A TERRA NORMALIZZATA CON L’INDICE NDVI. ESSENDO UNA NORMALIZZAZIONE IL RANGE DI VALORI ALL’INTERNO DEL RASTER È COMPRESO TRA 1 E -1. IN COLORE BLU SCURO (VALORI PROSSIMI A -1), VIENE RAPPRESENTATA L’ACQUA, MENTRE CON IL COLORE GIALLO (VALORI PROSSIMI AD 1) VIENE RAPPRESENTATA LA	

VEGETAZIONE. NEI COLORI INTERMEDI INVECE, SI HANNO LE OPERE IDRAULICHE DELLA CENTRALE IDROELETTRICA DI ISOLA SERAFINI (PC), IL SEDIMENTO E I PONTI.	82
FIGURA 5.12 – AREA STUDIO DELLE VERITÀ A TERRA NORMALIZZATA CON L’INDICE NDWI. ESSENDO UNA NORMALIZZAZIONE IL RANGE DI VALORI ALL’INTERNO DEL RASTER È COMPRESO TRA 1 E -1. IN COLORE BLU SCURO (VALORI PROSSIMI A -1), VIENE RAPPRESENTATA LA VEGETAZIONE, MENTRE CON IL COLORE GIALLO (VALORI PROSSIMI AD 1) VIENE RAPPRESENTATA L’ACQUA. NEI COLORI INTERMEDI INVECE, SI HANNO LE OPERE IDRAULICHE DELLA CENTRALE IDROELETTRICA DI ISOLA SERAFINI (PC), IL SEDIMENTO E I PONTI.	83
FIGURA 5.13 – VERITÀ A TERRA CLASSIFICATE CON L’INDICE DI ANOMALIA DEL NIR. COME SI PUÒ NOTARE IN TUTTE E QUATTRO LE DATE, LE ANOMALIE DELLE VERITÀ A TERRA AL RIDOSSO DEI PONTI (RETTANGOLI TRATTEGGIATI DI COLORE ROSA) VENGONO CLASSIFICATE NON DEL TUTTO CORRETTAMENTE E, IN OGNI CASO, NON TUTTE QUELLE CLASSIFICATE CORRISPONDONO ALLE VERITÀ A TERRA, INFATTI, IN PROSSIMITÀ DELLE SPONDE E DEI PONTI VI È UN ELEVATO NUMERO DI FALSI POSITIVI.	85
FIGURA 5.14 – VERITÀ A TERRA CLASSIFICATE SULLA BASE DEI RASTER NORMALIZZATI CON L’INDICE NDVI. COME SI PUÒ NOTARE IN TUTTE E QUATTRO LE DATE, LE ANOMALIE DELLE VERITÀ A TERRA AL RIDOSSO DEI PONTI (RETTANGOLI TRATTEGGIATI DI COLORE ROSA) VENGONO CLASSIFICATE CORRETTAMENTE ANCHE SE NON TUTTE QUELLE CLASSIFICATE CORRISPONDONO A DELLE VERE ANOMALIE, INFATTI, IN PROSSIMITÀ DELLE SPONDE VI È UN ELEVATO NUMERO DI FALSI POSITIVI..	86
FIGURA 5.15 – VERITÀ A TERRA CLASSIFICATE SULLA BASE DEI RASTER NORMALIZZATI CON L’INDICE NDWI. COME SI PUÒ NOTARE IN TUTTE E QUATTRO LE DATE, LE ANOMALIE DELLE VERITÀ A TERRA AL RIDOSSO DEI PONTI (RETTANGOLI TRATTEGGIATI DI COLORE ROSA) VENGONO CLASSIFICATE CORRETTAMENTE ANCHE SE NON TUTTE QUELLE	

CLASSIFICATE CORRISPONDONO A DELLE VERE ANOMALIE, INFATTI, IN PROSSIMITÀ DELLE SPONDE VI È UN ELEVATO NUMERO DI FALSI POSITIVI. 87

FIGURA 5.16 – VERIFICA DELLE ANOMALIE DELL’INDICE DI ANOMALIA DEL NIR ATTRAVERSO LA MATRICE 3 * 3 NELLE QUATTRO DATE DELLE VERITÀ A TERRA. L’APPLICAZIONE DEL MODELLO CON LA MATRICE 3 * 3 RIMUOVE PARTE DI FALSI POSITIVI GENERATI DALLA VEGETAZIONE RIPARIA POSTA AL RIDOSSO DELLE SPONDE, MA ALLO STESSO TEMPO OMETTE DI CLASSIFICARE ALCUNE ZATTERE, GENERANDO UN ERRORE DI TIPO “FALSO NEGATIVO”... 89

FIGURA 5.17 – VERIFICA DELLE ANOMALIE DELL’INDICE NDVI CON LA MATRICE 3 * 3 NELLE QUATTRO DATE DELLE VERITÀ A TERRA..... 90

FIGURA 5.18 – VERIFICA DELLE ANOMALIE DELL’INDICE NDVI CON LA MATRICE 3 * 3 NELLE QUATTRO DATE DELLE VERITÀ A TERRA..... 90

FIGURA 5.19 – VERIFICA DELLE ANOMALIE CON LA COMBINAZIONE DELL’INDICE NDVI E NDWI PRECEDENTEMENTE VERIFICATI CON L’APPLICAZIONE DELLA MATRICE 3 * 3 NELLE QUATTRO DATE DELLE VERITÀ A TERRA. LA COMBINAZIONE DEI DUE INDICI ASSIEME AL MODELLO 3 * 3, RESTITUISCE UNA MIGLIORE PULIZIA DEI FALSI POSITIVI, MA ALLO STESSO TEMPO ANCHE UNA DIMINUZIONE NELLA SUPERFICIE CLASSIFICATA DELLE ZATTERE NATURALI. INOLTRE, NEL CASO DELLA SEZIONE IN ALTO A SINISTRA, VI È UNA MANCATA CLASSIFICAZIONE DI UNA ZATTERA, GENERANDO COSÌ UN ERRORE DI TIPO “FALSO NEGATIVO”. 91

FIGURA 5.20 – CLASSIFICAZIONE DELL’AREA DI STUDIO CON L’ALGORITMO CNN NELLE QUATTRO DATE ANALIZZATE. CI SONO CINQUE DIFFERENTI COLORI CHE IDENTIFICANO: LE MORFOLOGIE FLUVIALI MEDIANTE LA CLASSE VERDEMARE “FIUME” E LA CLASSE GIALLA “SEDIMENTO”; I LAGHI CON IL COLORE VERDE LE NUVOLE CON IL COLORE AZZURRO. LA CLASSE SEDIMENTO NON È MAI PRESENTE NELLE DATE ESAMINATE PER VIA DEL LIVELLO IDROMETRICO RELATIVAMENTE ALTO. 93

FIGURA 5.21 – NORMALIZZAZIONE CON L’INDICE NDWI. IN FIGURA SONO RAPPRESENTATE LE QUATTRO DATE ANALIZZATE, NORMALIZZATE CON L’INDICE NDWI. COME SI PUÒ NOTARE, L’ACQUA POSSIEDE VALORI POSITIVI

(TENDENTI AD 1) E QUINDI IN UN IPOTETICO CASO IDEALE, DOVREBBE ASSUMERE UNA COLORAZIONE GIALLA (VALORE = 1). NELLE DATE ANALIZZATE INVECE, LA COLORAZIONE È TENDENTE AL VERDE, QUESTO PERCHÉ LA TORBIDITÀ DELL'ACQUA E IL CARICO SOLIDO DEL FIUME PO FANNO VARIARE LA FIRMA SPETTRALE PORTANDOLA VER..... 95

FIGURA 5.22 – NDWI CLASSIFICATO. PER LA CLASSIFICAZIONE, SONO STATE UTILIZZATI VALORI DELLE VERITÀ A TERRA SULLE QUALI SI BASA IL MODELLO. PER OGNI DATA SONO PRESENTI TRE ZONE DI INTERESSE DOVE SONO LOCALIZZATE DELLE ANOMALIE. COME SI PUÒ NOTARE IN QUASI TUTTE LE DATE, LE ANOMALIE SONO LOCALIZZATE AL RIDOSSO DELLE PILE DEI PONTI. LE UNICHE DUE ECCEZIONI SONO PRESENTI IN DATA 10/11/2019 E 10/10/2020 DOVE, NEL RETTANGOLO DI COLORE ARANCIO, È PRESENTE UN'ANOMALIA LOCALIZZATA AL CENTRO DEL CANALE BAGNATO..... 96

FIGURA 5.23 – VERIFICA DELLE ANOMALIE DELL'INDICE NDWI CON LA MATRICE 3 * 3 NELLE QUATTRO DATE ANALIZZATE. COME SI PUÒ NOTARE, IN TUTTI I RIQUADRI PER TUTTE LE DATE, ECCETTO CHE PER LA DATA 10/11/2019 NEL RETTANGOLO ROSSO, LE ANOMALIE SONO STATE CONFERMATE ANCHE DAL MODELLO CON LA MATRICE 3 * 3 E LA GRAN PARTE DEI FALSI POSITIVI SONO STATI RIMOSSI. 98

FIGURA 5.24 – BOX PLOT DEI VALORI NDWI DELLE ANOMALIE AL RIDOSSO DELLE PILE DEI PONTI NELLE QUATTRO DATE ANALIZZATE. TUTTE LE ANOMALIE TROVATE SONO LOCALIZZATE NEL RANGE COMPRESO TRA IL VALORE MASSIMO IMPOSTATO NELLA FASE DI CALIBRAZIONE (-0.12) E IL VALORE - 0.283. LE DATE 10/11/2019 E 25/12/2019, SONO QUELLE CON I VALORI PIÙ NEGATIVI, MENTRE LE ALTRE DUE HANNO VALORI DELLE ANOMALIE MENO NEGATIVI..... 99

FIGURA 5.25 – BOX PLOT DEI VALORI NDWI DELLE ANOMALIE PRESENTI ALL'INTERNO DEL CANALE BAGNATO DEL FIUME PO. SI PUÒ NOTARE COME IL VALORE MINIMO DATO DALLA DATA 10/10/2020, RISULTI LEGGERMENTE SOPRA LA SOGLIA DEFINITA CON LE VERITÀ A TERRA (-0.12)..... 100

FIGURA 5.26 –. BOX PLOT DEI VALORI DI RIFLETTANZA DELLA B08 DI SENTINEL 2 DELLE ANOMALIE AL RIDOSSO DELLE PILE DEI PONTI NELLE QUATTRO DATE ANALIZZATE.	101
FIGURA 5.27 – BOX PLOT DEI VALORI DI RIFLETTANZA DELLA B08 DI SENTINEL 2 DELLE ANOMALIE PRESENTI ALL’INTERNO DEL CANALE BAGNATO DEL FIUME PO.	101
FIGURA 5.28 – POSIZIONE DELLE ANOMALIE. LE PRINCIPALI ANOMALIE SONO STATE PLOTTATE SU DI UNA BASE-MAP IN MODO TALE DA AVERE UNA PIÙ FACILE ED IMMEDIATA LOCALIZZAZIONE DELLE POSSIBILI ZATTERE. INOLTRE, QUESTO TIPO DI PLOT PERMETTE UN’ANALISI TEMPORALE SULLA FREQUENZA DEI LUOGHI IN CUI TENDE AD ACCUMULARSI DEL POSSIBILE MATERIALE FLOTTANTE.....	102
FIGURA 5.29 – POSIZIONE DELLE ANOMALIE. SI PUÒ NOTARE COME LE ANOMALIE PER TUTTE LE DATE ANALIZZATE SI LOCALIZZANO SEMPRE AL RIDOSSO DEL PILASTRO DEL PONTE IN BASSO A DESTRA.....	103

Indice delle Tabelle

TABELLA 4.1 – CARATTERISTICHE DEL SATELLITE SENTINEL 2. SI POSSONO OSSERVARE LE 12 BANDE, OGNUNA DELLE QUALI COMPRENDE UN RANGE DI LUNGHEZZE D’ONDA. LE BANDE 2, 3 E 4 CORRISPONDO ALLE LUNGHEZZE D’ONDA DELLO SPETTRO DEL VISIBILE, MENTRE LA BANDA 8 COINCIDE CON L’INFRAROSSO.	42
TABELLA 4.2 – CARATTERISTICHE DELLA COSTELLAZIONE PLANETSCOPE. SI POSSONO OSSERVARE LE 4 BANDE, OGNUNA DELLE QUALI COMPRENDE UN RANGE DI LUNGHEZZE D’ONDA. LE BANDE 1, 2 E 3 CORRISPONDO ALLE LUNGHEZZE D’ONDA DELLO SPETTRO DEL VISIBILE, MENTRE LA BANDA 4 COINCIDE CON L’INFRAROSSO.....	43
TABELLA 4.3 – INTERVALLO TEMPORALE PRESO IN CONSIDERAZIONE CON RELATIVE DATE ANALIZZATE. LA COLONNA “% CLOUD COVERAGE” INDICA LA PERCENTUALE MASSIMA DI POSSIBILE COPERTURA NUVOLOSA PRESENTE NELLE IMMAGINI SCARICATE. PER LE DATE PRESE IN CONSIDERAZIONE IL CLOUD COVERAGE NELL’AREA DI ANALISI ERA SEMPRE MOLTO INFERIORE RISPETTO A QUELLO DELL’IMMAGINE COMPLESSIVA (NULLO O DI POCHI PUNTI PERCENTUALI).....	50
TABELLA 4.4 – QUANTIFICAZIONE DEGLI ELEMENTI CHE COMPONGONO LE DUE ZATTERE ARTIFICIALI. NELLA PARTE IN ALTO DELLA TABELLA È RAPPRESENTATA LA QUANTIFICAZIONE DEL MATERIALE PLASTICO PRESENTE ALL’INTERNO DELLA ZATTERA DI SOLA PLASTICA, MENTRE NELLA PARTE INFERIORE È RAFFIGURATA LA QUANTIFICAZIONE DELLA ZATTERA COSTITUITA DA PLASTICA PIÙ VEGETAZIONE.	57
TABELLA 4.5 – TABELLA DELLE DIFFERENZE IN PERCENTUALE PER TUTTE LE DATE E BANDE CHE SODDISFANO LA SEQUENZA ATTESA (CAP. 4.4.7. ANALISI MULTICRITERIO). NELLA COLONNA “% COUNTS” POSSIAMO OSSERVARE I VALORI IN PERCENTUALE DI QUANDO L’EQUAZIONE VIENE SODDISFATTA. NELLA COLONNA “% MAX PLASTICA VS PLASTICA + VEGETAZIONE”, SONO	

CONTENUTI I VALORI IN PERCENTUALE DELLA DIFFERENZA IN RIFLETTANZA TRA I MASSIMI DELLE DUE ZATTERE. MAGGIORE SARÀ IL VALORE E PIÙ SEMPLICE SARÀ LA DISTINZIONE TRA LE DUE. LA STESSA COSA VALE PER LA COLONNA “% MAX PLASTICA VS MEDIA ACQUA”, DOVE ABBIAMO IL CONFRONTO TRA IL MASSIMO DELLA ZATTERA DI SOLA PLASTICA E IL VALORE MEDIO DEI PIXEL ACQUA.	67
TABELLA 5.1 – TABELLA CON I VALORI NORMALIZZATI DELLE QUATTRO VERITÀ A TERRA PER I TRE DIVERSI INDICI. NELLA PRIMA COLONNA SONO PRESENTI I VALORI DELLE ZATTERE NATURALI NORMALIZZATI CON LA MEDIA DEI PIXEL ACQUA, MENTRE NELLA SECONDA COLONNA VI SONO I VALORI NORMALIZZATI CON L’INDICE NDVI. INFINE, NELL’ULTIMA COLONNA SONO RAPPRESENTATI I VALORI PER L’INDICE NDWI.	84
TABELLA 5.2 – STIMA QUANTITATIVA SULLA RILEVAZIONE DELLE ZATTERE AL RIDOSSO DELLE PILE DEI PONTI DA PARTE DEGLI INDICI NORMALIZZATI. VALORI UGUALI A 100 NELLA COLONNA “% SUCCESSO” INDICANO LA CORRETTA RILEVAZIONE E CLASSIFICAZIONE DI TUTTE LE ZATTERE PRESENTI AL RIDOSSO DELLE PILE DEI PONTI. PERCENTUALI INFERIORI A 100 INDICANO UNA SOTTOSTIMA DELLE ZATTERE PRESENTI, MENTRE NEL CASO IN CUI I VALORI SIANO SUPERIORI A 100, SIGNIFICA CHE L’INDICE STA SOVRASTIMANDO LE ZATTERE PRESENTI.....	88
TABELLA 5.3 – QUANTIFICAZIONE DELLA SUPERFICIE DELLE ANOMALIE. SAPENDO IL NUMERO DI PIXEL E LA LORO DIMENSIONE È STATO POSSIBILI EFFETTUARE UN CALCOLO APPROSSIMATIVO DELLA SUPERFICIE CHE POTREBBE ESSERE POTENZIALMENTE DEL DETRITO FLOTTANTE.	104

Abstract

Plastic represents currently one of the main sources of environmental pollution. It is particularly widespread in the sea and constitutes an emerging environmental risk affecting human health, livelihoods and ecosystems.

Almost all plastic reaches the sea through rivers, in the form of floating rafts consisting of vegetation mixed with plastic materials, but the monitoring techniques currently available do not allow an effective and reliable quantification of these flows.

Therefore, the possibility of monitoring and quantifying these flows of plastic materials along rivers through the use of satellite data represents a potential improvement of particular interest. The capability of satellite data on recognizing plastic material in this kind of environment is currently minimally explored.

For this reason, the present thesis focuses on explore the sensitivity of Sentinel 2 for detecting floating plastic materials. A model was developed to classify and identify floating plastic materials in rivers which, following a case-specific calibration, was applied to the Po River channel.

The first part of the thesis involved the installation in a former quarry located near the River Po of two experimental floating rafts consisting of plastic only and plastic mixed with vegetation, respectively, with known position, size and composition, in order to to monitor their spectral signatures and verify their detectability through Sentinel 2 images. The results show that the 08 band (corresponding to near infrared) is able to effectively discriminate the two rafts from the water, also giving greater intensity to the raft containing plastic and vegetation in comparison to the raft composed exclusively of plastic.

The second part of the work focused on the development of an anomaly detector on Sentinel 2 band 08 to be applied inside a wet channel. The anomalies are studied through the application of three normalized indices using the band 08: NIR anomaly index, NDVI and NDWI.

In order to calibrate the model aimed at searching for floating rafts made of plastic and / or vegetation in the wet channel of the Po River, it was necessary to identify ground truths. Specifically, four relatively stable vegetation rafts placed close to the piles of bridges were considered.

Based on the results obtained during model calibration through the four ground truths, the NDWI (*Normalized Difference Water Index*) was found to be the most effective and accurate of the three indices tested in this application for identifying floating material.

The detector based on NDWI was then applied to the Po River channel on four different dates characterized by flood conditions, during which the presence of some anomalies was determined (corresponding to rafts of plastic and / or vegetation) mainly located close to bridge piers. Conversely, the number of anomalies located inside the channel and interpretable as rafts moving along the watercourse was extremely small, leading us to conclude that the Po River carries a relatively limited number of floating rafts. Finally, it would be necessary to check the anomalies found on the ground and possibly an in situ search for any undetected rafts to make the detector developed in this experiment more robust.

Riassunto

La plastica rappresenta attualmente una delle principali fonti di inquinamento ambientale. Essa risulta particolarmente diffusa nei mari e costituisce un rischio ambientale emergente che colpisce la salute umana, i mezzi di sussistenza e gli ecosistemi.

Quasi tutta la plastica arriva in mare attraverso i fiumi sotto forma di zattere flottanti costituite da vegetazione mista a materiali plastici, ma le tecniche di monitoraggio attualmente disponibili non permettono una quantificazione efficace ed affidabile di tali flussi.

Risulta quindi di particolare interesse la possibilità di un monitoraggio e quantificazione di tali flussi di materiale plastico lungo i corsi d'acqua attraverso l'utilizzo di dati satellitari, la cui capacità di misurazione in questo ambito rimane attualmente minimamente esplorata.

Per questo motivo, il presente lavoro di tesi si è concentrato sulla verifica della sensibilità del satellite Sentinel 2 nel rilevare materiali plastici flottanti. A tal fine è stato sviluppato un modello per classificare e identificare i materiali plastici flottanti nei fiumi che a seguito di una calibrazione caso-specifica è stato applicato all'asta del Fiume Po.

La prima parte del lavoro di tesi ha previsto l'installazione all'interno di una ex cava situata in prossimità del Fiume Po di due zattere galleggianti sperimentali costituite rispettivamente da sola plastica e plastica mista a vegetazione aventi posizione, dimensioni e composizione note, al fine di monitorarne le firme spettrali e verificarne la rilevabilità tramite immagini Sentinel 2. I risultati mostrano che la banda 08 (corrispondente all'infrarosso vicino) riesce a discriminare efficacemente le due zattere dall'acqua, conferendo inoltre maggiore intensità alla zattera contenente plastica e vegetazione.

La seconda parte del lavoro si è invece focalizzata sullo sviluppo di un detector di anomalie sulla banda 08 di Sentinel 2 da applicare all'interno di un canale bagnato. Le anomalie vengono studiate attraverso l'applicazione di tre indici

normalizzati che utilizzano la banda 08: Indice di anomalia del NIR, NDVI e NDWI.

Per poter tarare il modello finalizzato alla ricerca di zattere flottanti costituite da plastica e/o vegetazione nel canale bagnato del Fiume Po, si è reso necessario identificare delle verità a terra. Nello specifico, sono state considerate quattro zattere di vegetazione relativamente stabili collocate a ridosso di pile di ponti.

Sulla base dei risultati ottenuti durante la calibrazione del modello attraverso le quattro verità a terra, l'indice NDWI (*Normalized Difference Water Index*) è risultato essere il più efficace e preciso fra i tre indici testati nell'individuazione di materiale flottante.

Si è quindi proceduto all'applicazione del detector basato su tale indice all'asta del Fiume Po in quattro differenti date caratterizzate da condizioni di piena nel corso d'acqua, durante le quali è stata determinata la presenza di alcune anomalie (corrispondenti a zattere di plastica e/o vegetazione) localizzate soprattutto a ridosso delle pile dei ponti. Viceversa, il numero di anomalie collocate all'interno del canale e interpretabili come zattere in movimento lungo il corso d'acqua risulta essere estremamente ridotto, portandoci a concludere che il Fiume Po trasporti un numero relativamente limitato di zattere flottanti. Sarebbe infine necessaria la verifica a terra delle anomalie trovate ed eventualmente una ricerca in situ di eventuali zattere non individuate per rendere più robusto il detector sviluppato in questa sperimentazione.

1. Introduzione

L'inquinamento da plastica è un rischio ambientale emergente che colpisce la salute umana, i mezzi di sussistenza e gli ecosistemi (van Emmerik & Schwarz, 2020). I fiumi trasportano la maggior parte della plastica negli oceani e sono anche serbatoi (temporanei) di carichi di plastica (Meijer, van Emmerik, van der Ent, Schmidt, & Lebreton, 2021).

La plastica rappresenta al giorno d'oggi, una delle principali fonti di inquinamento ambientale, particolarmente nei mari. Prendendo in considerazione il bilancio di massa della plastica risulta che ogni anno entrano in mare 4,8 - 12,7 milioni di tonnellate di rifiuti plastici provenienti dalla terraferma. Tali stime si basano sulla quantità di rifiuti di macro-plastiche osservati in mare (Lebreton, et al., 2017; Meijer, van Emmerik, van der Ent, Schmidt, & Lebreton, 2021) su cui sono stati calibrati modelli empirici basati sull'uso del suolo, dell'orografia e da parametri socio-economici (Jambeck, et al., 2015; van Emmerik & Schwarz, 2020; van Emmerik, et al., 2018; González-Fernández & Hanke, 2017).

Attualmente però, il monitoraggio diretto nei fiumi è praticamente assente. L'unica eccezione riguarda il monitoraggio attraverso il campionamento fisico utilizzando reti e reti a strascico, il conteggio visivo dai ponti o sulle sponde dei fiumi oppure tecniche basate su immagini ottenute grazie all'impiego di telecamere o di veicoli aerei senza pilota (UAV) (Castro-Jiménez, González-Fernández, Fournier, Schmidt, & Sempéré, 2019; Roebroek, van Emmerik, González, & Laufkötter, 2022). Queste tecniche di monitoraggio sono spesso ad alta intensità di manodopera e quindi difficili da scalare a livello del bacino idrografico, continentale o globale. Di conseguenza, la loro copertura geografica è limitata e i dati non vengono raccolti in modo coerente nel tempo e nello spazio. L'utilizzo di tali tecniche ha identificato un flusso di plastica di molti ordini inferiore a quello ipotizzato dai modelli empirici sopracitati. Vi è quindi un'importante incoerenza del bilancio di massa della plastica.

Secondo Lebreton et al. (2017), la quantità di rifiuti plastici che ogni anno entrano nel mare attraverso i corsi d'acqua è stimata tra 1,15 e 2,41 milioni di tonnellate, mentre secondo Meijer et al. (2021) la plastica che raggiunge l'oceano annualmente ammonta a 0,80 – 2,70 milioni di tonnellate. Ad ogni modo, la quantità di materiale che giunge annualmente negli oceani è molto elevata e, per questo motivo, risulta di particolare interesse la possibilità di un monitoraggio e quantificazione di tali flussi di materiale plastico lungo i corsi d'acqua attraverso l'utilizzo di dati satellitari, la cui capacità di misurazione in questo ambito rimane attualmente minimamente esplorata. Quindi, un monitoraggio diretto delle macroplastiche dei fiumi da satellite aiuterebbe a quantificare ed esplorare questa problematica.

L'uso del telerilevamento satellitare per valutare l'abbondanza di macroplastiche nei fiumi offre potenzialmente numerosi vantaggi. In primo luogo, consente di coprire vaste aree geografiche, compresi interi bacini idrografici, nello stesso giorno. In secondo luogo, è possibile ottenere un numero elevato di osservazioni storiche grazie alla lunga durata delle missioni satellitari rilevanti (es. Sentinel-2 o Landsat) e dei frequenti tempi di rivisitazione (ad oggi, con Sentinel 2, meno di una settimana). Infine, il telerilevamento satellitare fornisce osservazioni standardizzate che consentono il confronto tra vari sistemi fluviali.

Le moderne tecniche di analisi dei dati acquisiti mediante remote sensing offrono la possibilità di determinare informazioni di riflettanza spettrale che caratterizzano uno specifico pixel dell'immagine osservata. Sulla base delle proprietà di riflettanza è quindi possibile discriminare differenti tipologie di materiali considerandone le relative firme spettrali (Biermann, Clewley, Martinez-Vicente, & Topouzelis, 2020).

La sperimentazione condotta nell'ambito del mio lavoro di tesi si inserisce nel più ampio progetto MAPP (Monitoraggio Applicato alle Plastiche del Po) promosso dall'Autorità Distrettuale del Fiume Po e che, tra i vari obiettivi, si prefigge di verificare l'efficacia dei dati satellitari e di tali tecniche di analisi nel riconoscimento di rifiuti plastici dispersi nei corsi d'acqua. Nello specifico,

l'interesse è rivolto all'individuazione delle macro-plastiche flottanti che vengono trasportate nel canale bagnato.

Il mio lavoro di tesi si divide quindi in due parti: la prima, incentrata sulla verifica della rilevabilità di materiali flottanti in acqua attraverso l'utilizzo del satellite Sentinel 2, in modo tale da determinare se questa tipologia di strumento non commerciale è adatta al rilevamento e quantificazione di detriti flottanti all'interno del canale bagnato di un corso d'acqua di medio-grandi dimensioni. La verifica della rilevabilità e sensibilità del satellite è testata con l'installazione di due zattere artificiali in una ex cava del Fiume Po contenenti sia plastica che plastica più vegetazione con densità note.

La rilevabilità di rifiuti plastici mediante Sentinel 2 è già stata testata, ma solo ed esclusivamente in ambiente marino (Biermann, Clewley, Martinez-Vicente, & Topouzelis, 2020; Themistocleous, Papoutsas, Michaelides, & Hadjimitsis, 2020). Attualmente non sono presenti applicazioni quantitative su corsi d'acqua, ma solo modelli di tipo concettuale (Liro, Emmerik, Wyżga, Liro, & Mikuś, 2020), quindi la rilevabilità di oggetti flottanti con Sentinel 2 in questi ambienti rimane sconosciuta.

La seconda parte, invece, si basa sull'applicazione di un modello per la ricerca di elementi flottanti all'interno dell'asta del Fiume Po.

Le principali sfide sono riuscire a creare e successivamente calibrare un modello per la ricerca di detriti flottanti all'interno del canale bagnato del Fiume Po e, una volta identificati, nel riuscire a distinguere la plastica dalla vegetazione, dal momento che all'interno dei corsi d'acqua la via preferenziale per il trasporto della plastica è all'interno di zattere di legname e/o vegetazione (Schreyers, Bui, van Emmerik, Biermann, & van der, 2022). Inoltre, l'identificazione di questi oggetti flottanti consente una quantificazione dei flussi di legname durante le fasi di piena e di magra e quindi, allo stesso tempo, fornisce uno strumento di monitoraggio dei materiali che vengono trasportati galleggiando sulla superficie nei corsi d'acqua.

Questo lavoro, oltre che puntare all'identificazione e quantificazione dei rifiuti plastici e legnosi, permette quindi anche il monitoraggio delle zattere flottanti

per scopi geomorfologici al fine di comprendere al meglio i processi fluviali (Gurnell, Piégay, Swanson, & Gregory, 2002; Scamardo, Nichols, & Wohl, 2021).

Riassumendo, gli obiettivi di questo lavoro sono:

1. Verificare la sensibilità del satellite Sentinel 2 nel rilevare materiali plastici flottanti (Capitolo 4);
2. Sviluppare un modello per classificare e identificare i materiali plastici flottanti;
3. Applicare il modello al Fiume Po con lo scopo di classificare e monitorare eventuali zattere naturali presenti all'interno del canale bagnato (Capitolo 5).

La tesi è così organizzata: il Capitolo 2 e il Capitolo 3 presentano un'introduzione di base alle tematiche del trattamento e classificazione dei dati satellitari. Il Capitolo 4 descrive la sperimentazione messa in atto per verificare la sensibilità del dato Sentinel 2 alla classificazione delle macro-plastiche in ambito fluviale e il Capitolo 5 descrive l'applicazione del modello al Fiume Po. La tesi si chiude con una discussione su opportunità e limiti di tali applicazioni nel futuro.

Inoltre, sono presenti sette allegati:

Allegato 1, contiene un approfondimento teorico sulle metodologie per l'interpretazione dei dati satellitari telerilevati. Queste nozioni teoriche sono necessarie per comprendere appieno le tecniche e le metodologie interpretative utilizzate nel mio lavoro. Questo allegato fa riferimento al Capitolo 2, al Capitolo 3, al Capitolo 4 e al Capitolo 5.

Allegato 2, include sia il codice Python per la classificazione temporale spettrale dei dati Sentinel 2 che un algoritmo per il ricampionamento delle immagini Sentinel 2 che hanno una risoluzione geometrica superiore ai 10 metri/pixel. Questo allegato fa riferimento al Capitolo 4;

Allegato 3, contiene i risultati delle analisi temporali effettuate con la banda B08 di Sentinel 2 sulle zattere artificiali poste all'interno della ex cava Motta Baluffi. Questi risultati descrivono la sensibilità del satellite

Sentinel 2 nel rilevare i detriti flottanti. Questo allegato fa riferimento al Capitolo 4.5.2. “Sentinel 2: Analisi temporale della riflettanza”;

Allegato 4 e *Allegato 5*, contengono rispettivamente l’analisi temporale delle firme spettrali dei valori massimi e medi delle zattere artificiali. Le firme spettrali sono necessarie per poter identificare le migliori bande per la caratterizzazione della plastica. Questi allegati fanno entrambi riferimento al Capitolo 4.5.5. “Sentinel 2: Analisi temporale della firma spettrale”;

Allegato 6, include i risultati dell’indice di anomalia del NIR che permette di distinguere eventuali anomalie dovute a materiali flottanti senza aver alcuna dipendenza temporale dalle variazioni di riflettanza. Questo allegato fa riferimento al Capitolo 4.5.8. “Indice di anomalia del NIR”;

Allegato 7, contiene il codice del modello per la ricerca delle anomalie (Anomaly Detector). Questo allegato fa riferimento al Capitolo 5.

2. Il Telerilevamento

2.1. *Definizione di Telerilevamento*

Il telerilevamento (in inglese Remote Sensing) è la disciplina tecnico-scientifica con finalità diagnostico-investigative che permette di ricavare informazioni, qualitative e quantitative su oggetti posti a distanza e sull'ambiente circostante sulla base di misure di energia elettromagnetica, emessa, riflessa o trasmessa, che interagisce con le superfici fisiche di interesse.

Esso comprende quindi tutto l'insieme di tecniche, strumenti e mezzi interpretativi che permettono di fornire all'osservatore informazioni su oggetti posti a distanza e sull'ambiente che li circonda.

In generale, il telerilevamento permette di realizzare misure quantitative a distanza sulla base di caratteristiche fisiche legate alle superfici e, con certe condizioni al contorno, relative anche alle situazioni sotto-superficiali.

Le informazioni sia qualitative che quantitative provengono da superfici poste in genere lontano dall'osservatore. Generalmente si può far riferimento a distanze che variano da qualche metro (Proximal Sensing) fino a migliaia di chilometri (Remote Sensing) nel caso in cui si faccia riferimento ai satelliti geostazionari.

I risultati delle misure dipendono strettamente dallo spettro delle onde magnetiche e quindi la quantità fisica rilevata corrisponde all'energia elettromagnetica proveniente dall'oggetto. Misurare questa grandezza fisica permette di rilevare le alterazioni della radiazione che si verificano quando questa interagisce con un oggetto e quindi allo stesso tempo significa conoscere le caratteristiche fisiche dell'oggetto studiato.

2.2. *Principi fisici di Telerilevamento*

2.2.1. **L'energia elettromagnetica**

Nel telerilevamento necessitiamo di una fonte di energia che illumini o fornisca energia elettromagnetica necessaria per illuminare l'area che si vuole studiare. La fonte di energia può essere sia di tipo naturale (energia solare o terrestre) che artificiale (nel caso dei radar).

Tale energia, dove nel caso del sole è rilasciata sottoforma di fotoni, viene denominata energia elettromagnetica (EEM).

La propagazione nello spazio dell'energia del campo elettromagnetico da luogo alla radiazione elettromagnetica (EMR) che è costituita dalla propagazione sincronizzata di campi elettrici e magnetici che nel vuoto si propagano alla velocità della luce. Nel caso di mezzi isotropi e omogenei la direzione di propagazione e le oscillazioni dei due campi sono tra loro perpendicolari.

L'EMR può essere descritta come un'onda armonica che si propaga nello spazio (Figura 2.1) e a livello macroscopico può essere descritta da tre parametri (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011):

- *lunghezza d'onda* λ (nm), ovvero la distanza tra due creste o ventri consecutivi dell'onda;
- *frequenza* ν (s^{-1}), definita come il numero di eventi periodici al secondo, può essere definita anche come l'inverso del periodo ($1/T$);
- *ampiezza* A (m), corrisponde alla massima variazione di altezza di ogni picco dell'onda e quindi all'intensità massima E . Spesso viene misurata in termini di energia, come l'irradianza E [$W\ m^{-2}\ um^{-1}$].

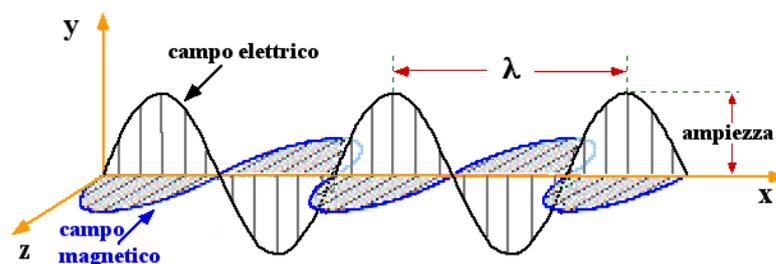


Figura 2.1 – Onda elettromagnetica polarizzata. In questa rappresentazione l'onda elettromagnetica si propaga in direzione dell'asse delle ascisse ed è caratterizzata da una lunghezza d'onda (λ) che corrisponde alla distanza tra due creste d'onda e da un'ampiezza che corrisponde alla massima variazione di un'oscillazione. Inoltre, tutte le onde sono composte da un campo elettrico (nero) ed uno magnetico (blu) che si propagano in fase nella medesima direzione e perpendicolari tra loro. (Fonte: https://www.chimica1956.it/generale/luc_06.htm)

Il prodotto della lunghezza d'onda (λ) per la frequenza (ν) è costante e rappresenta la velocità di propagazione dell'onda (c) (2.1), che se considerato per la luce visibile nel vuoto, vale circa 300.000 km/s (velocità della luce).

$$c = \lambda \cdot \nu \quad [\text{m} \cdot \text{s}^{-1}] \quad (2.1)$$

2.2.2. Lo spettro elettromagnetico

Lo spettro elettromagnetico (spettro EM) comprende tutte le possibili lunghezze d'onda della radiazione elettromagnetica (EMR) (Figura 2.2).

Onde elettromagnetiche con diversa lunghezza d'onda presentano energie differenti manifestando così effetti diversi sulla materia: maggiore è la lunghezza d'onda, minore è l'energia coinvolta.

Lo spettro elettromagnetico può essere infatti schematizzato in funzione dell'energia sottoforma di intervalli di lunghezza d'onda continui tra loro. Questi intervalli sono una convenzione e non esiste di fatto un confine netto fra una banda e l'altra.

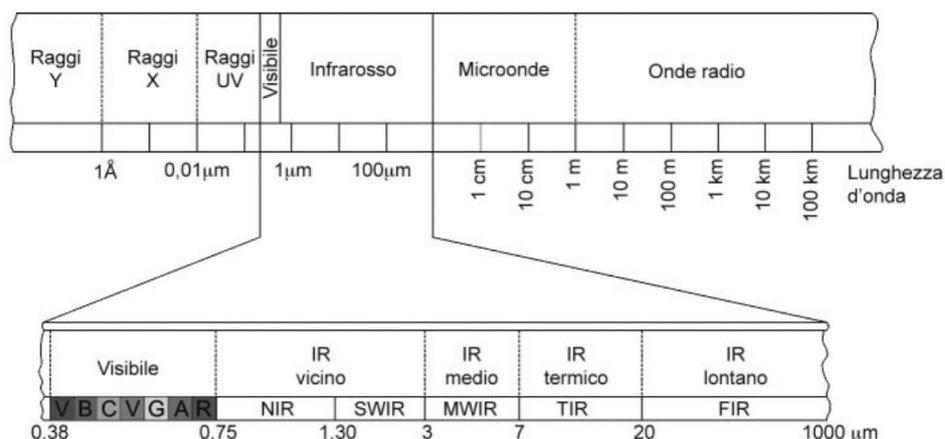


Figura 2.2 – Spettro elettromagnetico. I vari intervalli di lunghezze d'onda vengono divisi in base alle caratteristiche della radiazione. La divisione in categorie è basata su delle convenzioni scientifiche. (Fonte: (Dainelli, 2011))

Ogni intervallo dello spettro elettromagnetico può essere ritenuto di fondamentale importanza nel telerilevamento, ma per l'interpretazione della superficie terrestre alcune bande sono più adeguate di altre. Il telerilevamento, infatti, impiega prevalentemente le bande UV (ultravioletto), VIS (visibile), IR (Infrarosso) (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011).

- L'ultravioletto o UV (0.01 – 0.38 μm) (Dainelli, 2011), costituito da un range di lunghezze d'onda comprese tra la radiazione dei Raggi X e lo spettro del visibile. Questa energia non è percepibile all'occhio umano, ma se ne possono apprezzare indirettamente gli effetti attraverso il fenomeno della fluorescenza. La fluorescenza è quel fenomeno fisico che si verifica quando materiali naturali, come rocce e minerali, colpiti da radiazioni UV, emettono della radiazione nella lunghezza d'onda del visibile.

I raggi UV subiscono una forte attenuazione atmosferica e nell'ambito del telerilevamento vengono utilizzati per la spettrometria.

- Il visibile o VIS (0.38 – 0.75 μm) (Dainelli, 2011), è l'unica parte dello spettro elettromagnetico che l'occhio umano riesce a percepire, questo perché il sole emette principalmente in questo range di lunghezze d'onda. Il VIS può essere suddiviso in ulteriori sotto bande che compongono i colori dell'arcobaleno: violetto o V (0.38 – 0.435 μm); blu o B (0.435 –

0.5 μm); ciano o C (0.5 – 0.52 μm); verde o V (0.52 – 0.565 μm); giallo o G (0.565 – 0.59 μm); arancione o A (0.59 – 0.625 μm); rosso o R (0.625 – 0.74 μm).

- L'infrarosso o IR (0.75 – 1000 μm) (Dainelli, 2011), oltre ad avere un range di lunghezze d'onda molto ampio, lo si può suddividere in diverse sottocategorie:
 - Infrarosso vicino (NIR = *Near Infrared*), viene riflesso dalla superficie terrestre e si comporta come lo spettro del visibile. Il suo intervallo di lunghezze d'onda è compreso tra 0.75 – 1.3 μm , successivo alla radiazione del visibile;
 - Infrarosso ad onda corta (SWIR = *Short-wave Infrared*), per fenomeni esclusivamente di tipo riflesso, con l'lunghezze d'onda tra 1.3 – 3 μm ;
 - Infrarosso a onde medie (MWIR = *Mid-wave Infrared*), viene sia riflesso che emesso, con un range di l'lunghezze d'onda di 3 – 7 μm ;
 - Infrarosso termico (TIR = *Thermal Infrared*), per fenomeni essenzialmente di tipo emesso con area dello spettro compresa tra 7 – 20 μm ;
 - Infrarosso lontano (FIR = *Far Infrared*), poco impiegato in ambiti di telerilevamento, con lunghezza di banda oltre i 20 μm .

2.2.3. Le grandezze radiometriche

Il telerilevamento misura il flusso di energia proveniente dalla superficie ripresa. Questo flusso può essere misurato e descritto mediante le grandezze radiometriche, le quali sono tutte espressione del flusso radiante (ϕ).

- *Flusso radiante (ϕ)* (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011), può essere definito come una potenza, cioè il tasso di energia (Q) nell'unità di tempo (t). Questo flusso può propagarsi nello spazio in tutte le direzioni, per questo motivo può essere definito in svariati modi a seconda della geometria di osservazione;

$$\phi = \frac{dQ}{dt} \quad [\text{W}] \quad (2.2)$$

- *Irradianza (E)* (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011), definita come la densità di flusso radiante incidente ($d\phi_{\text{Incidente}}$) su una data area (A);

$$E = \frac{d\phi_{\text{Incidente}}}{dA} \quad [\text{W} \cdot \text{m}^{-2}] \quad (2.3)$$

- *Exitanza (M)* (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011), corrisponde al flusso radiante in uscita ($d\phi_{\text{Uscente}}$) da una superficie con una determinata area (A);

$$E = \frac{d\phi_{\text{Uscente}}}{dA} \quad [\text{W} \cdot \text{m}^{-2}] \quad (2.4)$$

- *Radianza (L)* (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011), è la densità di flusso radiante in uscita ($d\phi_{\text{Uscente}}$) per unità di superficie (A) e angolo solido (θ) misurato secondo la geometria di osservazione su un piano ortogonale a tale direzione con angolo ω . Questa grandezza radiometrica è molto importante, perché è quella che viene realmente registrata dai sensori in remoto;

$$L = d\left(\frac{d\phi_{\text{Uscente}}}{dA \cos \theta}\right) \cdot \frac{1}{d\omega} = \frac{d^2\phi_{\text{Uscente}}}{dA \cos \theta d\omega} \quad [\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1}] \quad (2.5)$$

2.2.4. Corpo Nero, Grigio e Reale

Per poter descrivere le leggi della radiazione è necessario introdurre il concetto di *corpo nero*, *corpo grigio* e *corpo reale*.

Il *corpo nero* è un oggetto che ad ogni data temperatura assorbe tutta la radiazione che lo investe e che emette tutta l'energia elettromagnetica ricevuta alle diverse lunghezze d'onda. Il termine "corpo nero" è una definizione teorica, infatti in natura non esiste nessun oggetto con il medesimo comportamento.

Un *corpo grigio* invece, può essere definito come un oggetto che emette radiazioni ad ogni lunghezza d'onda, ma a differenza del nero, esso avrà un'emissività spettrale inferiore (Figura 2.3).

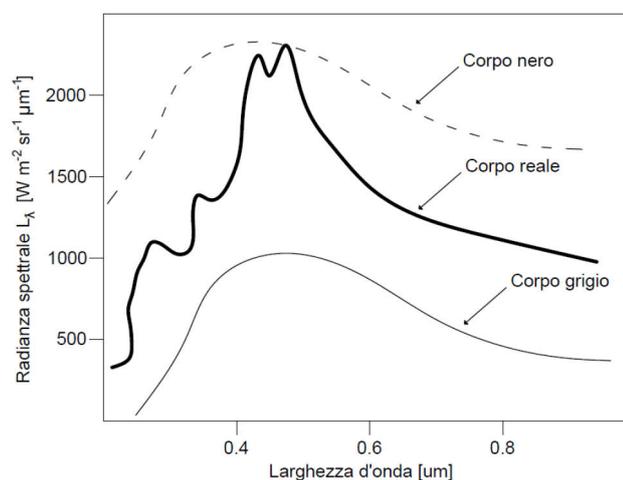


Figura 2.3 – Rappresentazione del corpo nero, grigio e reale alla stessa temperatura. Il corpo nero (linea tratteggiata) è un corpo fisico ideale, che è in grado di assorbire tutta l'energia elettromagnetica incidente, per questo motivo ha un'elevata radianza spettrale e quindi è posizionato al di sopra del corpo grigio e reale. Il corpo grigio (linea nera sottile) invece, emette radiazioni ad ogni lunghezza d'onda (è un radiatore imperfetto), per questo motivo si posiziona al di sotto del corpo nero e del reale (linea nera spessa). Il reale, caratterizzato da diverse tipologie di materiali naturali e artificiali si posiziona invece tra i due estremi (corpo nero e grigio). (Fonte: (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006))

La sua assorbività rispetto ad una superficie non è soggetta a variazioni dovute alla temperatura e alla lunghezza d'onda della radiazione incidente. Inoltre, il grigio, non è un emettitore o radiatore ideale, per cui può assorbire e riflettere parte dell'energia che riceve. Un *corpo grigio* può essere considerato come un'oggetto opaco. Infine, il comportamento dei *corpi reali* non sarà mai uguale

a quello dei grigi, ma in alcune circostanze si possono avere valori di emissività dei *corpi reali* pari a quelle dei neri (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011) (Figura 2.3).

2.2.5. Le leggi della radiazione

Nel telerilevamento per la descrizione dei fenomeni di assorbimento ed emissione dell'energia elettromagnetica, sono necessarie quattro leggi fondamentali:

- *Legge di Planck*, definisce l'andamento della potenza (densità di flusso radiante M_λ) emessa da una superficie in funzione della lunghezza d'onda (λ) e della temperatura (T). Essa esprime come un corpo nero ad una data temperatura, superiore allo zero assoluto (-273.15 °C), emette energia sottoforma di radiazioni (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011; Gomasasca, et al., 2009);

$$M_\lambda = \varepsilon_\lambda \left(\frac{c_1 \lambda^{-5}}{\exp(c_2/\lambda T) - 1} \right) \quad [\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \mu\text{m}^{-1}] \quad (2.6)$$

- *Legge di Stefan-Boltzman*, definisce la quantità totale di potenza emessa dalle superfici calcolata su tutto lo spettro elettromagnetico in funzione della loro temperatura. Quindi un corpo con una temperatura maggiore dello zero assoluto, emette EEM a diverse lunghezze d'onda in funzione della temperatura (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011; Gomasasca, et al., 2009);

$$J = \sigma T^4 \quad [\text{W} \cdot \text{m}^{-2}] \quad (2.7)$$

- *Legge di Wien*, definisce il valore della lunghezza d'onda dove l'emissione elettromagnetica è massima ad una data temperatura. Il picco di emittanza può assumere quindi differenti valori di lunghezza d'onda, andando quindi ad aumentare la frequenza. I valori di lunghezza d'onda del picco di emittanza e la temperatura sono quindi inversamente

proporzionali e vengono descritti da una costante (b) (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011; Gomarasca, et al., 2009);

$$b = \lambda_{Max} T \quad [\text{m} \cdot \text{K}] \quad (2.8)$$

- *Legge di Kirchhoff*, relaziona i coefficienti di riflessione (ρ), trasmissione (τ) e assorbimento o emissione (α) (1.9a) e quindi, all'equilibrio termico, i flussi di emissione (a'_v) e assorbimento (ϵ'_v) (2.9b) sono per ciascuna frequenza e in ogni direzione uguali, per questo motivo, buoni ricevitori sono anche buoni trasmettitori (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011; Gomarasca, et al., 2009);

$$\rho + \alpha + \tau = 1 \quad (2.9a)$$

$$a'_v = \epsilon'_v \quad (2.9b)$$

2.2.6. Sole e Terra come sorgenti di energia

Il telerilevamento prende in considerazione principalmente lo spettro ottico, dove le principali fonti di energia elettromagnetica sono il Sole e la Terra. Dal punto di vista dell'irraggiamento il comportamento di queste due sorgenti è diverso per via della loro differente temperatura.

Il sole emette energia prevalentemente nell'intervallo spettrale che va dal visibile all'infrarosso medio. Queste radiazioni possono venire assorbite, come nel caso delle piante per la fotosintesi, possono essere riflesse, oppure come nel caso dei corpi idrici l'energia viene trasmessa al loro interno dove viene assorbita e trasformata in calore.

Questi fenomeni di assorbimento, riflessione e trasmissione variano in funzione delle caratteristiche della superficie terrestre.

Se prendiamo in considerazione il Sole, esso viene considerato come un corpo nero, con una temperatura alla superficie compresa tra 5800 e 6000 K. Se considerata la temperatura media (5900 K), per la legge di Wien, si ricava che il

massimo di emissione solare è a circa $0.5 \mu\text{m}$ (inizio dell'intervallo del verde nella banda del visibile) (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011) (Figura 2.4). Non casualmente tutti i fenomeni biologici sviluppatosi sul nostro pianeta sfruttano l'energia attorno a questa lunghezza d'onda. Quindi se considerato l'intervallo di temperatura del sole, risulta che irraggia essenzialmente attorno alle lunghezze d'onda della luce visibile ($0.4 - 0.7 \mu\text{m}$) (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011) (Figura 2.4).

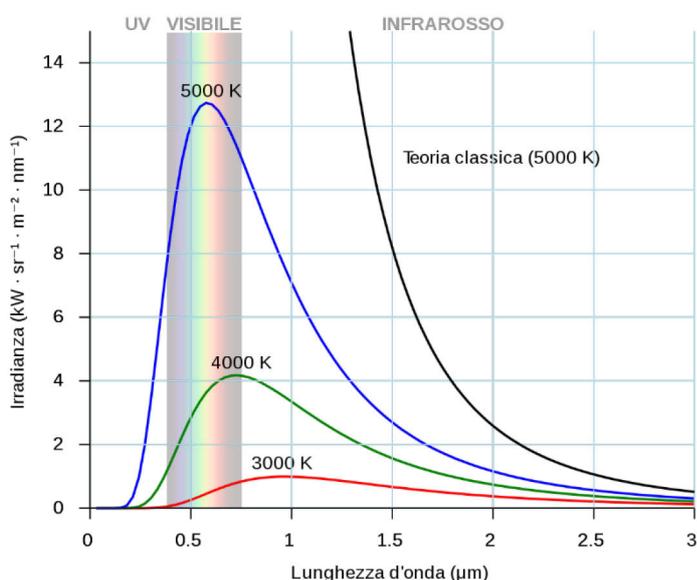


Figura 2.4 – Distribuzione spettrale dell'intensità della radiazione del corpo nero in funzione della lunghezza d'onda per diverse temperature. Il massimo dell'intensità si sposta su lunghezze d'onda più corte all'aumentare della temperatura del corpo nero. (Fonte: https://it.wikipedia.org/wiki/Corpo_nero)

D'altro canto, se osserviamo la Terra che ha una temperatura attorno ai 280 K, si può notare che irraggia soprattutto nell'infrarosso termico ($8 - 14 \mu\text{m}$).

Nonostante i massimi di emissione, i due corpi emettono radiazioni su tutto lo spettro, infatti esiste un particolare intervallo di lunghezze d'onda (MWIR, $3 - 5 \mu\text{m}$) per il quale l'energia radiante emessa dalle superfici terrestri è confrontabile con quella riflessa proveniente dal Sole (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011) (Figura 2.5).

I rilievi effettuati con questa banda necessitano di un'attenta interpretazione per identificare la corretta provenienza dell'energia.

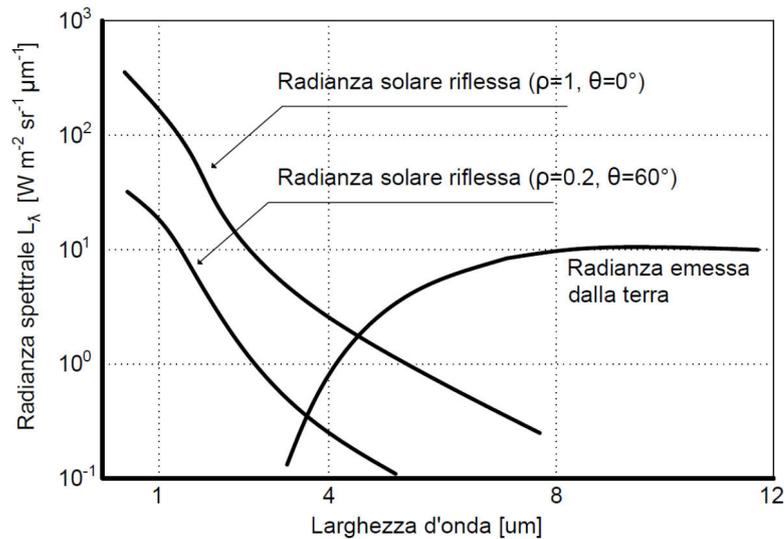


Figura 2.5 – Rappresentazione delle curve di radianza del Sole e della Terra. Per il sole si possono distinguere due curve distinte, dove la variazione di radianza spettrale tra le due è data dai differenti valori di riflettività (ρ) e di inclinazione delle superfici (θ). Nell'intervallo spettrale dell'infrarosso medio (MWIR) invece, avviene l'intersezione delle tre curve, il che significa che la radianza emessa dalla Terra può essere confrontata con quella riflessa dalle stesse superfici. (Fonte: (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006))

2.3. Interazioni tra energia e materia

L'intero processo di interazione dell'energia con la materia è descritto dal principio di conservazione dell'energia di Kirchhoff (2.9a).

Questi processi sono descritti basandosi sulle caratteristiche di un corpo nero, ma se si considera un corpo opaco (grigio), può accadere in certi intervalli spettrali che il valore di trasmissione risulti nullo o trascurabile e quindi l'equazione di Kirchhoff (2.9a) si riduce a:

$$\rho + \alpha = 1 \quad (2.10)$$

D'altra parte, a determinate lunghezze d'onda e in diverse tipologie di corpi come l'aria o l'acqua il coefficiente di trasmissione può risultare molto elevato.

2.3.1. Interazione della radiazione con l'atmosfera

La radiazione acquisita nel telerilevamento, indifferentemente dalla posizione della sorgente, dovrà compiere un percorso più o meno lungo attraverso una parte dell'atmosfera.

Prendendo in considerazione un'acquisizione effettuata mediante un sensore di tipo satellitare, la radiazione elettromagnetica interagirà con l'atmosfera in due momenti differenti. La prima interazione la si ha quando la radiazione proveniente dal Sole giunge sulla Terra, mentre la seconda la si ha nel momento successivo alla riflessione sulla superficie terrestre, cioè quando l'energia ritorna dalla superficie al sensore.

Nel caso in cui invece si effettuino analisi di tipo termico, dove la Terra è il principale emettitore, la radiazione interagirà con l'atmosfera una sola volta.

L'influenza dell'atmosfera sulla radiazione genera del "disturbo", che deve essere successivamente corretto attraverso la cosiddetta "correzione atmosferica" (Allegato 1, Cap. A.1.2.4. Correzione Atmosferica). Questa perturbazione è dovuta a diversi fattori tra cui:

- la lunghezza d'onda della radiazione;
- la lunghezza del percorso della radiazione all'interno dell'atmosfera;
- le condizioni atmosferiche (nuvole, inquinamento).

Il disturbo dello spettro della radiazione è dovuto ai fenomeni di diffusione e assorbimento atmosferico.

La diffusione atmosferica è un processo disordinato e casuale che disperde l'energia elettromagnetica quando questa collide con le particelle presenti nell'atmosfera. In generale si possono distinguere tre tipologie di diffusione:

- di *Rayleigh*, ha luogo quando un fascio di luce monocromatico interagisce con particelle di dimensioni molto minori rispetto alla lunghezza d'onda della radiazione, provocando diffusione della luce. Questo processo è inversamente proporzionale alla lunghezza d'onda e genera una variazione dell'intensità al variare dell'angolo di diffusione.

Ne consegue che l'intensità della radiazione diffusa sarà minore o uguale a quella incidente e la diffusione sarà maggiore a lunghezza d'onda minori.

Tale evento può portare alla separazione delle lunghezze d'onda nella luce bianca, infatti, è proprio questo fenomeno che dà il colore blu al cielo.

Le particelle che inducono la dispersione includono tipicamente molecole gassose (Vapore acqueo, CO₂, Azoto) ed anche piccole gocce d'acqua liquida (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011; Gomasca, et al., 2009);

- di *Mie*, si verifica quando un fascio di luce monocromatico interagisce con particelle di dimensioni maggiori rispetto alla lunghezza d'onda della radiazione. Le particelle responsabili di questo fenomeno riguardano polveri e grandi gocce d'acqua (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011; Gomasca, et al., 2009);
- *non selettiva*, avviene quanto le particelle (tipicamente gocce d'acqua) sono molto più grandi della lunghezza d'onda dell'EEM. Viene definita non selettiva proprio perché comprende tutte le lunghezze d'onda dello spettro visibile. Per questa ragione, le nuvole e la nebbia risultano bianche (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011; Gomasca, et al., 2009).

Tutte le particelle presenti nell'atmosfera provocano fenomeni di diffusione e assorbimento che causano a loro volta una perdita di energia con una riduzione della trasparenza atmosferica e quindi del contrasto degli oggetti osservati.

Vi sono però degli intervalli spettrali nell'atmosfera, definiti come *finestre atmosferiche*, dove la radiazione non subisce apprezzabile assorbimento. In Figura 2.6 è rappresentato un diagramma di trasmissione atmosferica (Dainelli, 2011) dove, in prossimità dei picchi di trasmissione sono presenti le *finestre spettrali*, mentre alle depressioni corrispondono le diverse tipologie di gas assorbenti. Come si può notare, sono presenti numerose finestre spettrali ed è su queste che si basa l'acquisizione di dati telerilevati.

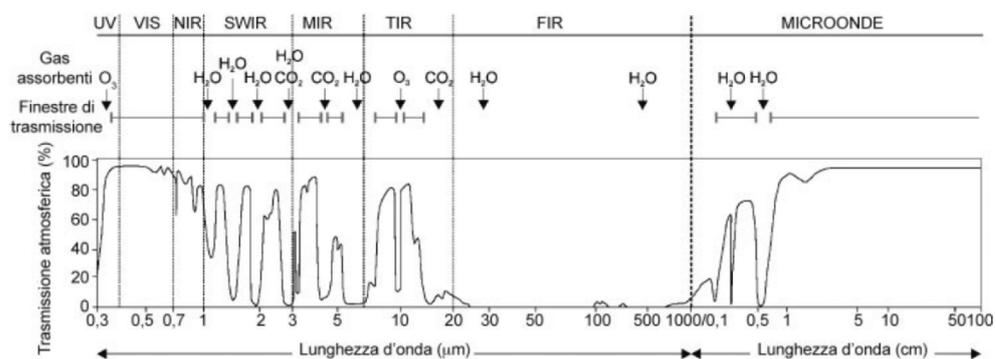


Figura 2.6 – Trasmittanza atmosferica e finestre di assorbimento dovute ai diversi gas. Si può notare come ogni gas genera delle perturbazioni dei valori di trasmissione atmosferica a differenti lunghezze d'onda. In questo modo si possono differenziare delle zone nello spettro prive di assorbimento (molto trasmissive) che vengono definite "finestre atmosferiche" (Fonte: (Dainelli, 2011))

2.3.2. Interazione della radiazione con la superficie terrestre

L'interazione dell'EMR con la superficie genera tre tipologie di fenomeni (Figura 2.7): *trasmissione*; *riflessione*; *assorbimento* (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011).

Questi tre fenomeni si verificano in proporzioni differenti a seconda delle caratteristiche della superficie e della tipologia di radiazione. Per il primo principio della termodinamica si può scrivere che:

$$\Phi_i = \Phi_t + \Phi_r + \Phi_a \quad [\text{W}] \quad (2.11)$$

dove

- Φ_i = flusso radiante incidente
- Φ_t = flusso radiante trasmesso
- Φ_r = flusso radiante riflesso
- Φ_a = flusso radiante assorbito

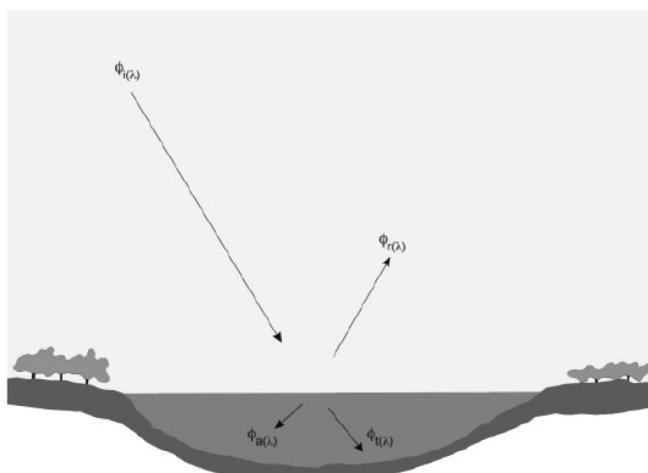


Figura 2.7 – Interazione della radiazione elettromagnetica con la superficie terrestre. Il flusso radiante incidente (ϕ_i) una volta giunto sulla superficie di interesse, può venire trasmesso (ϕ_t), riflesso (ϕ_r) o assorbito (ϕ_a) in quantità differenti, in funzione delle proprietà fisiche dell'oggetto e della lunghezza d'onda della radiazione incidente. (Fonte: (Dainelli, 2011))

A seguito se si procede alla normalizzazione di queste grandezze rispetto all'energia incidente si ottengono dei parametri che dipendono strettamente dalla natura delle superfici (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011):

- coefficiente di trasmissione o *trasmissività* (τ) = Φ_t / Φ_i ;
- coefficiente di riflessione o *riflettività* (ρ) = Φ_r / Φ_i ;
- coefficiente di assorbimento o *assorbività* (α) = Φ_a / Φ_i ;

I tre coefficienti sopra descritti variano in base alle differenti caratteristiche delle superfici. Nell'ambito del telerilevamento possiamo distinguere tre tipologie di superfici (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011):

- *superficie liscia*, dove la riflessione sarà di tipo speculare e quindi l'angolo di incidenza sarà uguale all'angolo di riflessione;
- *superficie scabra*, ha una riflessione di tipo diffuso e la radiazione si riflette casualmente;
- *superficie Lambertiana*, la riflessione è di tipo diffuso ed uniforme e simula una sfera o semisfera.

Per le superfici reali, si ha un comportamento intermedio tra le superfici Lambertiane e speculari.

La *trasmissività*, *riflettività* e *assorbività* però non dipendono solamente dalla tipologia di superficie, ma anche dalla lunghezza d'onda della radiazione e quindi la (2.11) può essere riscritta in funzione di λ (Dainelli, 2011):

$$\Phi_{i(\lambda)} = \Phi_{t(\lambda)} + \Phi_{r(\lambda)} + \Phi_{a(\lambda)} \quad [\text{W/nm}] \quad (2.12)$$

L'acquisizione di dati telerilevati è fondata sulla riflettività (ρ) che se considerata in funzione della lunghezza d'onda si definisce come *riflettività spettrale* ($\rho(\lambda) = \Phi_{r(\lambda)} / \Phi_{i(\lambda)}$) (Dainelli, 2011). Essa è propria di ogni superficie e come visto precedentemente dipende strettamente dalla tipologia di radiazione e superficie.

2.3.3. Firme spettrali

La combinazione di tutti i fenomeni di riflessione e assorbimento dell'EEM a diverse lunghezze d'onda e in funzione delle caratteristiche degli oggetti e delle loro superfici, dà luogo alla formazione di una curva caratteristica denominata firma spettrale. Essa è diagnostica ed univoca per ogni materiale, infatti grazie ad essa è possibile effettuare la caratterizzazione dei vari corpi rilevati. Queste curve sono di fondamentale importanza per poter localizzare le finestre atmosferiche o gli intervalli di lunghezze d'onda dove è possibile differenziare e riconoscere i diversi elementi.

La Figura 2.8 mostra le firme spettrali di alcune tipologie di superfici come l'acqua, il suolo e la vegetazione.

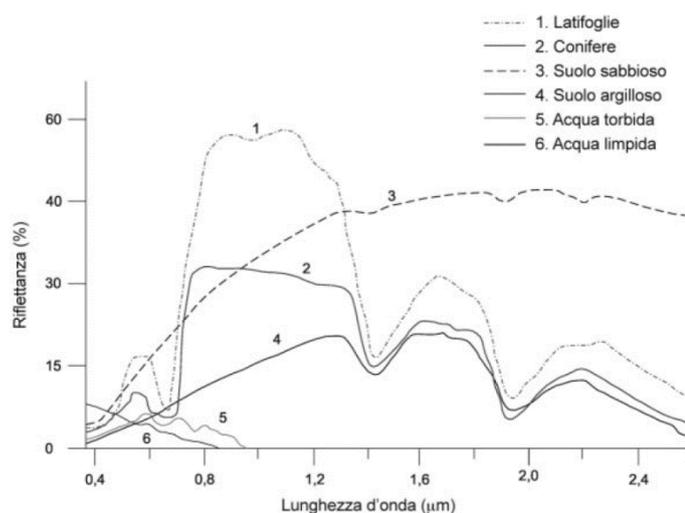


Figura 2.8 – Firme spettrali di alcune superfici. Le curve “1” e “2” che rappresentano rispettivamente le latifoglie conifere, hanno diversi picchi di riflettanza all’interno dello spettro, ma quello più importante è localizzato nell’intervallo spettrale dell’infrarosso vicino (NIR). Questo picco è diagnostico per caratterizzare la vegetazione. Osservando invece la firma spettrale dell’acqua (curva “5” e “6”) si può notare che ha valori di riflettanza molto bassi fino alla lunghezza d’onda di 0.8 μm circa, dove collassa a zero. Per questo motivo nelle immagini acquisite nell’intervallo dell’infrarosso l’acqua risulta di colore relativamente scuro. Infine, le firme spettrali dei suoli (curva “3” e “4”), possiedono valori di riflettanza che sono funzione della loro composizione mineralogica e acquosa. (Fonte: (Dainelli, 2011))

Se si prende in considerazione la firma spettrale della vegetazione si può notare come assume valori più elevati nella zona spettrale attorno agli 8 μm che corrisponde alla banda dell’infrarosso (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli,

2011) (Figura 2.2). Questo picco è influenzato dalla struttura fogliare (organizzazione spaziale delle cellule).

Un ulteriore massimo lo si ha nella regione del visibile, attorno ai 0.55 μm (banda del verde) (Figura 2.2) (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011), che è correlato ai pigmenti fogliari (clorofilla, xantofilla, carotene). Per questo motivo la vegetazione all'occhio umano risulta di colorazione verde. Inoltre, si nota anche la differenziazione tra la firma spettrale delle conifere e delle latifoglie, dovuta principalmente alla struttura fogliare. Le conifere avendo foglie aghiformi, hanno una superficie minore rispetto alle latifoglie e riflettono meno la radiazione incidente sulla superficie fogliare, pertanto la loro firma spettrale avrà valori minori in riflettanza.

Anche il contenuto d'acqua della vegetazione influenza la firma spettrale. Nelle regioni di lunghezza d'onda pari a 1.4 μm , 1.9 μm e 2.7 μm , l'acqua determina un forte assorbimento della radiazione che provoca una diminuzione della riflettanza (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011). Questa caratteristica è molto utile per verificare lo stress idrico della vegetazione e quindi allo stesso tempo determinarne lo stato di salute.

La firma spettrale dell'acqua invece, è influenzata da numerosi fattori ed è quindi necessario considerare i diversi contributi di radianza che la compongono.

In Figura 2.9, sono rappresentate le diverse componenti che influenzano la firma spettrale finale di un corpo idrico ($L(\lambda)$) che viene definita con la seguente relazione (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006):

$$L(\lambda) = L_{atm}(\lambda) + L_{sup}(\lambda) + L_{acq}(\lambda) + L_{fon}(\lambda) \quad (2.13)$$

dove:

- $L_{atm}(\lambda)$ è la frazione di radianza che non riesce a raggiungere il corpo idrico che, nel caso di acquisizione aeree o satellitari, può acquisire valori in radianza discretamente elevati;
- $L_{sup}(\lambda)$ è la frazione di radianza che viene riflessa dall'acqua e che non riesce a penetrare al suo interno, è legata prevalentemente alla luce diffusa dal cielo;

- $L_{acq}(\lambda)$ è la frazione di radianza riflessa all'interno del corpo idrico, che però non è riuscita a toccare il fondale, questa è la componente di maggiore interesse nello studio dell'acqua;
- $L_{fon}(\lambda)$ è la frazione di radianza riflessa dal fondale e il suo contributo dipende dallo spessore dell'acqua e dalla sua trasmissività (grado di trasparenza dell'acqua).

La combinazione in diverse percentuali di queste componenti restituisce la firma spettrale osservabile mediante gli strumenti di telerilevamento.

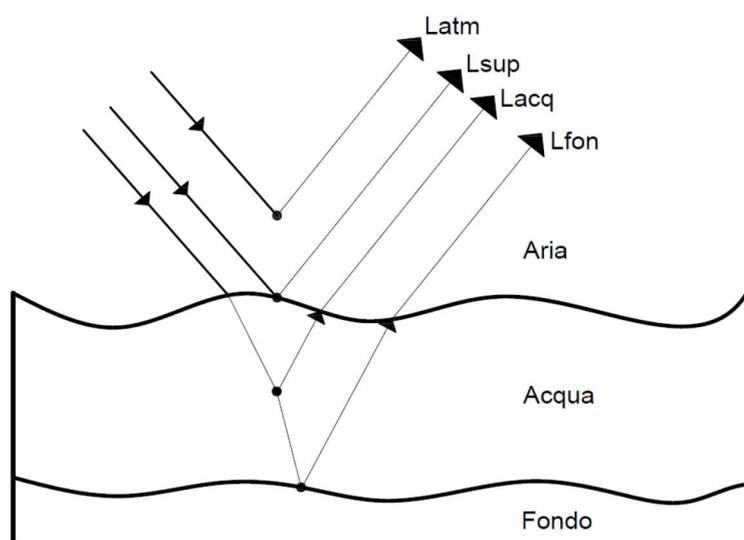


Figura 2.9 – Schema riassuntivo dell'interazione tra l'energia elettromagnetica e uno specchio d'acqua. Come si può notare dalla figura, la radianza di uno specchio d'acqua che viene acquisita da un rilevatore (satellite o occhio umano), non è solamente influenzata dalle proprietà fisiche del liquido, ma anche da altre componenti, come le proprietà del fondale, dell'atmosfera e la parte di radianza riflessa dalla superficie dell'acqua. Per questo motivo, le immagini acquisite in telerilevamento nell'infrarosso vicino non hanno valori di riflettanza dell'acqua uguali a zero. (Fonte: (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006))

3. Acquisizione dei dati

3.1. *Caratteristiche dei sistemi satellitari*

Oggigiorno possiamo usufruire di un'enorme mole di dati provenienti da differenti sistemi di osservazione. Ognuno di essi presenta caratteristiche tecniche differenti il che comporta l'applicazione di diversi metodi di acquisizione e di elaborazione dei dati. Questo tema è di estrema importanza perché si percuote sulla bontà dei dati ed allo stesso tempo sulla qualità dei prodotti stessi. Pertanto, nell'ambito del telerilevamento è di fondamentale importanza conoscere a priori le caratteristiche dei sistemi satellitari per poter utilizzare i dati più adatti ai nostri scopi.

3.1.1. **Orbite artificiali**

I sistemi satellitari a seconda dello scopo per cui sono stati costruiti, possono avere due tipologie di orbite: orbite di tipo *geostazionario* o *subpolare eliosincrona*.

I satelliti di tipo *geostazionario* sono posizionati ad un'altezza dalla superficie terrestre di circa 32.000 km. La loro orbita è posizionata approssimativamente all'altezza dell'equatore e orbitano in sincronia con il movimento di rotazione terrestre con un periodo di rivoluzione di circa ventiquattro ore. Con questa geometria, viene ripresa sempre la stessa area e il principale utilizzo di questi dati è incentrato per scopi meteorologici e trasmissioni TV.

Le orbite di tipo *subpolare eliosincrone* invece non sono sempre circolari, ma spesso sono ellittiche con il piano orbitale quasi perpendicolare rispetto all'equatore (solitamente attorno ai $98,1^\circ$), con un periodo orbitale di circa 100 minuti. La forma ellissoidica porta il satellite ad avere un punto di massima lontananza dalla superficie terrestre, detto *perigeo* e uno di massima vicinanza, detto *apogeo* (solitamente attorno agli 800 – 900 km). La geometria di quest'orbita permette di acquisire i dati sempre con lo stesso angolo ed

illuminazione al netto delle variazioni stagionali, ma soprattutto consente analisi storiche grazie alla sua rivisitazione periodica (risoluzione temporale).

Il periodo orbitale (T) può essere calcolato facilmente conoscendo l'altezza orbitale (h) attraverso la seguente equazione (Dainelli, 2011; Gomarasca, et al., 2009):

$$T = 2\pi \sqrt{\frac{r^3}{g \cdot R^2}} \quad [\text{s}] \quad (3.1)$$

dove:

- R = raggio della terra
- $r = R + h$

3.1.2. Geometria di un sistema ottico

Le parti ottiche dello strumento sono degli elementi chiave nella fase di acquisizione del dato. Il loro scopo è convogliare la quantità maggiore possibile di energia radiante sul sensore. Nonostante la loro complessità è possibile descrivere i principali elementi che li costituiscono. In Figura 3.1 è rappresentato lo schema di un sistema ottico a lente sottile che mostra come la trasformazione da un oggetto reale all'immagine sia data puramente da dei percorsi di tipo geometrico, naturalmente senza tener conto delle imperfezioni dello strumento.

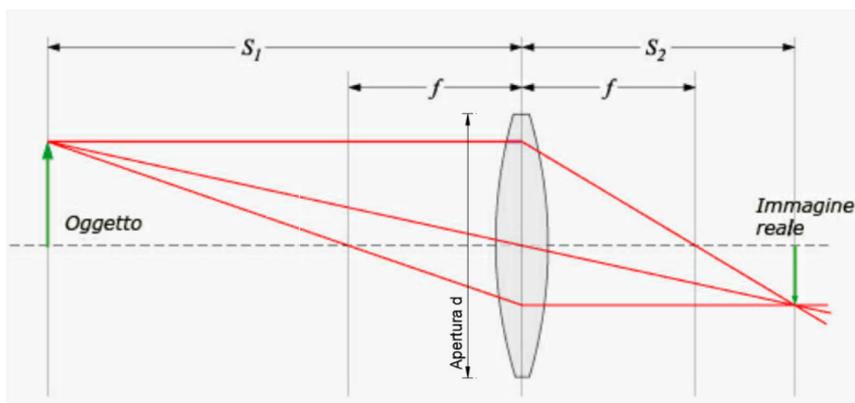


Figura 3.1 – Schema di un sistema ottico a lente sottile. In questa tipologia di sistema ottico le distanze focali hanno la medesima lunghezza e vengono quindi espresse entrambe con f . L'apertura del diaframma del sistema è data dalle dimensioni verticali della lente. (Fonte: <https://www.aristidetorrelli.it/Articoli/Ottica/Parte1/PrincipidiOtticaELentiSottili.htm>)

Questa tipologia di sistemi sono caratterizzati dall'aver le lunghezze focali f della stessa dimensione che quindi possono essere relazionate con distanza dall'oggetto (S_1) e dall'immagine reale (S_2) secondo l'equazione (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006):

$$\frac{1}{f} = \frac{1}{S_1} + \frac{1}{S_2} \quad (3.2)$$

Come si osserva anche in Figura 3.1, la radiazione passante al centro del sistema, non subisce alcuna deviazione. D'altra parte, i raggi posti agli estremi della lente subiscono una notevole variazione. Si noti infatti, che il raggio proveniente da un'estremità dell'oggetto, poi sull'immagine risulta sull'estremità opposta. Questo comporta un aumento della distorsione della radiazione al diminuire della lunghezza focale o all'aumentare dell'apertura del diaframma (altezza verticale della lente in Figura 3.1) e quindi l'immagine risultante avrà delle aberrazioni nelle parti marginali, per questo motivo le immagini necessitano di essere corrette geometricamente (Allegato 1, Cap. A.1.2.5. Correzione Geometrica).

Ad ogni modo, mantenendo il diaframma costante, la diminuzione della lunghezza focale genera un aumento della luminosità dell'immagine. Anche l'aumento della dimensione dell'apertura influenza la quantità di luce entrante, ma solitamente si tende a mantenere questo parametro il più basso possibile, così da poter utilizzare la parte centrale della lente che risulta meno distorsiva.

Per questi motivi il parametro fondamentale che descrive le caratteristiche di acquisizione di un obiettivo è dato dalla relazione f/d ed è nominato come *numero guida*. Minori saranno i valori del rapporto, e maggiore è la capacità dell'obiettivo di assimilare radiazione luminosa.

Nel telerilevamento i valori di S_1 sono molto maggiori dei valori di S_2 , per questo motivo la lunghezza focale è proporzionale a S_2 , il che significa che il piano dell'immagine coincide con quello focale (piano della lente) (Figura 3.2). Si può così definire l'angolo di vista con la seguente relazione (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006):

$$\omega = 2 \operatorname{arctg} \cdot \frac{y}{2f} \quad [^\circ] \quad (3.3a)$$

Nel caso dei sistemi satellitari i valori dell'angolo di vista (ω') sono spesso minori di 1° e quindi la (2.3a) può essere semplificata nella seguente (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006):

$$\omega' = \frac{y}{f} \quad [\text{rad}] \quad (3.3b)$$

Quindi l'angolo di vista ω' è direttamente correlato con l'apertura del CCD (campo di ripresa = y) rispetto alla lunghezza focale f (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006) (Figura 3.2).

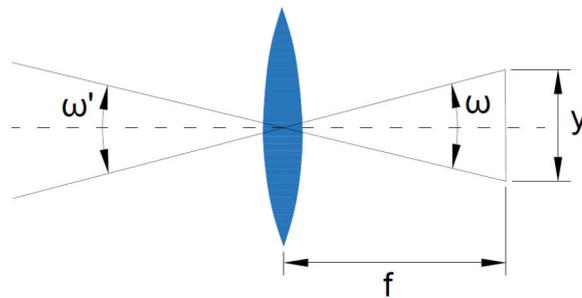


Figura 3.2 – Rappresentazione grafica dell'angolo di vista (ω') e di ripresa (ω). Si noti la coincidenza del piano focale con quello dell'immagine, dovuto all'eccessiva distanza tra oggetto e rilevatore. (Fonte: https://www.dseititalia.it/tut_ob_angolo_di_vista.htm - modificata).

Nell'acquisizione di dati satellitari è molto importante distinguere l'angolo di vista da quello di ripresa.

L'area ripresa a terra dallo strumento è legata alla distanza del sensore dalla superficie di interesse (r) e all'angolo solido di vista (β) mediante la relazione $\Delta A \cos\theta = r^2 \beta^2$ (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006) il che implica che all'aumentare della distanza l'area ripresa aumenta esponenzialmente e allo stesso tempo la dimensione della superficie del dato acquisito diminuisce.

Ora se si prende in considerazione la radianza (L) e sapendo che l'angolo solido di ripresa diminuisce all'aumentare della distanza di ripresa secondo la relazione $\Delta\omega = y/r^2$ (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006), si ottiene la quantità di flusso radiante

(ϕ) acquisito da un sensore posto ad una qualsiasi posizione nello spazio (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006):

$$\phi = L\beta^2C \quad [W] \quad (3.4)$$

Dove, C corrisponde alla superficie di angolo solido del detector. Si noti come nella (2.4) (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006) non vi sia nessun riferimento alla distanza sensore-oggetto e all'angolo di acquisizione. Questo implica che il flusso radiante (ϕ) misurato non è influenzato dalla distanza di acquisizione e nemmeno dall'inclinazione della superficie rispetto all'asse ottico, ma risulta direttamente proporzionale alla radianza (L), all'angolo solido di vista (β) e all'area del detector (C).

3.1.3. Metodi di acquisizione

I sensori a scansione digitale acquisiscono i dati attraverso la *Swath Width* (lunghezza lineare di scansione) attraverso tre differenti tipologie di geometrie (Figura 3.3) (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Gomarasca, et al., 2009):

- *Wiskbroom*: usa uno specchio per riflettere la luce su un singolo rilevatore. Questo metodo rileva e mette a fuoco ogni cella singolarmente per tutta la lunghezza della strisciata (*Swath Width*), quindi l'area analizzata dal sensore corrisponde all'IFOV angolare (Figura 3.4). Per permettere l'acquisizione di ogni singola area il tempo di permanenza per ciascuna cella di terra deve essere molto breve e questo comporta una diminuzione dell'intensità rilevata.
- *Pushbroom*: viene messa a fuoco l'intera *Swath Width* in un'unica volta e una volta rilevata si passa alla strisciata successiva. Il rilevatore è disposto perpendicolarmente alla direzione di volo dello strumento e rispetto alle geometrie di tipo *Wiskbroom*, riceve una maggiore intensità di segnale radiometrico perché necessita di osservare l'area più a lungo. Uno svantaggio di queste geometrie è che i sensori possono avere una sensibilità variabile e quindi sono necessarie maggiori correzioni per evitare la formazione di strisce con valori nulli all'interno dei dati.

- *Staring*: acquisiscono l'intera area sottesa al detector (IFOV) (Figura 3.3) e quindi richiedono un maggiore tempo di acquisizione.

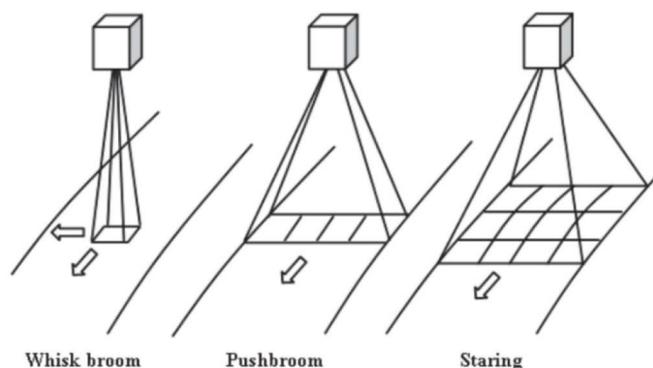


Figura 3.3 – Geometrie di acquisizione. La freccia rivolta verso sinistra indica la direzione di messa a fuoco di ogni singola cella fino alla fine della strisciata (Swath Width), mentre la freccia rivolta verso il basso indica la direzione di avanzamento delle singole strisciate. Nel metodo Whiskbroom viene acquisita e messa a fuoco una cella per volta, mentre nel Pushbroom viene rilevata l'intera Swath Width in una sola volta, infine nello Staring avviene la scansione dell'intera area che è sottesa al detector. (Fonte: (E. Peighani-Asl, D. Abbasi-Moghadam, B. Ghafary, & V. Tabataba-Vakili, 2009))

3.1.4. Il fattore di scala

Nella fase di acquisizione dei dati, di fondamentale importanza è il fattore di scala, che è dato dal rapporto tra la distanza di due punti sull'immagine acquisita e la distanza reale corrispondente al suolo, definito come (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006):

$$Sc = \frac{f}{H} \quad (3.5)$$

Dove f è la distanza focale e H è la distanza tra il sensore e la superficie.

Nell'ambito del rilevamento si possono distinguere tre macrocategorie di scale nell'ambito delle carte geografiche: piccola, media e grande.

Le carte a piccola scala hanno un campo di variazione che è minore di 1: 500.000 e comprendono carte sovranazionali (atlanti), quelle a media scala invece hanno un range da 1: 500.000 a 1: 50.000 e riguardano le carte nazionali o regionali (CTR), infine le carte a grande scala (maggiori di 1: 50.000) comprendono prevalentemente carte di tipo locali.

La dimensione della scala regola anche la tipologia di dettaglio della carta stessa. Carte con una scala molto elevata sono caratterizzate da un'elevata quantità di dettagli e quindi la loro destinazione d'uso sarà incentrata a lavori di elevata precisione come la progettazione di infrastrutture e la redazione di piani regolatori comunali.

3.1.5. Risoluzione Geometrica

La risoluzione geometrica ci definisce il grado di dettaglio di un'immagine e quindi la dimensione minima di un'oggetto affinché esso sia riconoscibile e distinguibile da altri elementi a lui vicini.

Le immagini sono composte da un numero finito di pixel, i quali possono essere definiti come l'unità fondamentale dell'immagine. Ogni pixel ha delle specifiche dimensioni che sono definite dalla dimensione dell'*campo istantaneo di vista* IFOV (*Istantaneous Field Of View*) (Gomasasca, et al., 2009; Pencheva, Pulov, Gyoch, & Nenkov, 2006) (Figura 3.4). La dimensione di un singolo pixel è funzione della proiezione dell'IFOV sulla superficie di interesse che è quindi anche influenzata dalla distanza di acquisizione. Il *campo di vista istantaneo di vista* determina la capacità del sistema ottico di risolvere, cioè di vedere e misurare la riflettanza di un'area.

La dimensione complessiva dell'immagine invece è data dal *campo totale di vista* FOV (*Field Of View*) (Gomasasca, et al., 2009; Pencheva, Pulov, Gyoch, & Nenkov, 2006) (Figura 3.4) che corrisponde alla dimensione dell'angolo complessivo di vista, come ad esempio una strisciata effettuata da un sistema a scansione (*swath*).

La risoluzione di un'immagine può quindi essere definita come il numero di pixel presenti in un pollice DPI (*Dots Per Inch*). Valori di DPI maggiori restituiscono un'immagine con una più elevata quantità di informazioni e precisione.

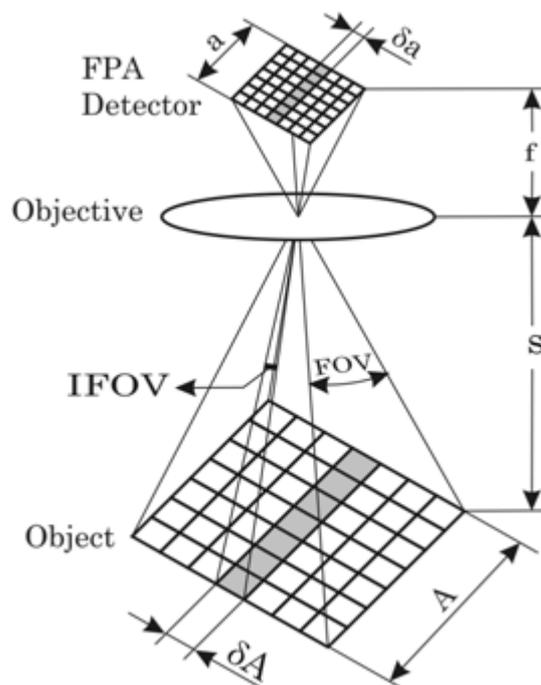


Figura 3.4 – Rappresentazione schematica della geometria di un sistema di acquisizione. Si noti la presenza degli angoli FOV (Field Of View) e IFOV (Instantaneous Field Of View) responsabili della risoluzione geometrica del dato acquisito. (Fonte: (Pencheva, Pulov, Gyoch, & Nenkov, 2006))

3.1.6. Risoluzione Spettrale

Uno dei principali utilizzi delle immagini tele rilevate riguarda l'analisi dei dati nell'ambito multispettrale. Nei sistemi satellitari la risoluzione spettrale è determinata dal *potere risolutivo*, cioè dalla frequenza di campionamento degli intervalli di lunghezze d'onda. Questo concetto è di primaria importanza perché permette allo strumento di distinguere gli intervalli spettrali contigui, che hanno valori energetici molto simili.

Esistono due tipologie di sensori (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006):

- *Iperspettrali*, sono composti da un elevato numero di bande (anche più di 270) il cui intervallo di lunghezze d'onda è molto piccolo (1 - 10 nm). Questo consente un'analisi spettrale molto dettagliata delle caratteristiche fisico-chimico degli oggetti. Pochi satelliti sono equipaggiati con queste tipologie di sensori (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011).

- *Multispettrali*, sono caratterizzati da un numero di bande inferiore (solitamente una decina) che comprende però intervalli di lunghezze d'onda maggiori (10 – 100 nm). Questo permette comunque l'analisi nel dominio della lunghezza d'onda, ma con una minore precisione nel determinare le variazioni chimico-fisiche degli oggetti in un dato intervallo spettrale (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011).

Le immagini multibanda dispongono di svariati intervalli di lunghezze d'onda che permettono di contraddistinguere il comportamento delle superfici in base alle loro caratteristiche chimico-fisiche. L'elevato numero di bande risulta molto efficace quando gli elementi analizzati hanno comportamenti simili su alcune bande.

Ad esempio, come visto precedentemente nel Cap. 2.3.3. "Firme spettrali" (Figura 2.8) attraverso un approccio multibanda si riescono a distinguere nell'intervallo dell'infrarosso diverse tipologie di superfici in base ai loro valori di riflettanza. Questo non sarebbe possibile o comunque di difficile interpretazione se effettuato con le sole bande dello spettro visibile (VIS).

3.1.7. Risoluzione Temporale

La risoluzione temporale assieme all'analisi multispettrale è uno degli aspetti più significativi nell'telerilevamento.

Lo studio nel dominio del tempo, cioè la capacità di uno strumento di effettuare osservazioni con cadenza temporale, permette il controllo e monitoraggio dinamico di una zona e quindi consente l'osservazione ed eventualmente la quantificazione dei cambiamenti che subisce nel tempo.

Molte volte però la risoluzione temporale risulta estremamente limitata a causa di innumerevoli fattori come:

- La *zona di interesse*. Particolare attenzione va posta alla combinazione tra sistema di acquisizione, zona geografica e tipologia di monitoraggio. Non tutti i sistemi satellitari dispongono di copertura globale e cadenza giornaliera. Solitamente la maggior parte dei satelliti non commerciali ha cadenza temporale superiore ai 5 giorni e non sempre comprendono tutte

le aree del globo (in molti casi i Poli non vengono coperti). Quindi particolare attenzione va posta al connubio tra moto di rivoluzione del satellite ed evento da monitorare.

- La *disponibilità delle immagini* satellitari. Una grande limitazione dei dati acquisiti dai sistemi satellitari nello spettro ottico riguarda l'influenza atmosferica. Nel caso in cui l'area d'interesse sia soggetta ad una copertura nuvolosa, l'immagine acquisita risulta inutilizzabile. Questo fattore è di fondamentale importanza perché può ridurre drasticamente la risoluzione temporale dell'area in studio, non permettendo così un monitoraggio costante.

3.1.8. Risoluzione Radiometrica

La risoluzione radiometrica è la capacità del sensore di contraddistinguere la variabilità dei valori di radianza della superficie acquisita.

La radianza giunge al detector sottoforma di segnale ottico analogico che viene convertito da quest'ultimo in digitale sottoforma di *digital numbers* (DN).

Ogni DN può variare a seconda del numero di bit che il sensore gli assegna. Ad esempio, se viene assegnato un solo bit, si avranno soltanto due valori possibili ($2^1 = 2$) per caratterizzare l'immagine in uscita, che risulterà in bianco e nero (0 = nero e 1 = bianco). Solitamente le moderne immagini tele rilevate hanno un numero di bit che varia da 8 ($2^8 = 256$ valori) a 16 ($2^{16} = 65.536$ valori), anche se in alcuni casi possono essere maggiori (Dainelli, 2011). Ognuno dei valori corrisponde ad una tonalità di grigio, quindi maggiore sarà il numero di bit e più ampia è la scala di grigi. D'altra parte, l'aumento della sensibilità radiometrica (numero di bit elevato) porta ad una perdita di contrasto dell'immagine, quindi in alcuni casi si preferisce lavorare con un numero di bit inferiore, così da facilitare l'interpretazione visiva (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011) (Figura 3.5). Gli strumenti moderni di acquisizione sono progettati in modo tale da acquisire il maggior numero di variazioni di radianza (elevato numero di bit), in modo tale da ridurre al minimo la perdita di informazioni.

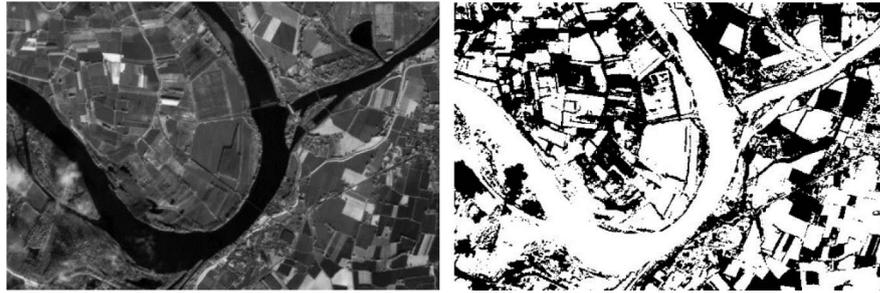


Figura 3.5 – Confronto della stessa area (Fiume Po in località Isola Serafini (PC)) con un numero differente di bit. Sulla sinistra si può osservare l'immagine a 16 bit, mentre sulla destra a 1 bit (binaria)

Il limite di acquisizione è dato però dal rapporto segnale/rumore e quindi il numero di bit dei dati assimilati risulta limitato.

Nei rilevatori multispettrali, le quattro risoluzioni sono strettamente legate tra loro. Per dati costituiti da un'elevata risoluzione radiometrica, corrispondono basse risoluzioni spettrale e geometriche e a volte anche a basse risoluzioni temporali. Allo stesso modo per immagini con alta risoluzione spettrale, equivale bassa risoluzione geometrica, radiometrica e temporale.

Questo fatto è dato dalla relazione tra la risoluzione geometrica e spettrale. Come espresso nella (2.4), il flusso radiante registrato dal sensore, dipende dalla superficie del rilevatore e dall'angolo di vista ed è quindi indipendente dalla distanza tra oggetto e sensore. Però bisogna anche ricordare che la quantità di energia radiante sia strettamente dipendente dall'ampiezza dell'intervallo spettrale di campionamento, un maggiore intervallo restituisce una maggior quantità di energia radiante. Quindi un sensore multibanda deve essere rapportato in funzione della risoluzione geometrica e spettrale.

Ad esempio, per risoluzioni geometriche elevate corrisponde una minor area sottesa al detector e quindi la quantità di energia radiante ricevente è minore. Inoltre, l'energia emessa da un corpo diminuisce all'aumentare della lunghezza d'onda e quindi nel caso di elevate risoluzioni geometriche, ad alte lunghezze d'onda, è necessario diminuire la risoluzione geometrica per assicurare il minimo di energia necessaria per eccitare il detector e quindi acquisire il dato.

4. Sperimentazione nella ex cava del Fiume Po

4.1. Premessa

Le moderne tecniche di analisi dei dati acquisiti mediante telerilevamento satellitare (*remote sensing*) offrono la possibilità di determinare le informazioni di riflettanza multispettrale che caratterizzano uno specifico pixel dell'immagine osservata. Sulla base delle proprietà di riflettanza è possibile discriminare differenti tipologie di materiali considerandone le relative firme spettrali.

La sperimentazione descritta in questo capitolo ha l'obiettivo di verificare l'efficacia dei dati satellitari e delle tecniche di analisi spettrali ad oggi disponibili nel riconoscimento di rifiuti plastici dispersi nei corsi d'acqua. Nello specifico, l'interesse è rivolto all'individuazione delle macro-plastiche flottanti che vengono trasportate nel canale bagnato di un fiume. Il caso studio considerato è rappresentato dal Fiume Po.

I risultati recentemente ottenuti da Biermann, Clewley, Martinez-Vicente, & Topouzelis (2020), tramite una sperimentazione condotta in ambito marino e costiero utilizzando immagini fornite dal satellite Sentinel 2 (<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/home>) dimostrano come la distinzione tra acqua, plastica e vegetazione sia possibile specialmente considerando i differenti picchi di riflettanza caratteristici dei tre materiali nella lunghezza d'onda di 840 nm, la quale corrisponde all'infrarosso vicino (Figura 4.1). Tale studio fornisce una prima base scientifica che ha ispirato la presente sperimentazione.

Quindi, sulla base delle conoscenze pregresse disponibili ci si aspetta una possibile individuazione di detriti plastici e legnosi galleggianti all'interno del canale bagnato del Fiume Po mediante l'analisi dei dati acquisiti da Sentinel 2. Fra le complicazioni che necessitano di essere tenute in debito conto per tale applicazione in ambito fluviale, si segnala che eventuali detriti flottanti possono essere di tipo multifasico e quindi contenere diverse tipologie di materiali (ad esempio zattere galleggianti di detrito legnoso misto a rifiuti plastici) il cui contributo di riflettanza andrà ad influenzare la firma spettrale finale. Inoltre,

un'altra componente a cui prestare particolare attenzione riguarda la torbidità dell'acqua indotta dal sedimento in sospensione tipica dei contesti fluviali che può attivamente influenzare la firma spettrale aumentandone i rispettivi valori di riflettanza nell'infrarosso vicino e rendendo quindi più ardua la distinzione tra materiali flottanti e acqua (Cap. 2.3.3. Firme spettrali).

Il progetto si è concentrato sulla possibilità di rilevare anomalie della riflettanza nell'infrarosso nelle immagini fornite dal satellite Sentinel 2 e successivamente procedere alla caratterizzazione di tali anomalie per il riconoscimento di rifiuti plastici.

Nei contesti fluviali, rispetto a quelli marini (Biermann, Clewley, Martinez-Vicente, & Topouzelis, 2020), il principale limite sarà dato dalla relativamente bassa risoluzione geometrica dei dati Sentinel (10 m pixel nel visibile e infrarosso vicino) che non consentirà di monitorare rifiuti plastici di ridotte dimensioni e le dinamiche di trasporto in alvei fluviali di larghezze inferiori ai 30-50m. In questo contesto, diventa fondamentale determinare la dimensione minima dei rifiuti plastici eventualmente misti a vegetazione riconoscibili da satellite. Un'ulteriore problematica sorge sulla verità a terra, ovvero sulla verifica che le eventuali anomalie spettrali rilevate attraverso le immagini satellitari all'interno del canale bagnato del Fiume Po corrispondano effettivamente a materiale flottante all'interno dell'alveo. L'eventuale validazione, basata su zattere "naturali" realmente flottanti nel corso d'acqua, risulterebbe un'operazione molto complicata ed onerosa e, per questo motivo, si è resa necessaria l'installazione di due zattere galleggianti sperimentali aventi posizione, dimensioni e composizioni note. Questa operazione ha consentito il monitoraggio temporale delle firme spettrali e la verifica del limite di rilevabilità di tali materiali galleggianti.

Ulteriori indagini sono state effettuate anche mediante satelliti commerciali con elevata risoluzione geometrica (nell'ordine di alcuni metri per pixel) in modo tale da poter validare e confermare il riconoscimento delle zattere eseguito mediante dati Sentinel 2.

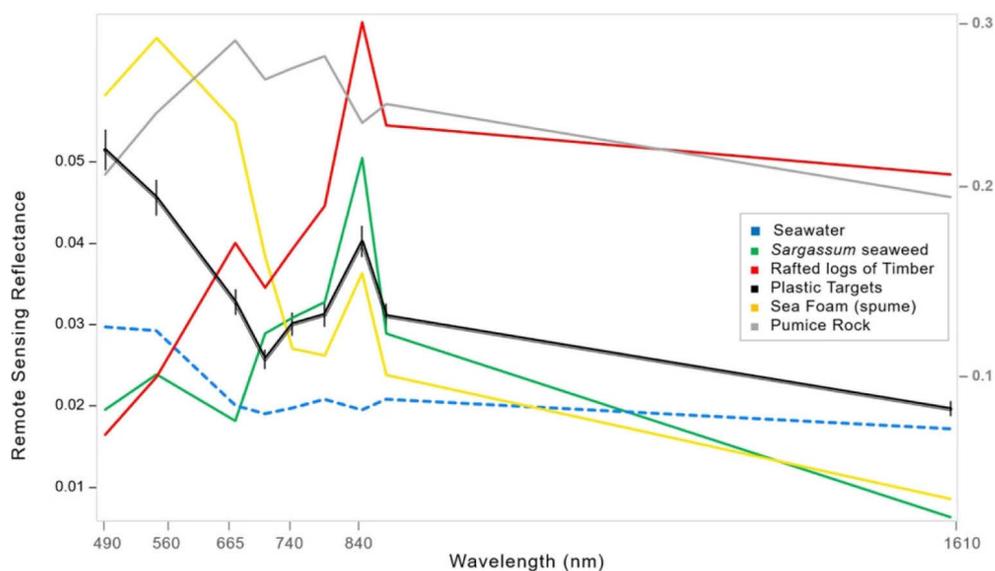


Figura 4.1 – Firme spettrali dei materiali considerati da Biermann et al. (2020). Si possono osservare i 3 picchi di riflettanza alla lunghezza d'onda di 840nm i quali permettono la distinzione tra acqua, plastica e vegetazione. (Fonte: (Biermann, Clewley, Martinez-Vicente, & Topouzelis, 2020))

4.2. Dati satellitari

Le immagini satellitari sono costituite da diverse bande spettrali ognuna delle quali corrisponde ad una determinata lunghezza d'onda (Cap. 2.2.2. Lo spettro elettromagnetico). Le modalità di acquisizione e la risoluzione geometrica, spettrale e temporale del dato rilevato sono caratteristiche proprie di ciascun satellite e del sensore con cui è equipaggiato. Come anticipato nell'introduzione, la presente sperimentazione si è focalizzata sull'utilizzo di dati Sentinel 2 a cui si sono aggiunti dati acquisiti da altri due satelliti.

4.2.1. Sentinel 2

Il satellite Sentinel 2 (<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-2>), sviluppato e lanciato dall'ESA nel 2015, restituisce immagini multispettrali a 13 bande con una risoluzione temporale di cinque giorni per l'Europa. Le immagini possono essere consultate e scaricate gratuitamente.

Come si può notare dalla Tabella 4.1, ogni banda è costituita da una diversa lunghezza d'onda e da una differente risoluzione geometrica. Le bande 1, 9 e 10 sono state escluse dalle analisi perché utilizzate per caratterizzazioni delle

condizioni atmosferiche e quindi non necessarie per i nostri scopi. Tutte le restanti bande, con una risoluzione geometrica superiore a 10 metri/pixel, sono state ricampionate attraverso un algoritmo in Python (Allegato 2) ad una risoluzione di 10 metri per ottenere uniformità in termini di risoluzione geometrica delle analisi. La singola analisi delle firme spettrali di acqua, plastica e vegetazione, (Biermann, Clewley, Martinez-Vicente, & Topouzelis, 2020) ha evidenziato che la distinzione di tali materiali è massima alla lunghezza d'onda di 840 nm (Figura 4.1). La banda 8 del satellite Sentinel 2 che considera l'infrarosso vicino (NIR) (Tabella 4.1) risulta quindi la miglior candidata per il riconoscimento dei materiali investigati in questo studio.

Sentinel-2 Bands	Central Wavelength (µm)	Resolution (m)
Band 1 - Coastal aerosol	0.443	60
Band 2 - Blue	0.490	10
Band 3 - Green	0.560	10
Band 4 - Red	0.665	10
Band 5 - Vegetation Red Edge	0.705	20
Band 6 - Vegetation Red Edge	0.740	20
Band 7 - Vegetation Red Edge	0.783	20
Band 8 - NIR	0.842	10
Band 8A - Vegetation Red Edge	0.865	20
Band 9 - Water vapour	0.945	60
Band 10 - SWIR - Cirrus	1.375	60
Band 11 - SWIR	1.610	20
Band 12 - SWIR	2.190	20

Tabella 4.1 – Caratteristiche del satellite Sentinel 2. Si possono osservare le 12 bande, ognuna delle quali comprende un range di lunghezze d'onda. Le bande 2, 3 e 4 corrispondono alle lunghezze d'onda dello spettro del visibile, mentre la banda 8 coincide con l'infrarosso.

4.2.2. Planet

PlanetScope (<https://www.planet.com>) è una costellazione di circa 130 satelliti in grado di fornire immagini dell'intera superficie terrestre con risoluzione temporale giornaliera. La risoluzione geometrica dei sensori installati sui satelliti Planet è pari a 3 metri. Planet rientra nella tipologia di satelliti commerciali e la consultazione e l'utilizzo delle relative immagini è fruibile a pagamento.

Le immagini Planet sono di tipo multispettrale a quattro bande (Tabella 4.2) con le prime tre bande nel campo del visibile e la quarta banda nell'infrarosso vicino (NIR). Anche in questo caso la banda più adatta alle nostre analisi sarà quella che comprende la lunghezza d'onda di 840 nm, quindi la banda 4.

PlanetScope Band	Spectrum Region	Wavelength (nm)	Spatial Resolution
Band_1	Blue	455–515	3 m
Band_2	Green	500–590	
Band_3	Red	590–670	
Band_4	NIR	780–860	

Tabella 4.2 – Caratteristiche della costellazione PlanetScope. Si possono osservare le 4 bande, ognuna delle quali comprende un range di lunghezze d'onda. Le bande 1, 2 e 3 corrispondono alle lunghezze d'onda dello spettro del visibile, mentre la banda 4 coincide con l'infrarosso.

4.2.3. Planetek

L'azienda Planetek (<https://www.planetek.it>) è un distributore che fornisce immagini acquisite da vari satelliti commerciali: Maxar, Pleiades, OneAtlas Analytics, WorldView-3, WorldView-2, PlanetScope, COSMO-SkyMed, ecc.

Nel nostro caso studio, l'immagine fornita è di tipo multispettrale a 4 bande (3 bande nel visibile ed una nel NIR, analogamente alle immagini Planet) ed ha una risoluzione geometrica di circa 1.8 m/pixel.

4.3. Area Studio

L'area di installazione delle zattere è situata presso la ex cava Ronchetto di Motta Baluffi (CR, Italia) (Figura 4.2).



Figura 4.2 – Localizzazione a grande scala dell'area studio. Il quadrato rosso indica la zona d'installazione delle zattere

Il livello di acqua nella cava, che ha una superficie totale di circa 150.000 m², dipende dal livello idrometrico del Fiume Po a cui è collegata. La torbidità dell'acqua invasata nell'ex cava è quindi in parte influenzata dalla componente solida in sospensione trasportata dal Fiume Po.

Tramite rilievi GPS eseguiti mediante GPS differenziale ad alta precisione è stata definita la posizione delle due zattere e la relativa area studio (Figura 4.3) che ha un'estensione di circa 25.000 m² (110 m * 228 m; rettangolo rosso in Figura 4.3).

L'area studio è interamente costituita da acqua o da acqua coperta dalle zattere flottanti, escludendo aree a terra coperte da vegetazione e dai campi circostanti la ex cava Motta Baluffi. Tale scelta risulta fondamentale per includere nelle analisi spettrali solo (i) acqua, (ii) plastica flottante e (iii) vegetazione più plastica flottante.



Figura 4.3 – Area studio. Il rettangolo di colore rosso delimita l'area sottoposta alle analisi, mentre i punti di colore blu corrispondono ai punti GPS RTK della zattera di sola plastica, quelli rossi alla zattera di plastica con vegetazione.

4.4. Materiali e metodi

Tutte le elaborazioni eseguite sono state effettuate mediante il linguaggio di programmazione Python (Van Rossum, Van Rossum, & Fred, 2009), attraverso la piattaforma di Data Science Anaconda, mediante la multipiattaforma open source Spyder (Anaconda Software Distribution, 2020) e sono visionabili nell'Allegato 2.

Inoltre, alcune elaborazioni delle immagini sono effettuate con la piattaforma Cloud di Google Engine, attraverso l'API Python in Google Colaboratory e con il software di sistemi informativi geografici QGIS.

4.4.1. Installazione prima zattera

La prima zattera installata nell'area studio è costituita solamente da materiale plastico (Figura 4.4). La sua costruzione ha previsto l'utilizzo di tubi in plastica con diametro di 40 mm (Figura 4.5) per la realizzazione di una cornice galleggiante all'interno della quale collocare i rifiuti plastici (sacchetti agricoli, bottiglie, polistirolo, ecc.). La dimensione della zattera è 10m * 15m, circa 150 m². Tale dimensione è stata scelta in funzione della risoluzione dei dati spaziali di Sentinel 2 caratterizzati da pixel di 100 m² (10m * 10m).

L'esperimento mira a verificare se anche una quantità di plastica relativamente ridotta, che spazialmente occupa una porzione limitata di uno o eventualmente più pixel Sentinel 2 (fino ad un massimo di quattro), è sufficiente ad influenzare il rispettivo segnale radiometrico.

L'esperimento è stato condotto realizzando una zattera che fosse il più simile possibile ai casi reali di materiale flottante all'interno di un canale fluviale. Si è prestata infatti particolare attenzione alla densità spaziale degli elementi plastici contenuti all'interno dell'installazione.

La sua costruzione ha previsto un assemblaggio dei singoli elementi a terra con successivo rilascio in acqua e, una volta trasportata con un'imbarcazione fino al punto di installazione prescelto all'interno della cava (Figura 4.3), è stata ancorata al fondale attraverso delle zavorre in cemento che ne garantissero la stabilità di posizionamento.

Successivamente all'installazione e all'ancoraggio si è reso necessario effettuare il rilievo GPS dei quattro vertici tramite un GPS differenziale ad elevata precisione (errore centimetrico sulla misura). Questa operazione è stata effettuata per determinare la posizione della zattera in modo tale da poterne confermare l'eventuale riconoscibilità sulle immagini satellitari. Inoltre, sono stati applicati ai quattro vertici dei GPS con trasmissione della posizione giornaliera per il monitoraggio della zattera. L'installazione della prima zattera è stata completata in data 23/09/2021.



Figura 4.4 – Prima zattera. La superficie è di circa 150 m² e al suo interno è presente solamente materiale plastico.



Figura 4.5 – Tubo in plastica da 40 mm

4.4.2. Installazione seconda zattera

La seconda zattera, installata in data 23/11/2021, ha le medesime dimensioni (circa 150 m²), ma si differenzia dalla prima in quanto costituita sia da materiale plastico che da materiale vegetale (rami, fogliame, ecc.) (Figura 4.6).

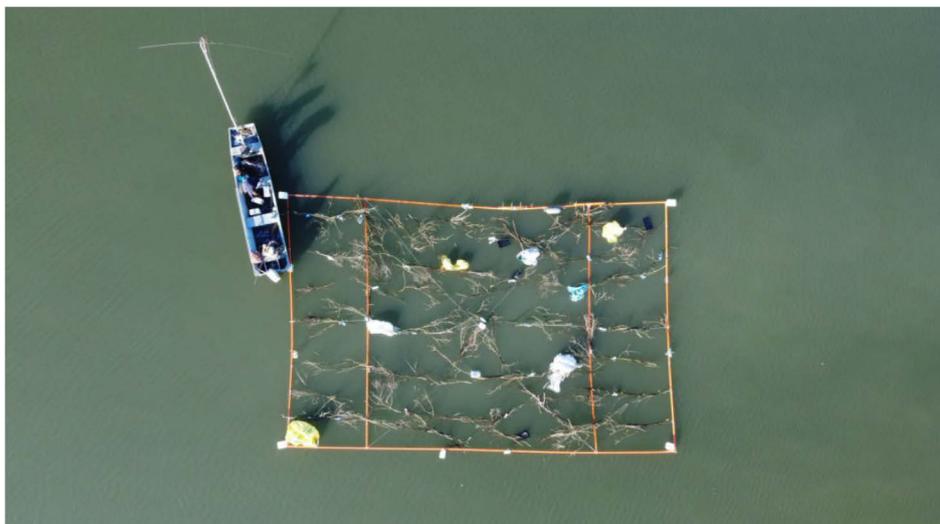


Figura 4.6 – Seconda zattera. La superficie è di circa 150 m² e al suo interno è presente sia materiale plastico che vegetazione.

Anche in questo caso, si è prestata molta attenzione alla densità e al rapporto tra materiale plastico e vegetazione in modo tale da rendere l'installazione il più simile possibile al materiale che naturalmente transita nel canale bagnato del Fiume Po al verificarsi di adeguate condizioni idrometriche di morbida o piena. La zattera plastica + vegetazione simula efficacemente la tipica modalità con cui i materiali flottanti si muovono tipicamente all'interno di un fiume, ovvero in forma di ammassi costituiti da diversi materiali.

La struttura principale, diversamente dalla prima zattera, è stata costruita mediante tubi in PVC di diametro 100 mm (Figura 4.7) i quali conferiscono una maggiore rigidità alla struttura che mantiene quindi una forma planimetrica più regolare. Il processo costruttivo, quello di ancoraggio e rilievo dei punti GPS è stato identico a quello descritto per la prima zattera.



Figura 4.7 – Tubo in PVC da 100 mm

4.4.3. Metodologie per la caratterizzazione quantitativa delle zattere

La rilevabilità da satellite delle zattere artificiali è funzione della loro densità e del tipo di materiale che le compone. Per questo motivo, si è proceduto con un'analisi quantitativa sulla plastica e plastica e legname presente all'interno delle due zattere.

Attraverso l'utilizzo di fotografie scattate da drone si sono classificate le due zattere artificiali con due differenti tipologie di classificatori. La zattera di sola plastica la si è classificata con l'algoritmo *K-Mean* (Lloyd, 1982) (Allegato 1, Cap. A.1.3.1 Classificazione non supervisionata), mentre la zattera composta da plastica più vegetazione la si è classificata con l'algoritmo *Random Forest* (Ho, 1995) (Allegato 1, Cap. A.1.3.2 Classificazione supervisionata) attraverso la creazione di due ROI (*Region Of Interest*), una per la plastica ed una per la vegetazione

Per quanto riguarda invece la quantificazione dei materiali flottanti presenti nelle due zattere si è proceduto attraverso una funzione presente in QGIS denominata "Rapporto sui valori univoci di un raster" al conteggio del numero di pixel presenti nelle differenti classi delle due zattere. Conoscendo poi la dimensione dei pixel delle due immagini precedentemente georeferenziate mediante i punti dGPS, si è calcolata l'area di interesse di ogni classe per le due zattere.

4.4.4. Sentinel 2

La prima parte delle analisi consiste nel verificare la rilevabilità delle due zattere tramite un'analisi temporale con immagini Sentinel 2.

4.4.4.1. Risoluzione Temporale

Le immagini analizzate riguardano il periodo temporale che va dal 24/11/2021 al 18/04/2022. Non sono state utilizzate tutte le date disponibili perché alcune presentavano una copertura nuvolosa eccessiva, mentre altre dei valori di riflettanza anomali. In totale, sono state quindi considerate 15 immagini (Tabella 4.3).

-	Dates	% Cloud Coverage	Analyzed
1	24/11/2021	20	Yes
2	29/11/2021	20	Yes
3	07/12/2021	20	Yes
4	13/01/2022	20	Yes
5	02/02/2022	20	Yes
6	07/02/2022	50	Yes
7	12/02/2022	50	Yes
8	25/02/2022	50	Yes
9	27/02/2022	20	Yes
10	02/03/2022	20	Yes
11	09/03/2022	20	Yes
12	22/03/2022	20	Yes
13	24/03/2022	20	Yes
14	11/04/2022	20	Yes
15	18/04/2022	20	Yes

Tabella 4.3 – Intervallo temporale preso in considerazione con relative date analizzate. La colonna “% Cloud Coverage” indica la percentuale massima di possibile copertura nuvolosa presente nelle immagini scaricate. Per le date prese in considerazione il cloud coverage nell’area di analisi era sempre molto inferiore rispetto a quello dell’immagine complessiva (nullo o di pochi punti percentuali).

4.4.4.2. Metodologie per l’analisi temporale della riflettanza

L’analisi temporale della riflettanza è stata incentrata sulla lunghezza d’onda di 840 nm (Biermann, Clewley, Martinez-Vicente, & Topouzelis, 2020) e quindi

con il solo utilizzo della banda 08 di Sentinel 2 (Tabella 4.1). Si è proceduto con il ritaglio dei Tiles originali disponibili (che hanno dimensioni pari a 100 km * 100 km) secondo l'estensione dell'area studio considerata in questa sperimentazione (25.000 m² circa) (Figura 4.3).

Durante l'esecuzione del ritaglio effettuato con un algoritmo presente nella libreria Rasterio (Gillies , et al., 2013) (Allegato 2) si possono generare degli artefatti che corrispondono a pixel con valore zero (Figura 4.8).

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	0	0	0	0	0	0	0	94	83	81	88	87	77	71	75	65	93	68	85	63	73	84	111	0
1	78	90	76	78	76	63	51	62	74	90	90	88	86	72	76	69	68	87	92	73	76	103	117	0
2	75	84	87	85	73	76	71	53	92	82	81	62	62	57	73	82	68	88	61	66	100	92	87	0
3	98	72	80	75	79	85	124	112	82	72	93	76	73	69	74	65	67	80	64	84	103	64	98	0
4	77	56	88	82	62	78	130	139	63	68	91	77	76	75	62	64	77	90	61	43	74	65	101	0
5	100	66	71	78	75	84	82	83	58	69	97	76	57	75	72	60	84	84	131	111	79	95	81	0
6	94	75	73	90	75	85	60	63	69	59	64	34	83	57	73	76	80	91	167	158	98	95	86	0
7	85	85	54	95	88	82	72	85	78	62	71	40	103	48	79	93	57	87	117	97	94	126	110	0
8	76	83	94	90	66	79	78	75	70	64	95	62	71	63	82	86	48	81	65	78	108	118	99	0
9	80	106	91	74	76	76	44	83	81	63	77	73	73	81	80	77	59	58	73	82	115	99	84	0
10	0	76	74	75	57	70	83	78	62	64	80	85	67	50	73	102	90	78	80	69	85	84	80	0
11	0	86	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figura 4.8 – Matrice con dimensione 12 * 24. Ciascuna cella corrisponde ad un pixel Sentinel 2 (10 m * 10 m), quindi la superficie compresa degli outlier è pari a 28.800 m² (12 * 24 * 10 m * 10 m). Si può notare, soprattutto nella parte più esterna della matrice, la presenza degli outlier (valori = 0) generati dalla funzione ritaglio.

Questi outlier sono stati eliminati con una funzione della libreria NumPy (Harris, et al., 2020) (Allegato 2) che maschera gli zeri in prossimità della zona di ritaglio, ottenendo così un'area finale di 22.000 m² [(10 * 10 m) * (10 * 22 m)] (Figura 4.9).

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
0	90	76	78	76	63	51	62	74	90	90	88	86	72	76	69	68	87	92	73	76	103	117
1	84	87	85	73	76	71	53	92	82	81	62	62	57	73	82	68	88	61	66	100	92	87
2	72	80	75	79	85	124	112	82	72	93	76	73	69	74	65	67	80	64	84	103	64	98
3	56	88	82	62	78	130	139	63	68	91	77	76	75	62	64	77	90	61	43	74	65	101
4	66	71	78	75	84	82	83	58	69	97	76	57	75	72	60	84	84	131	111	79	95	81
5	75	73	90	75	85	60	63	69	59	64	34	83	57	73	76	80	91	167	158	98	95	86
6	85	54	95	88	82	72	85	78	62	71	40	103	48	79	93	57	87	117	97	94	126	110
7	83	94	90	66	79	78	75	70	64	95	62	71	63	82	86	48	81	65	78	108	118	99
8	106	91	74	76	76	44	83	81	63	77	73	73	81	80	77	59	58	73	82	115	99	84
9	76	74	75	57	70	83	78	62	64	80	85	67	50	73	102	90	78	80	69	85	84	80

Figura 4.9 – Matrice con dimensione 10 * 22. La diminuzione delle righe e colonne è dovuta alla maschera degli outlier, che ha portato la superficie finale della matrice e quindi dell'area sulla quale vengono effettuate le analisi a 22.000 m² (10 * 22 * 10 m * 10 m).

4.4.5. Altri satelliti: Analisi temporale per la verifica della rilevabilità

Con l'utilizzo di dati forniti da satelliti ad elevata risoluzione geometrica si sono effettuate ulteriori analisi di rilevabilità delle zattere. Si sono utilizzati due differenti satelliti:

- *Planet*, dove sono state utilizzate quattro immagini con risoluzione geometrica a 3 m/pixel acquisite nell'intervallo temporale che va dal 01/12/2021 al 22/12/2021. La procedura di ritaglio e maschera degli outlier è la medesima di quella descritta per i raster di Sentinel 2 (Cap. 4.4.4.2. Metodologie per l'analisi temporale della riflettanza);
- *Immagine Planetek*, con una risoluzione geometrica a 1.8 m/pixel, la si è processata analogamente a quanto dettagliatamente descritto per le immagini Sentinel 2 (Cap. 4.4.4.2. Metodologie per l'analisi temporale della riflettanza).

4.4.6. Analisi della firma spettrale di Sentinel 2

4.4.6.1. Identificazione dei massimi

Per l'analisi delle firme spettrali con immagini Sentinel 2 si è proceduto attraverso il linguaggio di programmazione Python (Allegato 2) con la ricerca del valore massimo di riflettanza all'interno della banda 08. Conoscendo la posizione delle due zattere si è potuto dividere il raster dell'area studio in due parti (Figura 4.10), ognuna delle quali contiene una delle due zattere e quindi il picco di riflettanza nell'infrarosso relativo a ciascuna zattera.

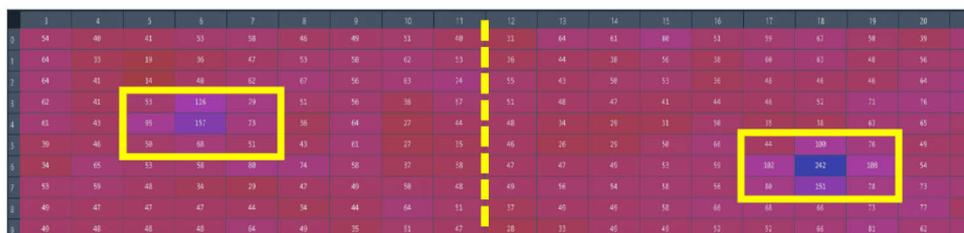


Figura 4.10 – Segmentazione della matrice in due parti. I rettangoli gialli circondano i due picchi di anomalia nell'infrarosso che corrispondono alla posizione dei massimi delle due zattere.

Mediante una funzione per la ricerca del massimo è stato possibile individuare i due picchi e applicare quindi una maschera di dimensioni 3 * 3 pixel, con un'area di 900 m² (10 m * 10 m * 3 * 3). Lo scopo della maschera è quello di considerare tutti i pixel possibilmente influenzati dalle firme spettrali delle due zattere (Figura 4.11) in modo tale da separare tali valori da quelli propri dei pixel costituiti da sola acqua. Le due maschere sono state poi applicate a tutte le

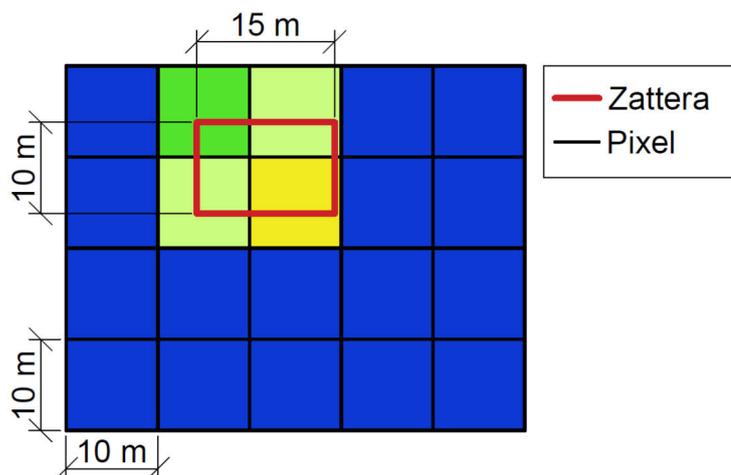


Figura 4.11 – Influenza della firma spettrale dei pixel dell'immagine Sentinel 2 in relazione al posizionamento della zattera. La zattera, avendo valori di riflettanza maggiori rispetto ai pixel acqua circostanti (pixel in blu), genera delle sfumature che indicano quanto essa sia compresa all'interno dei pixel. In linea teorica, più la zattera sarà all'interno di un pixel e maggiore sarà il valore di riflettanza di quest'ultimo.

restanti bande utilizzando come riferimento gli indici della matrice.

4.4.6.2. Analisi temporale della firma spettrale

Una volta applicata la maschera ad ogni banda per ciascuna data considerata si è determinata la firma spettrale delle due zattere e dell'acqua per la serie temporale, sempre attraverso la piattaforma di programmazione Python (Allegato 2).

Una prima analisi è stata effettuata sui massimi delle due zattere e sulla media dei pixel acqua.

Tutti i grafici sono stati plottati attraverso la libreria Python Matplotlib (Hunter, 2007).

Per il calcolo della media dei pixel acqua sono stati esclusi i valori di riflettanza dei pixel costituenti le due zattere (finestre da 9 pixel per zattera, Figura 4.10).

Una seconda analisi è stata effettuata utilizzando le medie dei valori delle zattere.

Il processo di elaborazione coincide a quello effettuato precedentemente tranne per il fatto che, in questo caso, è stata utilizzata la media (e non il massimo) tra i nove valori dei pixel costituenti la maschera delle zattere.

Infine, si è eseguita un'ulteriore analisi con lo scopo di confrontare contemporaneamente le date tra di loro. Si è quindi normalizzato i valori dei pixel dividendo per il valore medio dei pixel acqua e utilizzando per le zattere il valore massimo tra i rispettivi nove pixel della finestra che configura una zattera.

4.4.7. Analisi multicriterio

Sapendo che i valori di riflettanza nell'infrarosso vicino dell'acqua sono minori rispetto a quelli delle due zattere e la vegetazione rispetto alla plastica presenta valori di riflettanza maggiori (Biermann, Clewley, Martinez-Vicente, & Topouzelis, 2020) si è cercato di stimare la robustezza di questa sequenza nelle varie date.

La sequenza di intensità di riflettanze da soddisfare secondo letteratura è:

Valore Max Zattera Plastica più Vegetazione > Valore Max Zattera Plastica > Valore medio Acqua

Per ogni data alle bande che soddisfano questa condizione verrà assegnato un valore pari ad uno, altrimenti zero.

In seguito, per tutte le bande e date in cui la sequenza proposta è stata soddisfatta si è proceduto a verificare le differenze in termini percentuali di riflettanza tra le tre unità classificate: acqua, zattera plastica e zattera plastica e vegetazione. Più alte saranno le differenze spettrali e migliore sarà quella banda per lo sviluppo di un classificatore.

4.4.8. Indice di anomalia del NIR

L'indice di anomalia del NIR è un indice normalizzato (Equazione 4.1) e permette di caratterizzare e distinguere eventuali anomalie dovute a materiali flottanti senza aver alcuna dipendenza temporale dalle variazioni di riflettanza. Constatato che, sulla base delle analisi descritte precedentemente, la banda B08 è risultata la migliore per l'identificazione e caratterizzazione delle due zattere, si è proceduto con la normalizzazione dell'area di studio con la media dei pixel acqua delle rispettive date di acquisizione secondo la seguente equazione:

$$B08_{norm} = \frac{(B08 - \mu_w)}{(B08 + \mu_w)} \quad (4.1)$$

Dove:

- $B08$ = valori di riflettanza della matrice nella banda B08;
- μ_w = media dei pixel acqua.

La normalizzazione è finalizzata all'individuazione di anomalie nella banda B08.

4.5. Risultati

4.5.1. Caratterizzazione quantitativa delle zattere

In Figura 4.12 è raffigurato il risultato della classificazione della zattera composta da solo materiale plastico. Si noti, anche confrontando con la non classificata in Figura 4.4, come la classificazione sia ben riuscita per tutti gli elementi plastici che compongono la zattera.

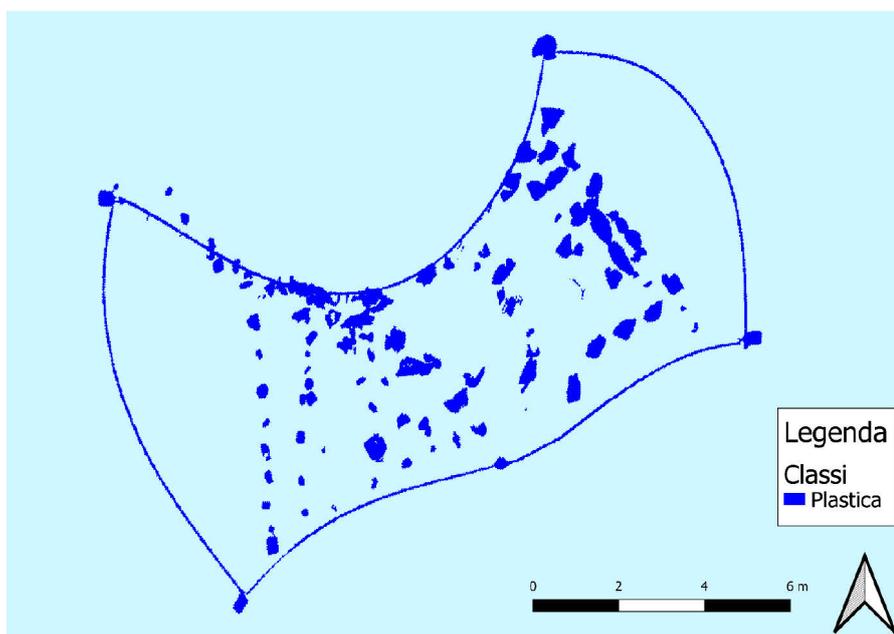


Figura 4.12 – Zattera di sola plastica classificata con l'algoritmo K-Mean. Si può notare come ogni elemento plastico della zattera è ben classificato (colore blu).

Per quanto riguarda invece Figura 4.13, si può osservare il risultato della classificazione per la zattera composta da plastica più vegetazione. Come si può notare, il classificatore non è riuscito a caratterizzare correttamente una parte della struttura della zattera posta in alto a sinistra.

Nonostante questa mancanza, si può affermare che la distinzione tra la plastica e la vegetazione è avvenuta con un discreto successo.

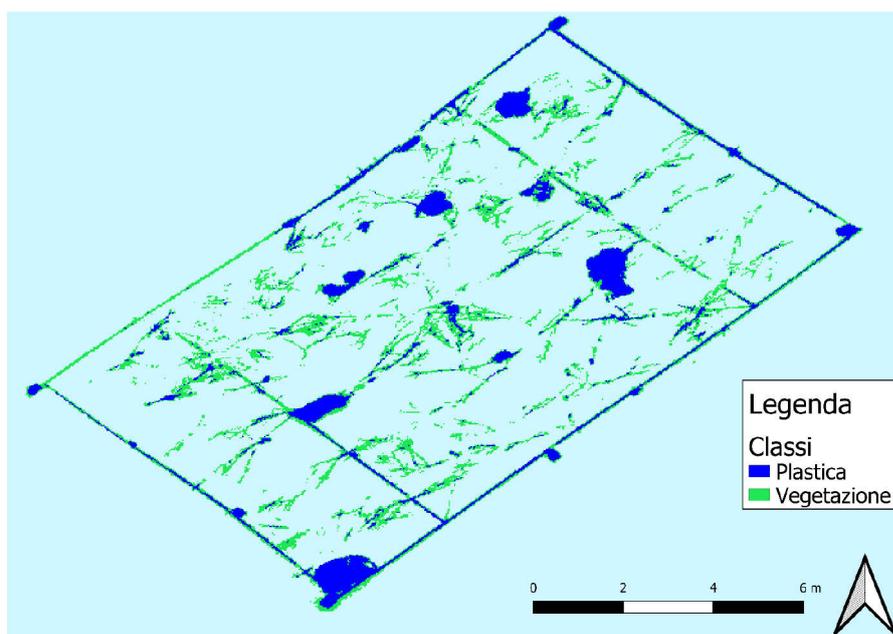


Figura 4.13 – Zattera di plastica più vegetazione classificata con l’algoritmo Random Forest. In verde è rappresentata la vegetazione e, come si può notare in alto a sinistra, parte della struttura plastica della zattera è stata inserita erroneamente nella classe vegetazione. Invece, per quanto riguarda la plastica (colore blu), se non si considera la parte di struttura mal classificata, si può affermare che la classificazione sia avvenuta con un discreto successo.

Infine, in Tabella 4.4, è rappresentata la stima quantitativa dei materiali flottanti che compongono le due zattere.

Zattera Plastica				
Classe	Count (numero di pixel)	Area Pixel (m ²)	Area Classi (m ²)	Densità (%)
Plastica	31253	0,000784	24,5	18,1

Zattera Plastica + Vegetazione				
Classe	Count (numero di pixel)	Area Pixel (m ²)	Area Classi (m ²)	Densità (%)
Plastica	8854	0,001189	10,5	7,0
Vegetazione	15076	0,001189	17,9	12,0

Tabella 4.4 – Quantificazione degli elementi che compongono le due zattere artificiali. Nella parte in alto della tabella è rappresentata la quantificazione del materiale plastico presente all’interno della zattera di sola plastica, mentre nella parte inferiore è raffigurata la quantificazione della zattera costituita da plastica più vegetazione.

Considerando il solo materiale plastico presente nelle due zattere, si può affermare che nella zattera con la sola plastica con una superficie totale di 135 m², solamente il 18.1% della sua superficie è composto da pura plastica galleggiante, mentre nella zattera composta da plastica più vegetazione con una superficie totale di 150 m², solamente il 7.0% della sua superficie è ricoperta da materiale plastico. In quest'ultima invece, la sola vegetazione risulta essere presente per il 12.0%. Quindi, la copertura totale degli elementi flottanti nella zattera composta da entrambe le classi di materiali risulta essere del 19%.

4.5.2. Sentinel 2: Analisi temporale della riflettanza

In Figura 4.14 si possono osservare tre dei quindici subplots (le restanti date analizzate sono visionabili nell'Allegato 3), ognuno dei quali corrisponde ai valori di riflettanza della banda 08 all'interno dell'area studio di 22.000 m² (Figure 4.3 e 4.9) per ciascuna data. Al loro interno sono stati rilevati due picchi con diversi valori di riflettanza. Si nota come il picco maggiore corrisponda sempre alla seconda zattera probabilmente a causa della miscela della firma spettrale di plastica e vegetazione in grado di aumentare la riflettanza in modo marcato.

Considerando la posizione delle zattere fornita dai punti GPS si può confermare che le anomalie di riflettanza corrispondono effettivamente alle due zattere che, per le quindici date analizzate, risultano sempre rilevabili e distinguibili dai restanti pixel acqua.

Eventuali sfumature attorno ai valori più intensi dei pixel sono dovute al fatto che il pixel della banda 08 non si sovrappone perfettamente alla zattera e questo comporta un'influenza della firma spettrale nei pixel acqua circostanti (Figura 4.11). Inoltre, la differente posizione del massimo e delle relative sfumature nelle diverse date rispetto ai punti GPS sono verosimilmente imputabili a due ragioni: i) allo spostamento delle zattere che, nonostante l'ancoraggio, sono soggette a spostamenti nell'ordine di alcuni metri generati dalle variazioni del livello idrometrico e dal vento; ii) la qualità della georeferenziazione dei dati Sentinel 2 rispetto ad un rilievo GPS con precisione centimetrica.

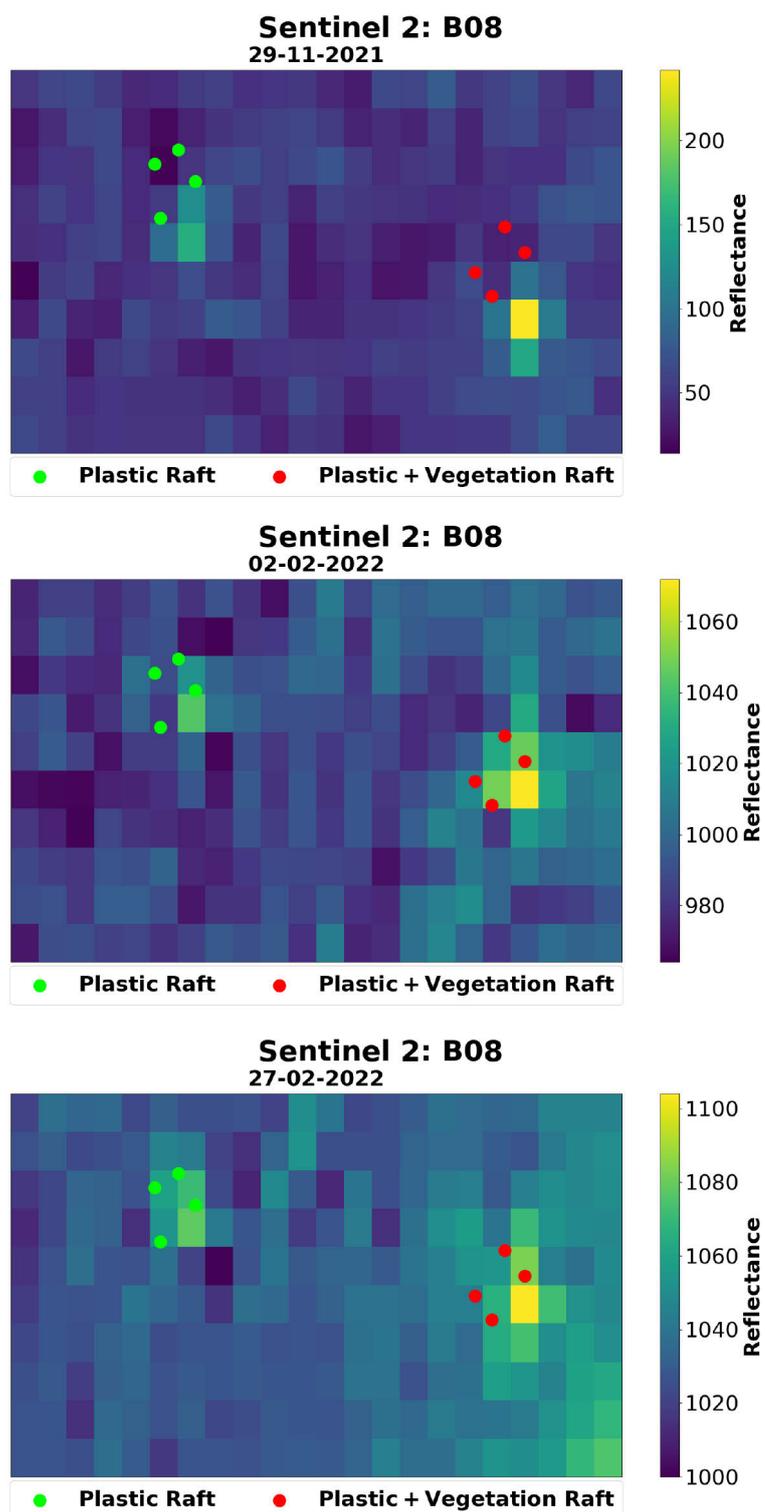


Figura 4.14 – Analisi temporale dei raster Sentinel 2 per la sola banda 08. I punti in rosso e verde indicano le posizioni GPS rilevate delle due zattere. Si può notare che per ogni data vi sono due picchi di riflettanza: il minore corrisponde alla zattera di sola plastica (indicata dai punti in verde), mentre il maggiore alla zattera contenente sia plastica che vegetazione (indicata dai punti in rosso).

4.5.3. Verifica della rilevabilità: Satellite Planet

Dai risultati delle analisi condotte sulle immagini ad alta risoluzione Planet si può osservare che il picco di riflettanza per le due zattere nell'infrarosso non è mai stato osservato (Figura 4.15). Questo preclude l'utilizzo di immagini Planet per la caratterizzazione e distinzione delle due zattere. Tale bassa efficacia delle immagini Planet nel riconoscere la presenza di materiale flottante potrebbe essere dovuta alle caratteristiche dei sensori installati sui satelliti della costellazione Planet o dalle procedure di post-processing del dato grezzo eseguite da Planet. Queste però sono solo ipotesi che richiedono ulteriori riprove per essere confermate.

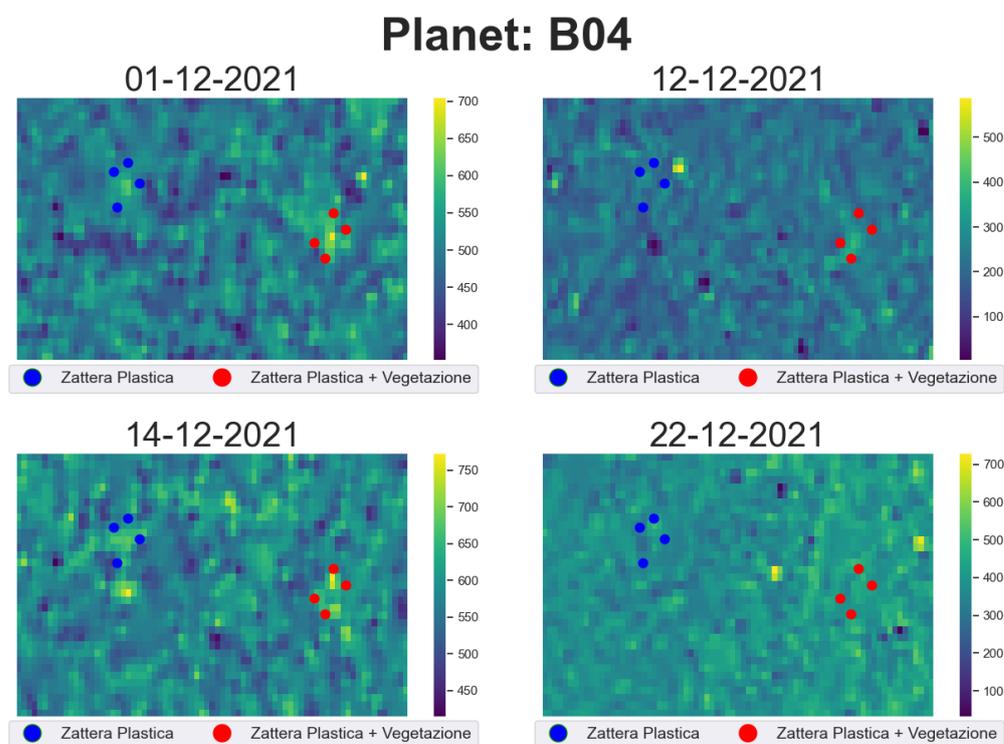


Figura 4.15 – Analisi temporale dei raster Planet per la sola banda 04. Non si osservano anomalie nei valori di riflettanza, le due zattere non sono individuabili con questo satellite.

4.5.4. Verifica della rilevabilità: Immagine Planetek

L'immagine ad alta risoluzione fornita da Planetek in data 14/01/2022 conferma con chiarezza, diversamente da Planet, la presenza delle due zattere che emettono un picco di riflettanza nell'infrarosso (Figura 4.16).

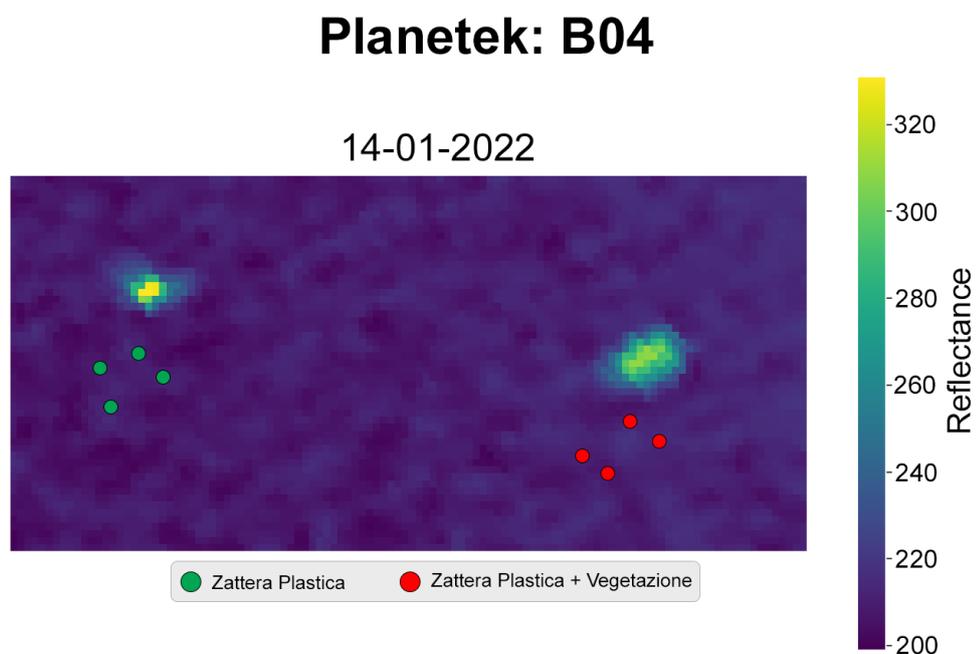


Figura 4.16 – Analisi dell'immagine Planetek per la sola banda 04. I punti in verde e rosso coincidono con i 4 vertici della due zattere, rilevati con GPS RTK. La mancata sovrapposizione alle anomalie è dovuta ad una non perfetta georeferenziazione dell'immagine satellitare disponibile.

4.5.5. Sentinel 2: Analisi temporale della firma spettrale

Come si può osservare dalla Figura 4.17, dove sono rappresentati i risultati dell'analisi temporale della firma spettrale per i dati Sentinel 2, le firme spettrali non sono uguali per tutte le date per via delle variazioni ambientali e di illuminazione locali e giornaliere (Allegato 1, Cap. A.1.2.4. Correzione Atmosferica). Nonostante la non costanza delle firme spettrali si ha un'ulteriore riconferma di quanto riportato in Figura 4.1 (Biermann, Clewley, Martinez-Vicente, & Topouzelis, 2020): la banda 08 riesce a discriminare in modo più marcato rispetto alle altre bande le due zattere dall'acqua conferendo maggiore intensità alla zattera che contiene plastica + vegetazione.

Le ulteriori date analizzate sono visionabili nell'Allegato 4.

In Figura 4.18 sono raffigurati i risultati inerenti all'analisi effettuata con le medie dei valori delle zattere. Il risultato atteso quindi avrà valori delle firme spettrali inferiori rispetto a Figura 4.17.

Come ipotizzato, in Figura 4.18 si nota come i valori di riflettanza delle due zattere siano diminuiti in intensità rispetto a Figura 4.17 avvicinandosi così alla firma spettrale dell'acqua.

Nonostante la diluizione, la banda 08 riesce comunque a differenziare, anche se in modo minore, le zattere dai pixel acqua, mentre la distinzione tra le due zattere (plastica e plastica + vegetazione) risulta più ardua.

Le ulteriori date analizzate sono visionabili nell'Allegato 5.

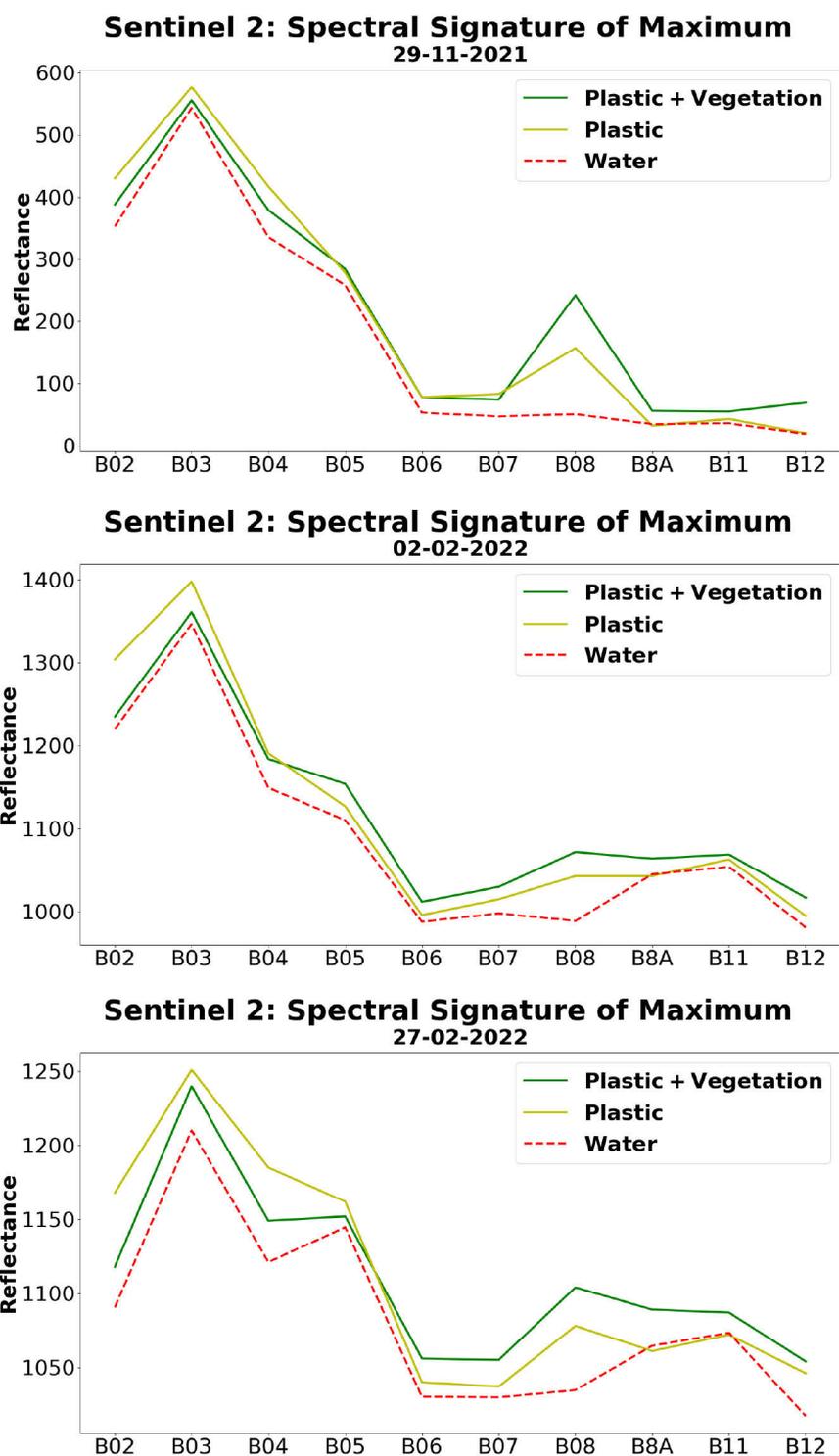


Figura 4.17 – Firma spettrale dei valori massimi per ogni data. Sull'asse delle ascisse vi sono le 10 bande analizzate, mentre sull'asse delle ordinate si possono osservare i valori di riflettanza. Si può notare la costanza della banda B08 nel discriminare meglio rispetto alle altre bande tra acqua, plastica e plastica con vegetazione.

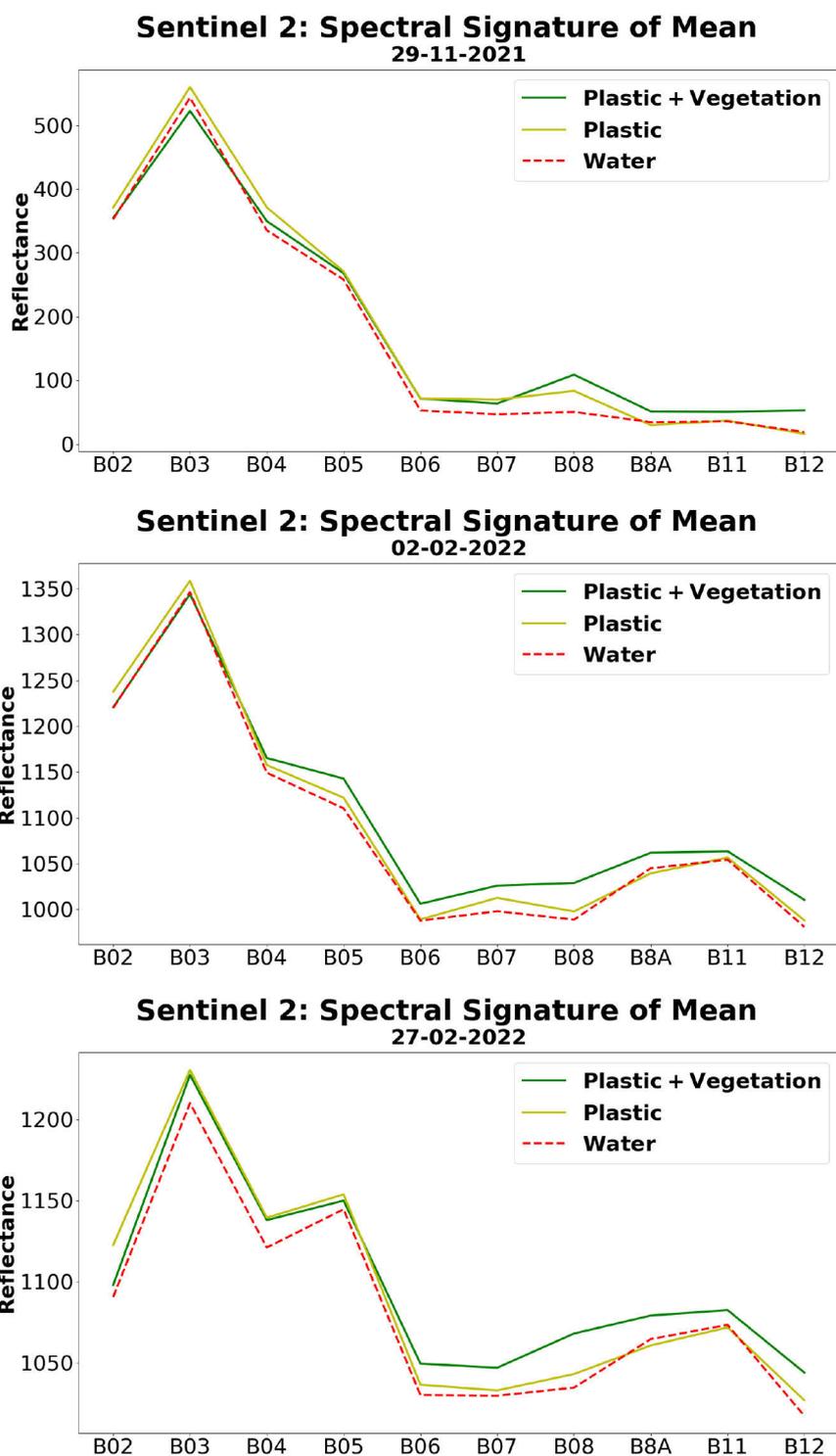


Figura 4.18 – Firma spettrale dei valori medi per ogni data. Sull'asse delle ascisse vi sono le 10 bande analizzate, mentre sull'asse delle ordinate si possono osservare i valori di riflettanza. Nonostante vi sia una diluizione della firma spettrale dovuta all'utilizzo della media della matrice al posto dei massimi (Figura 4.17), si riescono comunque a distinguere acqua, plastica e plastica con vegetazione nella banda B08 per ogni data.

4.5.6. Identificazione delle migliori bande per la caratterizzazione delle due zattere

Dalle figure 4.17 e 4.18 emerge che le migliori bande per i fini della classificazione sono la B08 e la B12. Si è quindi proceduto ad analizzare ulteriormente i dati per queste bande mediante uno scatterogramma (Figura 4.19).

In Figura 4.19 la zattera plastica è rappresentata con un triangolo rovesciato e la zattera plastica e vegetazione con un quadrato; a colori diversi si associano date diverse. In questo grafico i pixel acqua sono riportati singolarmente, perché si puntava ad analizzare la dispersione di questi ultimi rispetto ai valori massimi delle zattere.

Entrambe le bande normalizzate con la media dei pixel acqua sono efficaci nel distinguere le due zattere nelle varie date. Inoltre, per la banda 08 anche i valori di riflettanza maggiori dei singoli pixel acqua sono sempre minori dei valori delle zattere (si legga il grafico in funzione dei colori delle varie date).

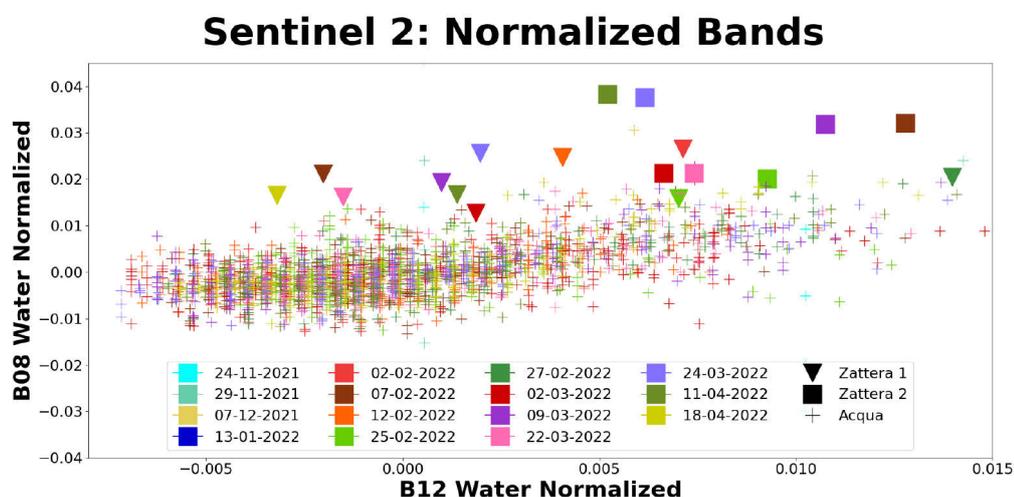


Figura 4.19 – Scatterogramma della B08 vs B12. Entrambe le bande sono normalizzate con la media di riflettività dell'acqua. Osservando la banda B12 si può notare come sia in grado di differenziare molto bene le due zattere. La banda B08 non solo differenzia le due zattere ma anche i singoli pixel acqua hanno sempre riflettanza inferiore alle zattere.

4.5.7. Analisi Multicriterio

Guardando Figura 4.20, più elevato è il valore della banda, fino ad un massimo pari al numero di date analizzate, che in questo caso è quindici, migliore è la capacità di quella banda di garantire sempre la sequenza proposta (Cap. 4.4.7. Analisi multicriterio).

Nel nostro caso l'unica banda che soddisfa la sequenza attesa per tutte le date analizzate è la B08.

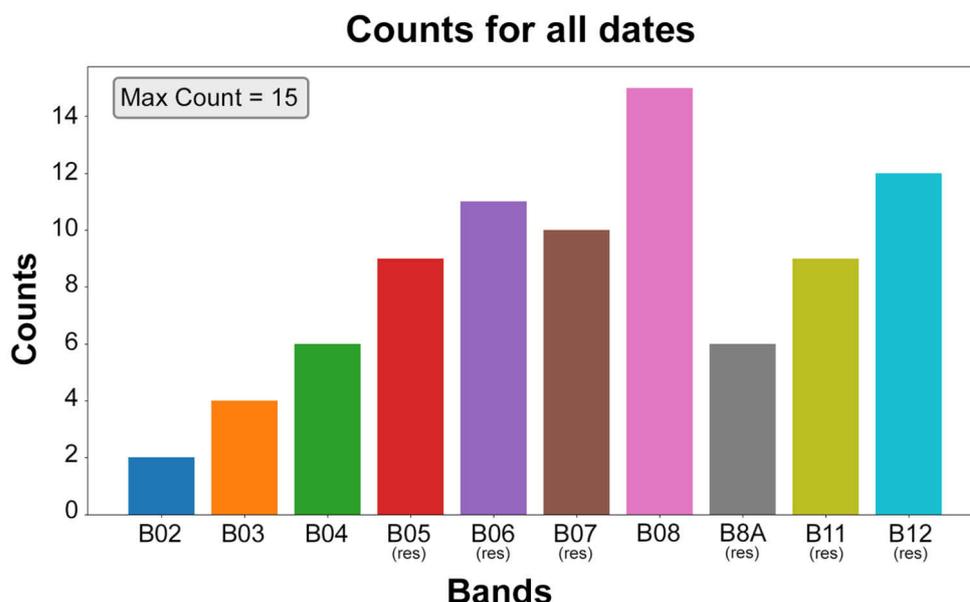


Figura 4.20 – Istogramma. Count Plot delle bande che soddisfano la sequenza attesa. Il valore massimo raggiungibile da ogni barra è pari al numero di date. La banda 08 è l'unica che soddisfa la sequenza attesa per tutte le date.

In Tabella 4.5 sono rappresentate le differenze in percentuali medie di tutte le date che soddisfano la sequenza attesa (Cap. 4.4.7. Analisi multicriterio) per le varie bande.

Più elevati sono i valori in percentuale tra le due zattere e tra la zattera di sola plastica e l'acqua, maggiore è la possibilità della differenziazione degli elementi in esame. Si può notare che, come in tutte le analisi precedenti, la banda 08 si conferma nuovamente come la banda in grado di distinguere meglio tra le tre unità e secondo la sequenza attesa da letteratura.

Media delle differenze in % per tutte le date			
Bande	% Counts	% Plastica	% Plastica
		VS Plastica + Vegetazione	VS Media Acqua
B02	13,3	1,0	7,3
B03	26,7	0,9	3,4
B04	40,0	2,7	10,0
B05 (res)	60,0	4,5	3,1
B06 (res)	73,3	15,0	6,4
B07 (res)	66,7	24,9	4,3
B08	100,0	15,3	43,1
B8A (res)	40,0	21,0	7,8
B11 (res)	60,0	10,9	6,5
B12 (res)	80,0	40,6	18,2

Tabella 4.5 – Tabella delle differenze in percentuale per tutte le date e bande che soddisfano la sequenza attesa (Cap. 4.4.7. Analisi multicriterio). Nella colonna “% Counts” possiamo osservare i valori in percentuale di quando l’equazione viene soddisfatta. Nella colonna “% Max plastica VS plastica + vegetazione”, sono contenuti i valori in percentuale della differenza in riflettanza tra i massimi delle due zattere. Maggiore sarà il valore e più semplice sarà la distinzione tra le due. La stessa cosa vale per la colonna “% Max plastica VS media acqua”, dove abbiamo il confronto tra il massimo della zattera di sola plastica e il valore medio dei pixel acqua.

4.5.8. Indice di anomalia del NIR

Come si può osservare in Figura 4.21, dove sono raffigurate tre delle quindici date analizzate, la zattera costituita da plastica con vegetazione risulta coerentemente più marcata rispetto alla zattera con sola plastica che risulta meno individuabile in alcune date (ad esempio in data 27/02/2022). Inoltre, si può notare che ci sono delle anomalie in alcune date che non corrispondono alle zattere e la cui origine è al momento ignota. In ogni caso, anche un semplice Indice di Anomalia del NIR come quello riportato in Figura 4.21 presenta delle opportunità per identificare zattere galleggianti di legname e plastica.

Le ulteriori date analizzate sono visionabili nell’Allegato 6.

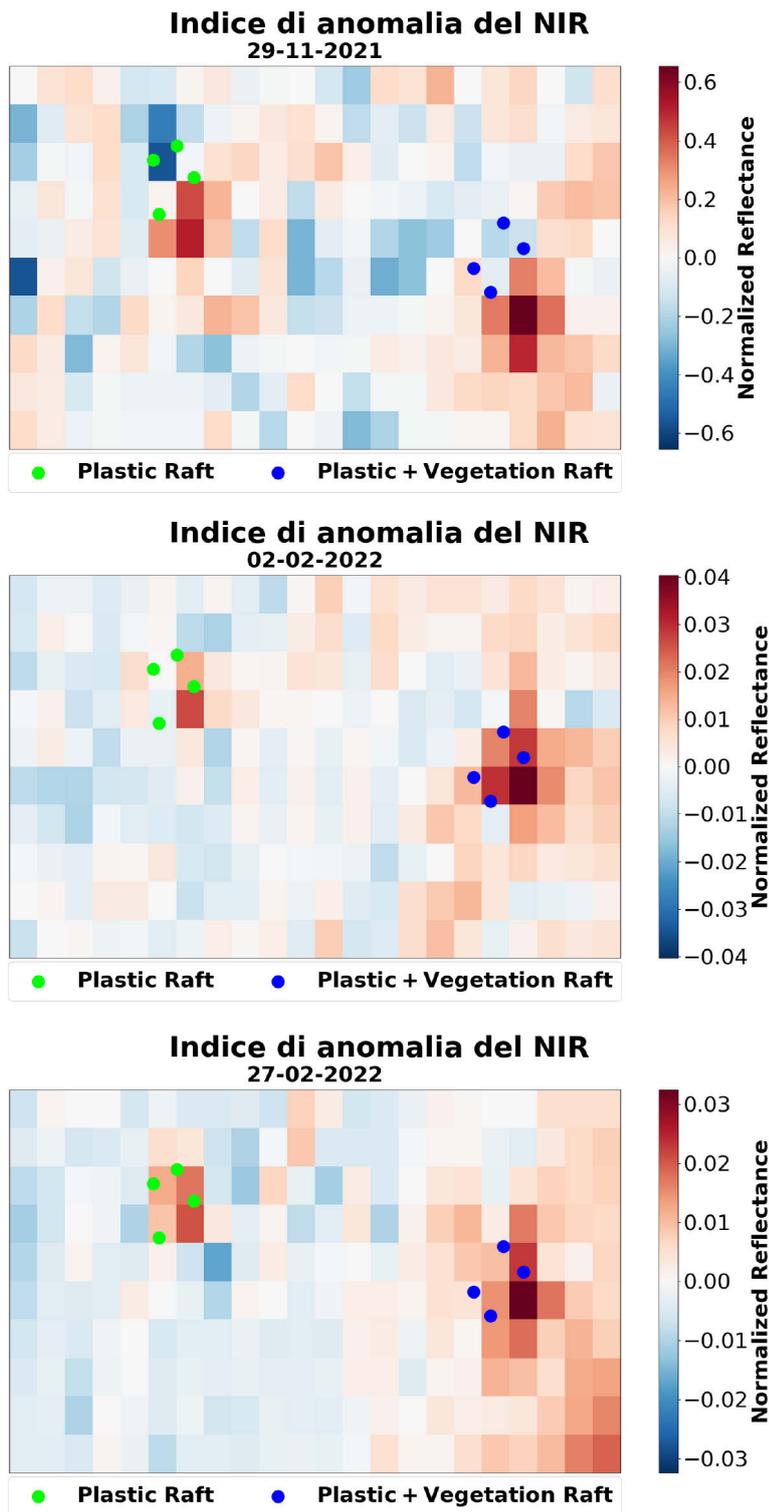


Figura 4.21 – Indice di anomalia del NIR. I valori più elevati corrispondono alle anomalie, che nella maggior parte dei casi corrispondono alle due zattere. I punti verdi e rossi corrispondono alle posizioni GPS delle due zattere.

5. Applicazione dell'indice di anomalia all'asta del Fiume Po

A seguito del successo delle sperimentazioni sulla rilevabilità di elementi flottanti con immagini Sentinel 2 condotte nella ex cava, si è estesa la zona di studio all'intera asta del Po. La fase di ricerca delle anomalie è molto simile a quella già descritta per le zattere sperimentali eccetto che per la fase di validazione per la quale il modello necessita di essere calibrato con i valori di riflettanza di zattere naturali presenti all'interno del canale bagnato del Fiume Po.

La ricerca di zattere naturali mediante immagini Sentinel 2, con una risoluzione relativamente bassa (10m * 10m a pixel), non permette di verificare visibilmente se i pixel appartengono realmente ad una zattera flottante. Per questo motivo si è reso necessario verificare la reale presenza di materiale flottante attraverso immagini ad alta risoluzione geometrica (verità a terra). Le verità a terra devono essere però associate allo stesso momento temporale in cui è stata acquisita l'immagine satellitare e quindi questa operazione risulta molto difficoltosa. Per questo motivo, la procedura si è focalizzata su luoghi in cui vi sia un temporaneo accumulo di legname, specialmente in prossimità dei ponti. Questo ha permesso di trovare il perfetto connubio tra le immagini Sentinel 2, con un tempo di rivisitazione di cinque giorni, e le immagini ad alta risoluzione geometrica. Si è quindi effettuata una ricerca di fotografie in Google Maps nella sezione "Immagini" in prossimità dei ponti nelle quali si riconoscesse la presenza di legname galleggiante bloccato in prossimità delle pile e per le quali fosse nota la data di acquisizione.

Con la ricerca di materiale flottante lungo il fiume Po non ci si aspetta di ritrovare zattere composte puramente da plastica, ma si mira al monitoraggio di zattere composte da vegetazione le quali, oltre ad essere il principale mezzo di trasporto di materiali plastici, sono molto importanti a livello di processi geomorfologici fluviali (Al-Zawaidah, Ravazzolo, & Friedrich, 2021; Mao, Picco, Sitzia, & Lenzi, 2015).

5.1. Area studio

L'area di studio, con un'estensione di 8000 km², comprende il Fiume Po per una lunghezza di 300 km da località Isola Serafini (PC) alla foce (Figura 5.1). I restanti 350 km del Fiume Po, compresi tra Isola Serafini (PC) e la sua sorgente (Pian del Re, Alpi Cozie (CN)), non vengono inclusi nella analisi, sia perché la presenza di materiale flottante prevale nelle zone con una maggior quantità d'acqua, sia per il fatto che l'orbita del satellite Sentinel 2 copre la restante parte in una differente data (Figura 5.1).

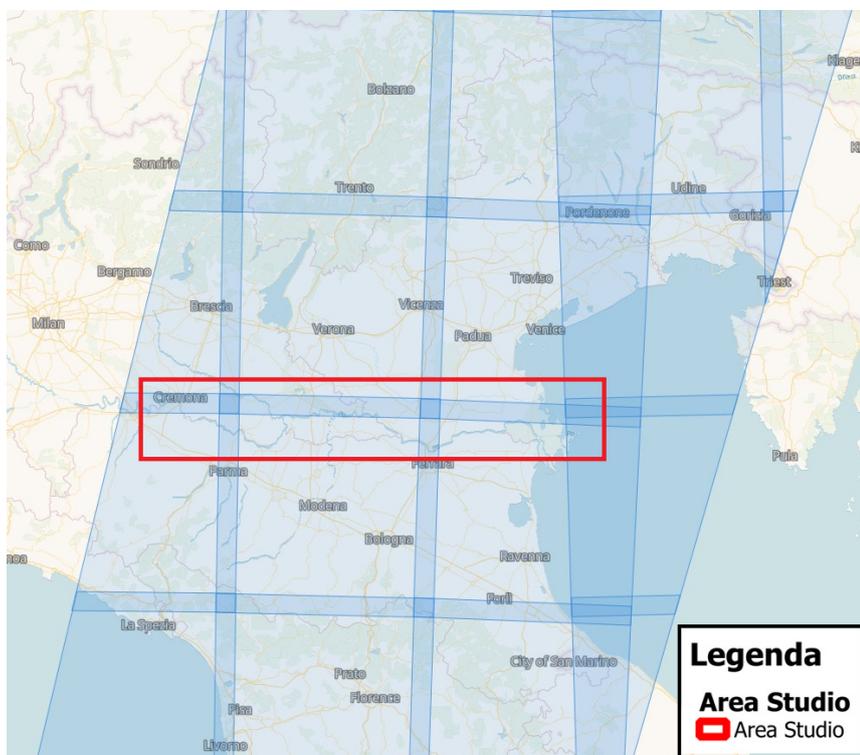


Figura 5.1 – Area coperta da una “strisciata” del satellite Sentinel 2. Il satellite, con un suo solo passaggio copre un'area di 290 km così da avere un tempo di rivisitazione di 5 giorni.

5.2. *Materiali e metodi*

Tutte le elaborazioni e le analisi effettuate nella ricerca e validazione delle verità a terra e nella successiva applicazione all'asta del Fiume Po sono state effettuate in modo simile a quanto già precedentemente descritto nelle metodologie utilizzate nello studio delle zattere artificiali (Cap. 4.4. Materiali e metodi).

Il codice Python utilizzato in questa parte del mio lavoro è visionabile nell'Allegato 7.

5.2.1. **Classificazione del canale bagnato del Fiume Po**

La ricerca delle anomalie nell'asta del Fiume Po necessita come primo passo l'identificazione del canale bagnato del corso d'acqua dal momento che solamente le zattere al suo interno sono oggetto di studio. Per identificare inequivocabilmente il canale bagnato in differenti attimi temporali si è utilizzato un classificatore basato sulle *Convolutional Neural Network* (CNN) (Carbonneau, et al., 2020a; Carbonneau, et al., 2020b), (Allegato 1, Cap. A.1.3.3. Neural Network e Artificial Intelligence). L'algoritmo è addestrato a riconoscere le classi di sedimento (barre) e l'acqua distinguendo tra fiumi e laghi attraverso un dataset di immagini raster classificate manualmente a livello globale. Grazie a questo *training* globale, il modello può quindi essere utilizzato in tutto il globo per caratterizzare qualsiasi corso d'acqua con una larghezza del canale bagnato non inferiore a 20 metri.

Il codice CNN, eseguibile in Python, necessita che le immagini da classificare non presentino né copertura nuvolosa né nevososa. È quindi necessaria una prima elaborazione dei dati attraverso un codice sviluppato ed eseguibile in Google Engine attraverso l'API Python in Google Colaboratory che rimuove la copertura nuvolosa ed il manto nevoso dalle immagini Sentinel 2.

Come si può notare in Figura 5.2, la classificazione delle unità morfologiche è praticamente perfetta. L'algoritmo classifica e distingue correttamente le barre (classe sedimento di giallo), il canale bagnato (verdemare), le eventuali nuvole presenti nella scena (azzurro) e i laghi (verde chiaro). Bisogna però tener conto che il confronto tra le due immagini in Figura 5.2 è da assumere come

approssimativo dal momento che le due immagini tele rilevate sono acquisite con risoluzione geometrica differente e in diversi momenti.

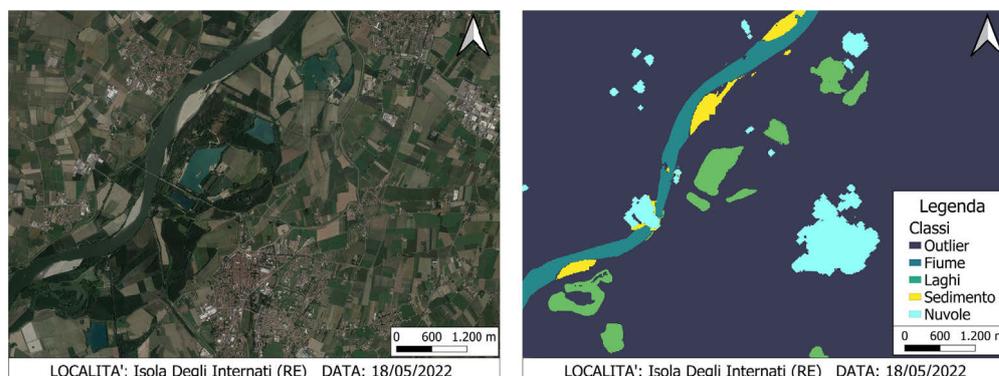


Figura 5.2 – Esempio di classificazione di un'immagine Sentinel 2 con un algoritmo CNN. A sinistra l'immagine Google Earth, a destra il raster classificato con l'algoritmo CNN in località Isola degli Internati (RE) in data 18/05/2022. L'immagine Sentinel 2 è stata classificata in quattro diverse classi. In blu scuro sono classificati gli outlier, cioè tutta quella parte della scena che non fa parte del canale fluviale, in verde mare il corso d'acqua, in verde chiaro i laghi, in giallo il sedimento, come ad esempio le barre ed infine in azzurro le nuvole.

5.2.2. Normalizzazione dell'alveo

Come visto nell'equazione 2.13 (Cap. 2.3.3. Firme spettrali) e A.1.7 (Allegato 1, Cap A.1.2.4. Correzione atmosferica), i valori di riflettanza che arrivano al sensore del satellite (in questo caso Sentinel 2) sono influenzati da numerosi fattori esterni e, nonostante le correzioni, le immagini di una medesima scena acquisita in differenti attimi temporali subiscono variazioni di riflettanza e quindi nei valori dei loro DN (Cap. 2.3.3. Firme spettrali).

La normalizzazione dell'alveo è quindi necessaria affinché si possano confrontare immagini satellitari acquisite in differenti attimi temporali e quindi trovare gli intervalli normalizzati in comune tra tutte le anomalie presenti in differenti date così da poter calibrare il modello per la ricerca delle zattere naturali.

Vi sono numerose metodologie per normalizzare un'immagine satellitare, ma in questo caso studio sono state sperimentate tre diverse tipologie di procedimenti:

- *Indice di anomalia del NIR* (Figura 5.10). Per poter ottenere i soli valori di riflettanza dell'acqua, attraverso il raster classificato con la CNN, si

sono ricavati dalla banda B08 di Sentinel 2 i valori di riflettanza originari appartenenti alla sola classe “Fiume” del raster CNN. Successivamente, si è normalizzato tutto il canale applicando l’equazione 3.1 (Cap. 4.4.8. Indice di anomalia del NIR).

- *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)* (Rouse, Haas, Schell, & Deering, 1973) (Figura 5.11). La normalizzazione in questo caso richiede la combinazione delle bande B08 e B04 di Sentinel 2 secondo l’equazione A.1.2 (Allegato 1, Cap. A.1.2.3. Indici multispettrali). Inoltre, questo tipo di normalizzazione, dal momento che utilizza l’intera banda B08 e B04, non necessita di dover discriminare inequivocabilmente i valori di riflettanza dell’acqua.
- *Normalized Difference Water Index (NDWI)* (McFEETERS, 1996) (Figura 5.12). Come per l’*NDVI*, questo indice richiede due bande del satellite Sentinel 2 che, in questo caso, sono però la B08 e la B03 e vengono combinate secondo l’equazione A.1.3 (Allegato 1, Cap. A.1.2.3. Indici multispettrali).

5.2.3. Verità a terra e calibrazione

Dal momento che il modello per la verifica della rilevabilità di oggetti flottanti è calibrato all’interno di una ex cava e su zattere artificiali, per poter validare il modello basato sulla ricerca di zattere naturali nel canale bagnato del Fiume Po si è reso necessario cercare delle verità a terra costituite da zattere di vegetazione e plastica relativamente stabili collocate a ridosso di pile di ponti (Figura 5.3), in modo tale da poter identificare gli intervalli di riflettanza normalizzati necessari alla calibrazione del modello.

Le immagini ad alta risoluzione geolocalizzate sulla piattaforma di Google Maps in una data definita hanno consentito l’individuazione attraverso il satellite Sentinel 2 di quattro zone al ridosso delle pile dei ponti nel Fiume Po in cui vi erano degli accumuli temporanei di legname e plastica.

Questa fase è fondamentale perché attraverso le verità a terra, in questo caso costituite da zattere naturali composte da detrito multifasico (come nel caso del

Ponte di San Benedetto in data 24/10/2018 rappresentato in Figura 5.3 dove si nota chiaramente la presenza di materiale sia plastico che legnoso), è possibile effettuare la calibrazione del modello per la ricerca di eventuale detrito flottante all'interno del canale bagnato del Fiume Po.

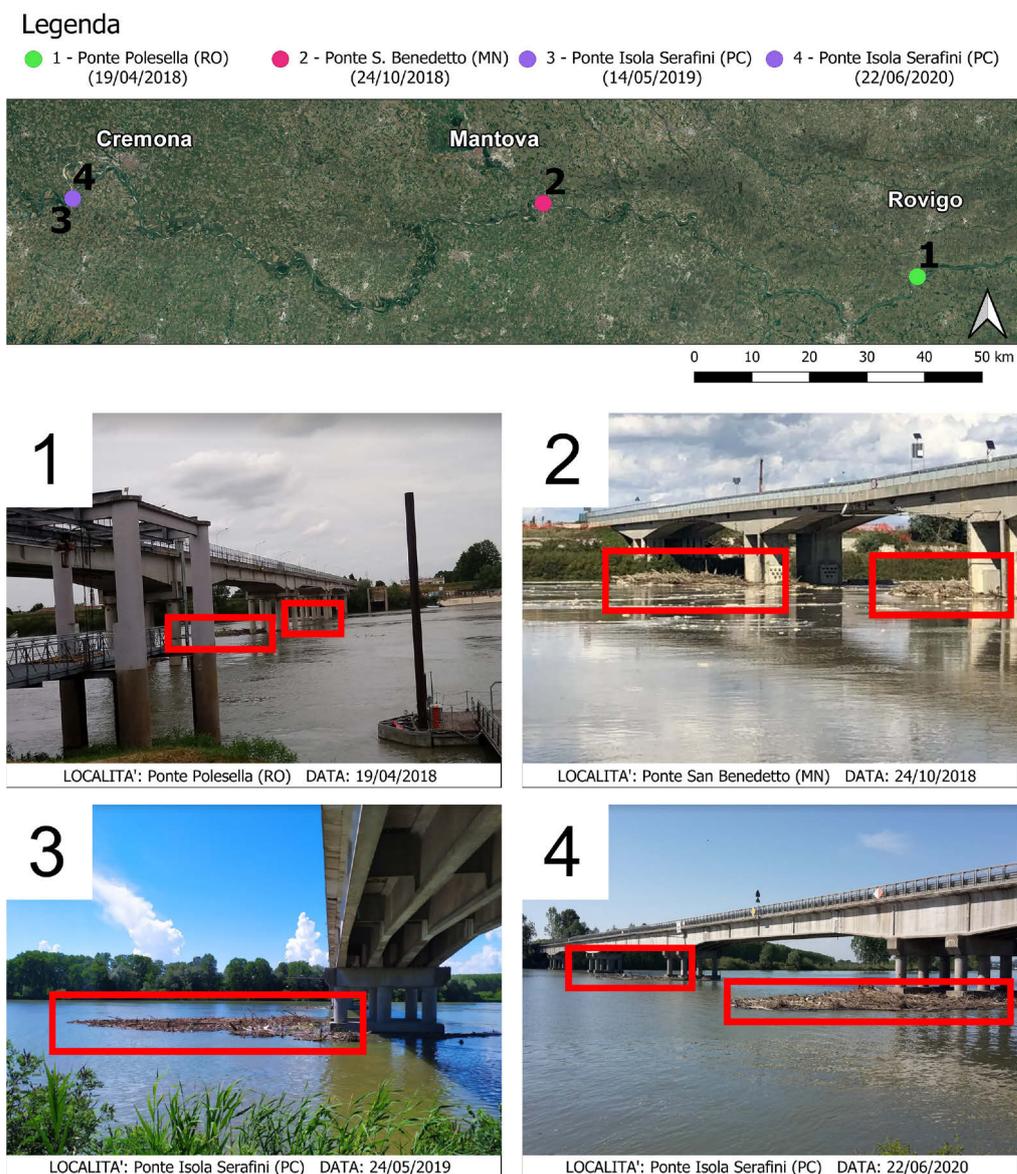


Figura 5.3 – Verità a terra. Nell'immagine in alto è rappresentata la geolocalizzazione a grande scala delle quattro verità a terra. La zattera naturale numero 1 è situata presso il ponte di Polesella (RO) in data 19/04/2018, mentre la zattera numero 2 è situata presso il Ponte di San Benedetto (MN) in data 24/10/2018, ed infine le zattere numero 3 e 4 sono localizzate presso il Ponte di Isola Serafini (PC) rispettivamente il 24/05/2019 e il 22/06/2020. In tutte le figure sono presenti due zattere, una di dimensioni maggiori, ben visibile nelle fotografie ed una di dimensioni minori.

Si è poi proceduto, attraverso la piattaforma Cloud di Google Engine e i software QGis e Python, rispettivamente al download ed elaborazione delle immagini. Il download delle immagini in parte automatizzato è effettuato con “SCP Toolkit” (Congedo, 2021), un plugin *open source* in QGis che attinge direttamente dall’Open Hub di Copernicus (<https://scihub.copernicus.eu/>). Il codice Python è visionabile nell’Allegato 7.

Una volta classificate le anomalie, sapendo la data e la precisa localizzazione delle verità a terra, per ogni metodologia applicata si sono ricavati i valori di riflettanza normalizzata dei soli pixel appartenenti alle zattere naturali poste al ridosso dei ponti, in modo tale da definire le soglie per la classificazione delle anomalie per ognuno dei tre indici utilizzati.

5.2.4. Filtro delle anomalie

Tutte le immagini classificate con l’algoritmo CNN comprendono anche parte della vegetazione riparia che causa, in tutti e tre i metodi applicati, una grande quantità di falsi positivi presenti soprattutto in prossimità delle sponde. Questo è dovuto al fatto che l’algoritmo CNN classifica il canale bagnato del fiume includendo la vegetazione riparia che quindi viene inclusa durante la sostituzione dei pixel classificati nella categoria “Fiume” del CNN con i pixel reali delle bande di Sentinel 2. Inoltre, per via della relativamente bassa risoluzione geometrica di Sentinel 2 nel NIR (Figura 4.1), in prossimità delle sponde del Fiume Po, i più alti valori di riflettanza della vegetazione riparia vengono diluiti con i più bassi valori dell’acqua (Figura 5.4) facendo risultare così la riflettanza finale normalizzata della vegetazione riparia nei tre metodi utilizzati molto simile a quella delle zattere naturali. Lo stesso processo accade ogni qualvolta che si ha un cambiamento nelle proprietà spettrali di una superficie o oggetto e, quindi, questo fenomeno si verifica anche in prossimità dei ponti e alla presenza di zattere sia naturali che artificiali all’interno del canale bagnato del fiume (Figura 4.11).

Quindi, eventuali pixel anomalia localizzati al ridosso delle sponde vengono considerati come falsi positivi e non vengono presi in considerazione durante le

elaborazioni dal momento che si analizzano le sole anomalie all'interno del canale bagnato.

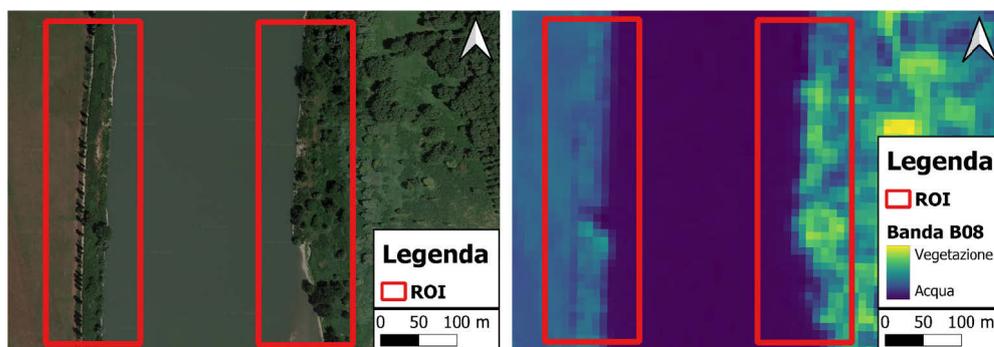


Figura 5.4 – Influenza della firma spettrale del canale bagnato da parte della vegetazione riparia. Si noti come in prossimità della transizione del canale bagnato con l'argine (rettangoli di colore rosso), i pixel assumono una colorazione intermedia tra il giallo (vegetazione) e il blu (acqua).

Dunque, per la rimozione dei pixel localizzati al ridosso delle sponde con valori di riflettanza simili alle zattere naturali, si è applicato un filtro incentrato sul verificare che ogni anomalia possa essere identificata più velocemente e con più chiarezza all'interno del canale bagnato del Fiume Po.

Onde evitare la classificazione di falsi positivi, come ad esempio pixel vegetazione influenzati dalla firma spettrale dell'acqua, attorno ad ogni anomalia si è costruita una matrice quadrata di dimensioni 30 m * 30 m (3 * 3 pixel) (Figura 5.5), il cui scopo è di verificare che attorno al suo centroide, quindi alla possibile anomalia, vi siano solamente pixel classificati dall'algoritmo CNN come acqua. Il filtro è stato applicato a tutti gli indici normalizzati.

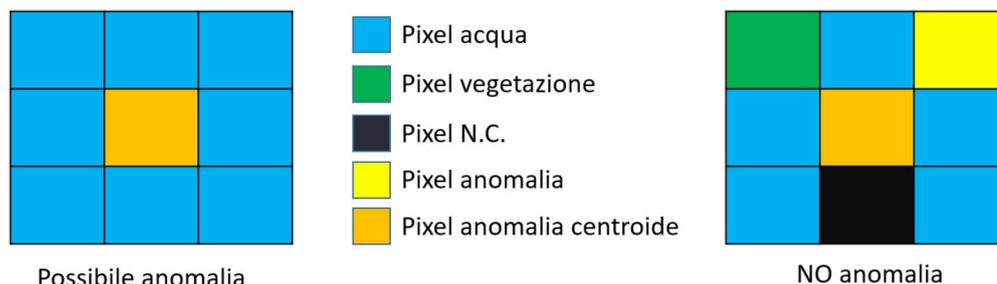


Figura 5.5 –Matrice 3x3 applicata ad ogni anomalia. A sinistra l'anomalia è circondata da soli pixel acqua e quindi viene classificata come "possibile anomalia", a destra invece, l'anomalia è circondata da pixel delle classi vegetazione (verde), anomalia (giallo), e non classificato (nero) e quindi non viene classificata come un'anomalia.

5.2.5. Applicazione all'asta del Fiume Po

Una volta calibrato il modello mediante le verità a terra si è proceduto con l'applicazione di quest'ultimo al canale bagnato del Fiume Po.

Sono poi state prese in considerazione quattro stazioni idrometriche facenti parte della rete tele-idrometrica del Fiume Po, la quale fornisce dati idrometrici dal 2013 ad oggi (<https://www.agenziapo.it/content/monitoraggio-idrografico-0>). Il sito AIPO (<https://www.agenziapo.it/>) per ogni stazione idrometrica identifica tre livelli di allerta corrispondenti a livelli idrometrici crescenti (Figura 5.6).

Dal momento che il trasporto di materiale flottante all'interno del canale bagnato del Fiume Po si verifica principalmente durante le fasi di piena, le date scelte per le analisi corrispondono alla fase in cui il livello idrometrico in almeno una delle quattro stazioni esaminate ha superato o è prossimo a superare il livello di allarme 1 (Figura 5.6). Per via della copertura nuvolosa presente durante alcuni eventi di piena, sono state prese in considerazione anche date subito successive al temporaneo aumento del livello idrometrico. Questo permette, nelle date prese in considerazione, di aumentare la probabilità del detector di trovare eventuali detriti legnosi, flottanti o al ridosso di ponti.

Sono state quindi prese in considerazione quattro date: 26/10/2019, 10/11/2019, 25/12/2019 e 10/10/2020 (Figura 5.6), secondo i criteri espressi precedentemente.

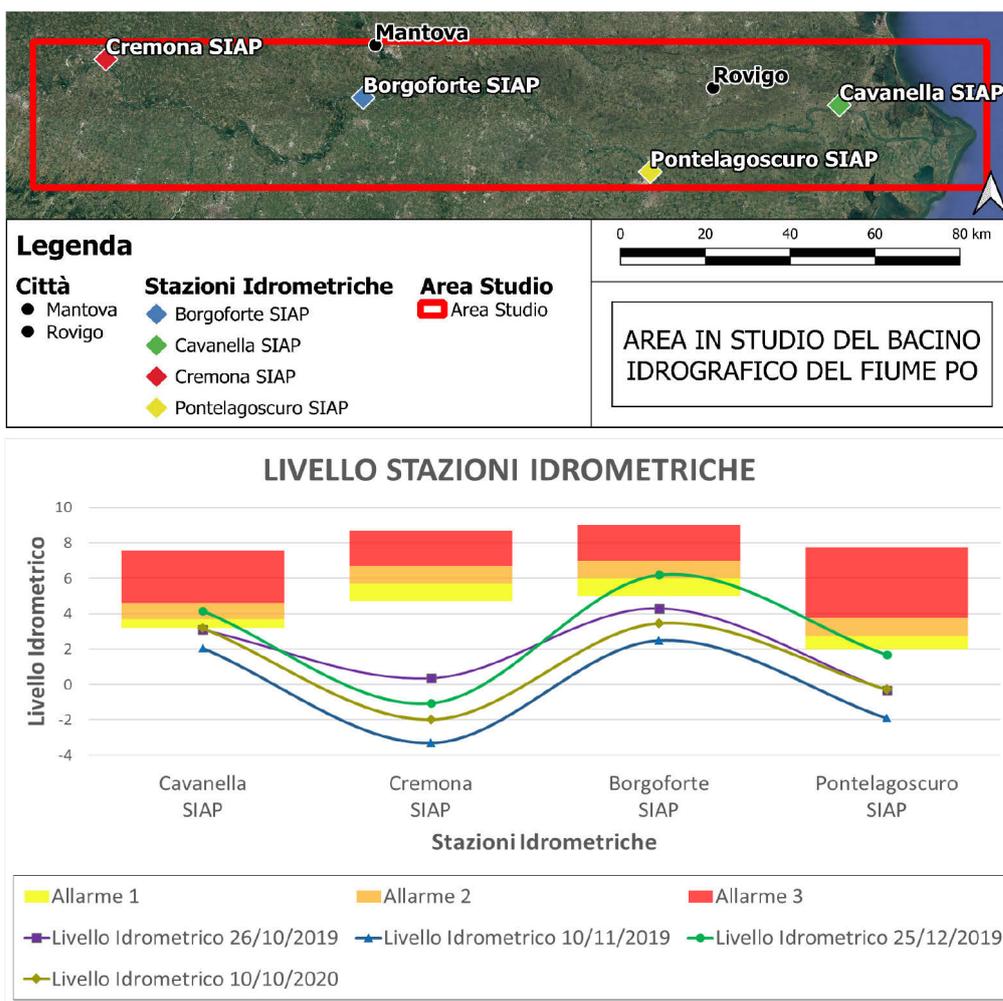


Figura 5.6 – Area in studio e relative stazioni idrometriche considerate. Nella sezione in alto è rappresentata con un rettangolo in rosso di estensione di 8000 km² l'area studio considerata nelle analisi del Fiume Po, mentre con i poligoni colorati sono rappresentate le quattro stazioni idrometriche per il controllo della fase di piena. Infine, con i punti circolari di colore nero sono rappresentate alcune delle più importanti città della zona. Nella sezione in basso invece, è raffigurato il livello massimo raggiunto dalle quattro stazioni idrometriche per le quattro date analizzate. Per ogni stazione ci sono dei differenti livelli di allarme: in giallo l'allarme di tipo 1, in arancione di tipo 2 ed infine in rosso l'allarme di tipo 3. Il livello idrometrico delle stazioni nelle differenti date è rappresentato dalle linee continue di differente colorazione e simboli.

5.2.6. Metodologie per l'interpretazione delle anomalie

La grande quantità di anomalie presenti lungo l'asta del Fiume Po non permette l'immediata geolocalizzazione delle possibili zattere naturali. Si è quindi proceduto con il plot delle principali anomalie su di una base-map. Questo strumento permette una più facile localizzazione delle zattere naturali e quindi semplifica una futura ricerca delle zattere per la validazione in campo.

Dal momento che le immagini Sentinel 2 hanno una risoluzione geometrica di 10m * 10m, il punto per il plot dell'anomalia sulla base-map è localizzato al centro del pixel anomalia (Figura 5.7). Inoltre, nel caso in cui vi siano presenti più anomalie adiacenti, la potenziale zattera viene rappresentata da un solo punto anomalia (Figura 5.8).

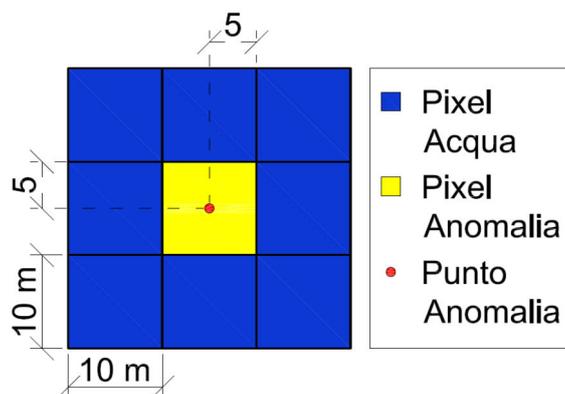


Figura 5.7 – Localizzazione del centro dell'anomalia per il plot sulla base-map. Dal momento che la dimensione di un pixel di Sentinel 2 è pari a 10 m * 10 m, il punto per il plot è posizionato al centro del pixel, considerando quindi un offset di 5 metri dal margine dell'anomalia.

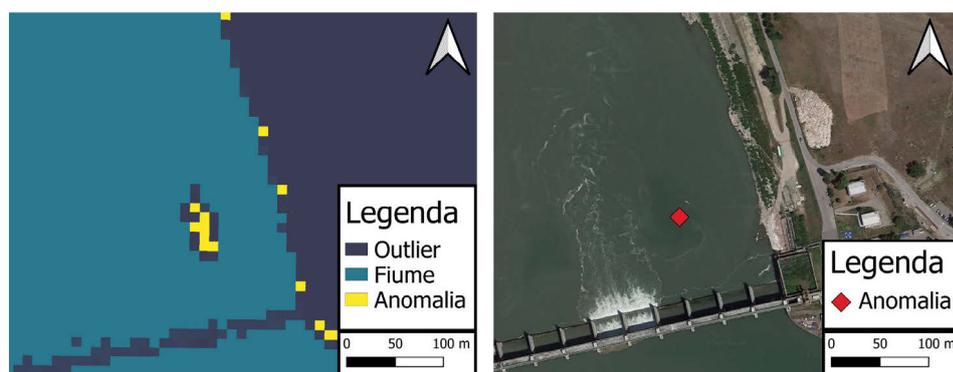


Figura 5.8 – Plot delle anomalie su di una base-map. Nella sezione a sinistra è raffigurata l'immagine classificata con l'indice NDWI. Si può notare che sono presenti molteplici anomalie localizzate all'interno del canale bagnato del Fiume Po. Nella sezione a destra è rappresentata la geolocalizzazione della potenziale zattera.

Questo tipo di visualizzazione ci offre la possibilità di esaminare le zone più soggette all'accumulo di materiale legnoso e, allo stesso tempo, consente di verificare se realmente le anomalie trovate dal modello possono essere potenzialmente classificate come zattere naturali.

5.3. Risultati

5.3.1. Verità a terra

La prima elaborazione, come descritto precedentemente, riguarda la classificazione con l'algoritmo CNN delle quattro aree studio corrispondenti alle verità a terra (Figura 5.9).

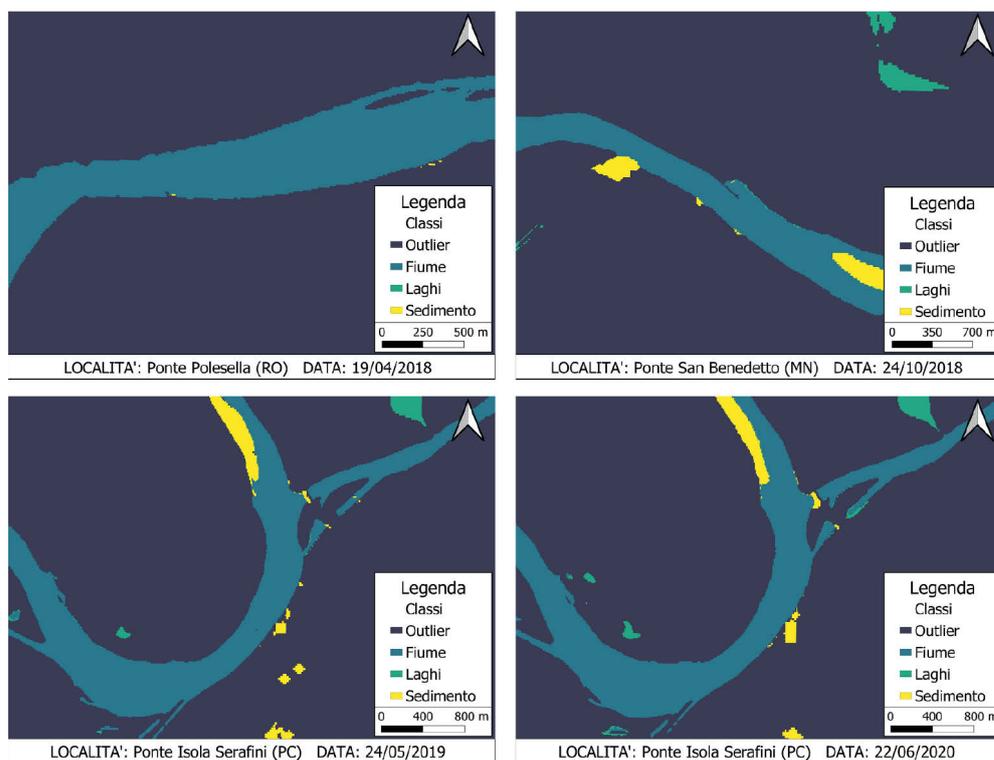


Figura 5.9 – Area studio delle verità a terra classificate con l'algoritmo CNN. In tutte e quattro le date la classificazione è costituita da quattro classi, in blu la parte di immagine non classificata, in azzurro i fiumi, in verde mare i laghi ed infine in giallo le barre di sedimento. Inoltre, nella classificazione non vengono inclusi i ponti.

Successivamente, una volta identificato il canale bagnato con l'algoritmo CNN, si sono utilizzati tutti e tre gli indici di normalizzazione: *Indice di Anomalia del NIR* (Figura 5.10), *NDVI* (Rouse, Haas, Schell, & Deering, 1973) (Figura 5.11) e *NDWI* (McFEETERS, 1996) (Figura 5.12). L'utilizzo di tutte e tre le metodologie permette di identificare la migliore via per la successiva ricerca delle anomalie nel Fiume Po.

La normalizzazione con l'*Indice di Anomalia del NIR* (Figura 5.10) permette di identificare visivamente delle variazioni in riflettanza normalizzata in prossimità delle sponde, dei ponti e delle barre/isole. L'acqua viene rappresentata con valori negativi, anche se, come si può notare nelle due sezioni a sinistra, quando vi è un elevato carico sedimentario durante le piene, assume valori prossimi allo zero.

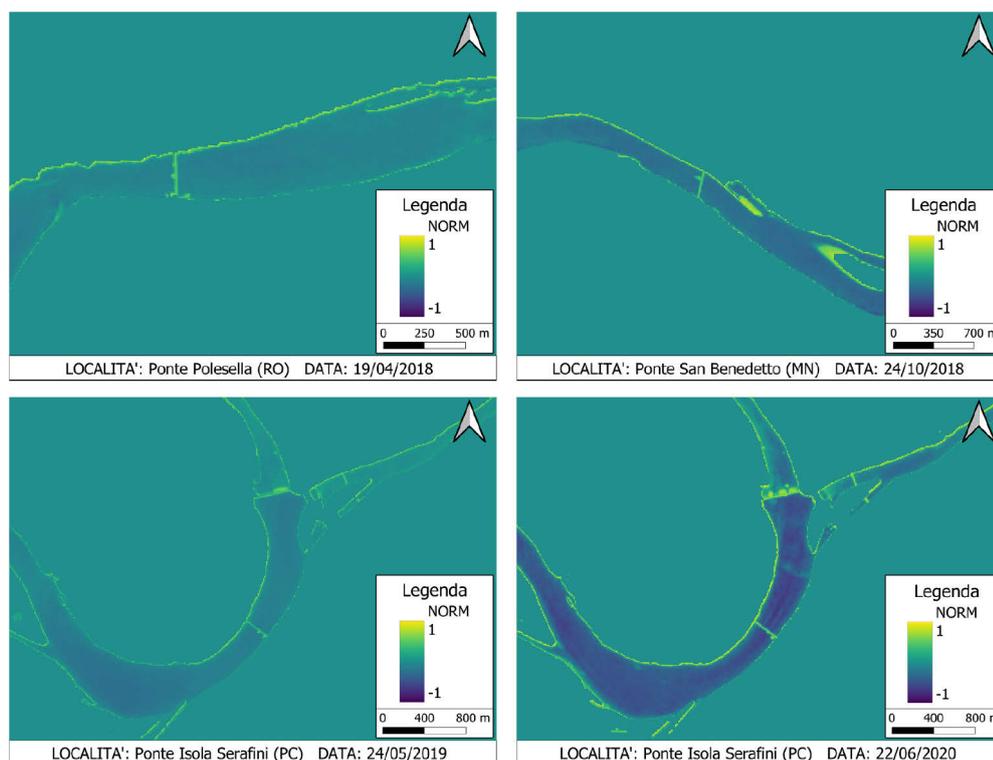


Figura 5.10 – Area studio delle verità a terra normalizzata con l'Indice di Anomalia del NIR. Essendo una normalizzazione il range di valori all'interno del raster è compreso tra 1 e -1. In colore blu scuro (valori prossimi a -1), viene rappresentata l'acqua, mentre con il colore giallo (valori prossimi ad 1) viene rappresentata la vegetazione, la spuma delle cascate e il sedimento delle barre/isole.

Per quanto riguarda invece l'indice NDVI (Rouse, Haas, Schell, & Deering, 1973) (Figura 5.11), osservando i valori normalizzati che assumono i campi, si può notare come funzioni molto bene nella caratterizzazione degli stati fenologici della vegetazione (si guardi la distinzione tra le diverse tipologie di campi), ma a sua volta riesce a distinguere in modo ottimale anche il canale bagnato, le zattere e i ponti. Come per il caso precedente, l'acqua tende ad avere valori prossimi a -1 eccetto nel caso in cui vi sia il trasporto di un elevato carico sedimentario come, ad esempio, nella sezione in basso a sinistra dove assume valori vicini allo zero.

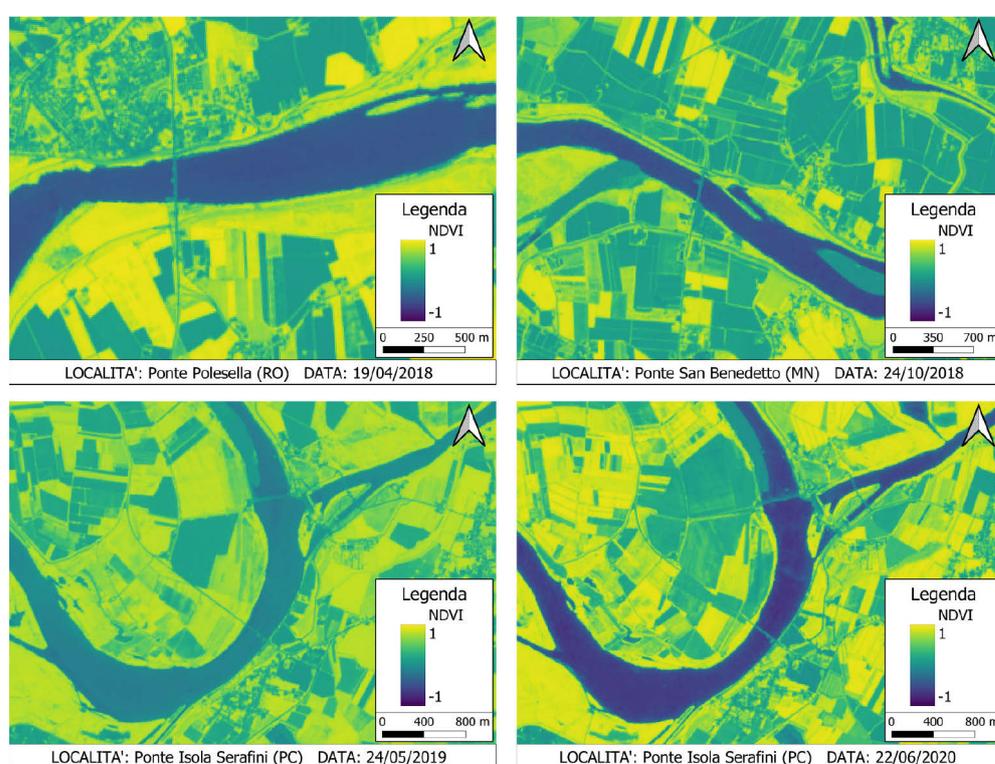


Figura 5.11 – Area studio delle verità a terra normalizzata con l'indice NDVI. Essendo una normalizzazione il range di valori all'interno del raster è compreso tra 1 e -1. In colore blu scuro (valori prossimi a -1), viene rappresentata l'acqua, mentre con il colore giallo (valori prossimi ad 1) viene rappresentata la vegetazione. Nei colori intermedi invece, si hanno le opere idrauliche della centrale idroelettrica di Isola Serafini (PC), il sedimento e i ponti.

Infine, in Figura 5.12 è rappresentato l'indice NDWI (McFEETERS, 1996) dove, a differenza delle due precedenti normalizzazioni, l'acqua è rappresentata con valori prossimi ad 1, mentre la vegetazione con valori prossimi a -1. Come per gli indici precedenti, si riescono a caratterizzare bene tutte le unità morfologiche, la vegetazione, i sedimenti e l'acqua. Quest'ultima però, come per gli indici precedenti, nel caso in cui sia trasportato un elevato carico sedimentario assume valori tendenti allo zero.

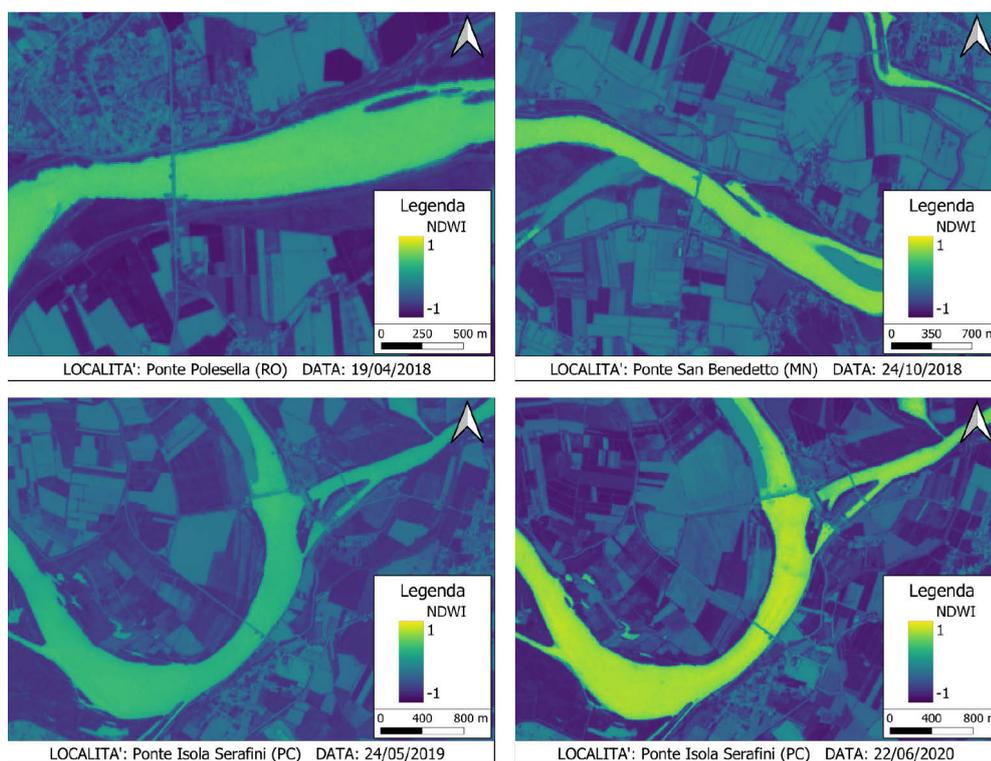


Figura 5.12 – Area studio delle verità a terra normalizzata con l'indice NDWI. Essendo una normalizzazione il range di valori all'interno del raster è compreso tra 1 e -1. In colore blu scuro (valori prossimi a -1), viene rappresentata la vegetazione, mentre con il colore giallo (valori prossimi ad 1) viene rappresentata l'acqua. Nei colori intermedi invece, si hanno le opere idrauliche della centrale idroelettrica di Isola Serafini (PC), il sedimento e i ponti.

In Tabella 5.1 sono rappresentate le soglie per la classificazione delle anomalie per ognuno dei tre indici utilizzati.

Indice di Anomalia del NIR		NDVI	NDWI
(valori riflettanza normalizzati con la media dell'acqua)		(valori riflettanza NDVI)	(valori riflettanza NDWI)
	0,520	0,127	-0,137
	0,500	0,142	-0,193
	0,550	0,124	-0,269
	0,750	0,195	-0,168
	0,610	0,231	-0,256
	0,670	0,124	-0,121
	0,530	0,134	-0,160
	0,480	0,148	-0,153
	0,540	0,151	-0,139
min	0,480	0,124	-0,269
max	0,750	0,231	-0,121
media	0,572	0,153	-0,177

Tabella 5.1 – Tabella con i valori normalizzati delle quattro verità a terra per i tre diversi indici. Nella prima colonna sono presenti i valori delle zattere naturali normalizzati con la media dei pixel acqua, mentre nella seconda colonna vi sono i valori normalizzati con l'indice NDVI. Infine, nell'ultima colonna sono rappresentati i valori per l'indice NDWI.

Gli intervalli di classificazione per i primi due indici presenti in Tabella 5.1 sono delimitati alla base con il valore minimo trovato analizzando i valori di tutti i pixel anomalie, mentre per l'indice NDWI (McFEETERS, 1996) la soglia è posta con il tetto pari al valore massimo. Quindi, l'intervallo di ricerca delle anomalie può essere così definito:

- *Indice di Anomalia del NIR* $\rightarrow \forall pixelvalue > 0.48$

In Figura 5.13, si può osservare il risultato della classificazione basata sui valori dei pixel normalizzati con l'acqua. Salta subito all'occhio che, in tutte e quattro le date, le verità a terra vengono quasi del tutto classificate correttamente. Per quanto riguarda la classificazione delle anomalie al ridosso delle sponde (falsi positivi), come già ampiamente descritto precedentemente nel Cap. 5.2.4. "Filtro delle anomalie", la loro presenza non inficia le analisi poiché vengono considerate le sole anomalie presenti all'interno del canale bagnato del Fiume Po.

Si può chiaramente notare che, in tutte quattro le immagini, parte delle sponde e dei ponti presenti nel Fiume Po viene classificata nella categoria “anomalia”.

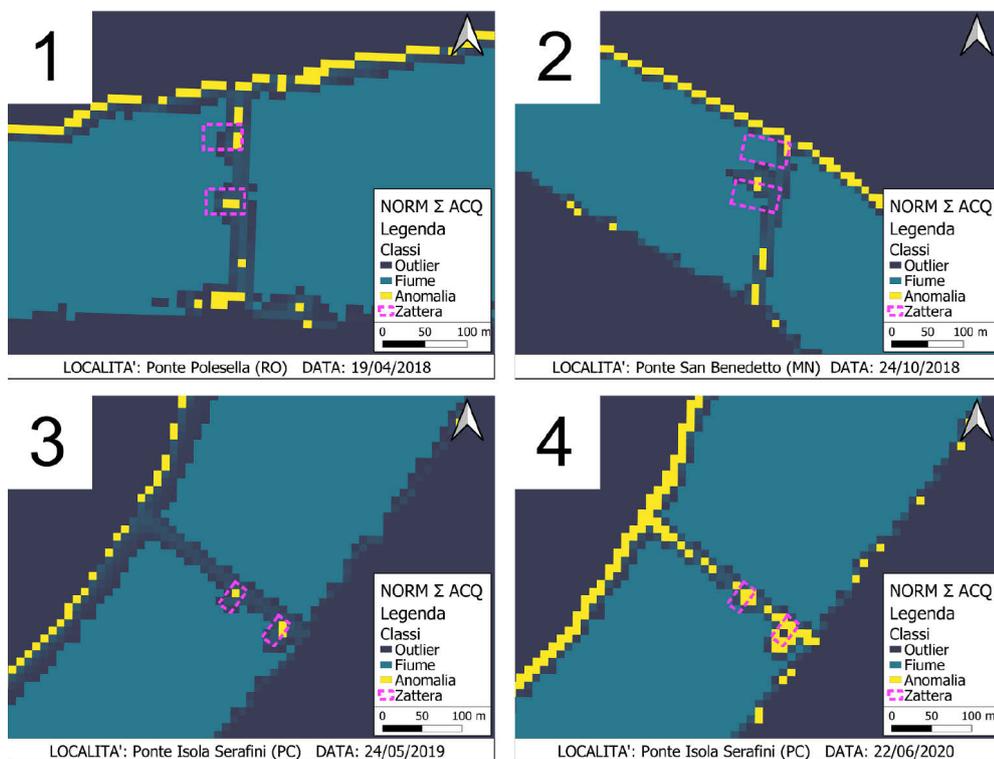


Figura 5.13 – Verità a terra classificate con l'indice di Anomalia del NIR. Come si può notare in tutte e quattro le date, le anomalie delle verità a terra al ridosso dei ponti (rettangoli tratteggiati di colore rosa) vengono classificate non del tutto correttamente e, in ogni caso, non tutte quelle classificate corrispondono alle verità a terra, infatti, in prossimità delle sponde e dei ponti vi è un elevato numero di falsi positivi.

- $NDVI \rightarrow \forall pixelvalue > 0.12$

In Figura 5.14 è rappresentata la classificazione effettuata con l'indice NDVI. Si può notare che la classificazione delle verità a terra viene eseguita in modo corretto e discretamente preciso anche se, nella sezione in alto a sinistra, viene omessa una zattera generando così un falso negativo.

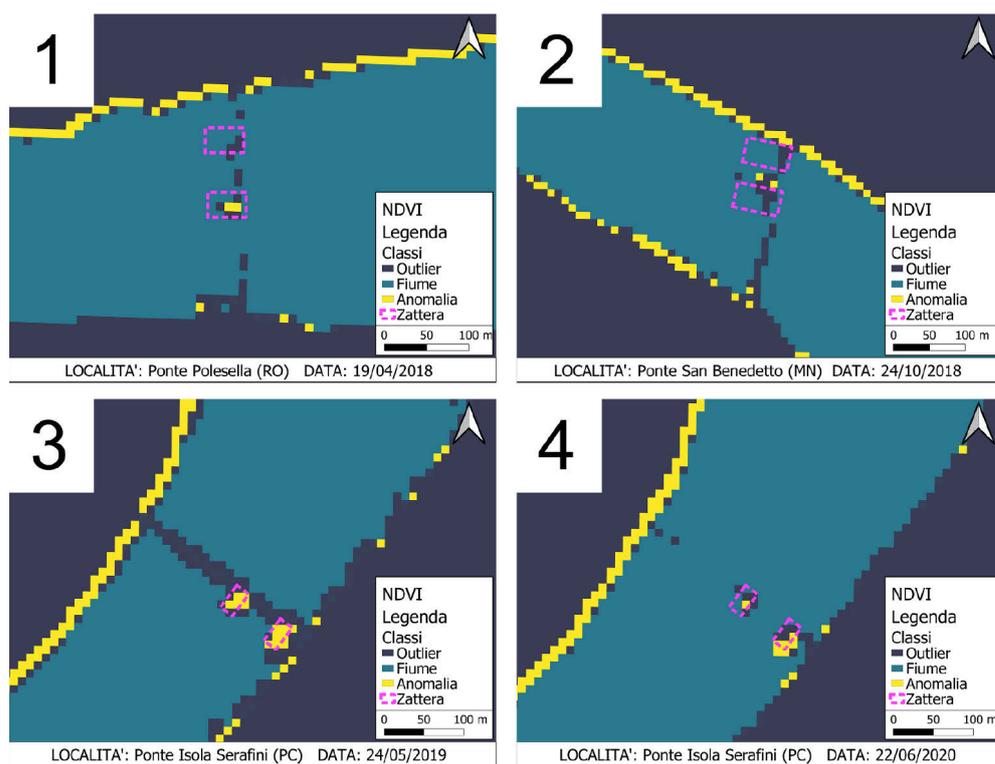


Figura 5.14 – Verità a terra classificate sulla base dei raster normalizzati con l'indice NDVI. Come si può notare in tutte e quattro le date, le anomalie delle verità a terra al ridosso dei ponti (rettangoli tratteggiati di colore rosa) vengono classificate correttamente anche se non tutte quelle classificate corrispondono a delle vere anomalie, infatti, in prossimità delle sponde vi è un elevato numero di falsi positivi.

$$- \text{NDWI} \rightarrow \forall \text{pixelvalue} < - 0.12$$

Infine, in Figura 5.15 è raffigurato il risultato della classificazione con l'indice NDWI che risulta molto precisa nel localizzare le verità a terra.

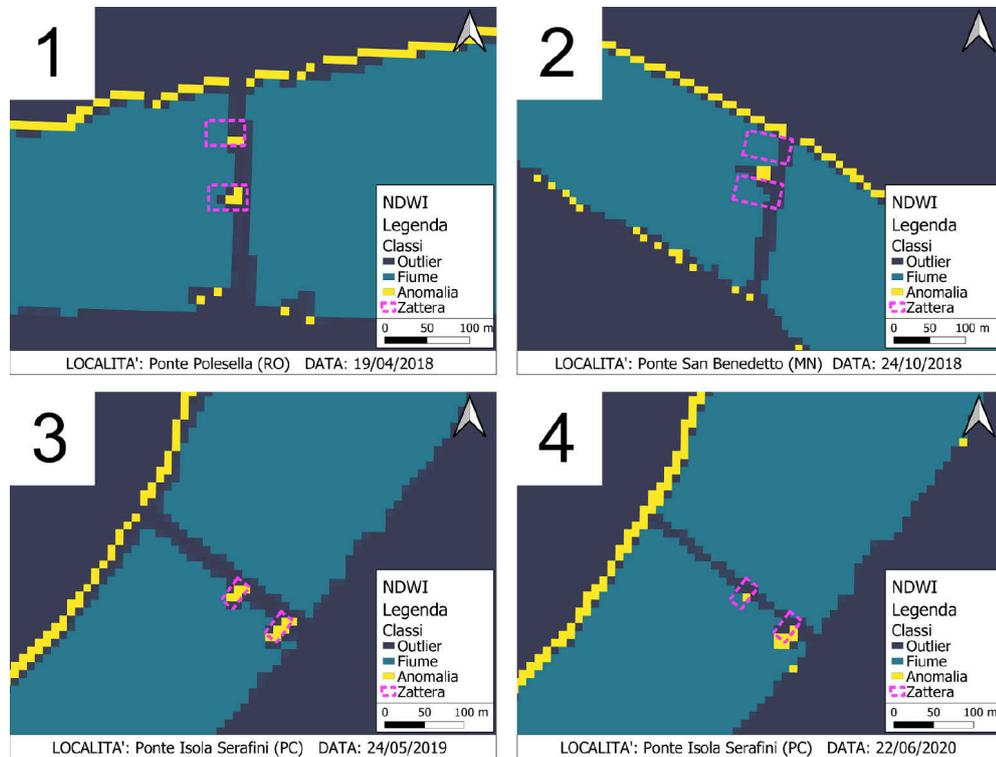


Figura 5.15 – Verità a terra classificate sulla base dei raster normalizzati con l'indice NDWI. Come si può notare in tutte e quattro le date, le anomalie delle verità a terra al ridosso dei ponti (rettangoli tratteggiati di colore rosa) vengono classificate correttamente anche se non tutte quelle classificate corrispondono a delle vere anomalie, infatti, in prossimità delle sponde vi è un elevato numero di falsi positivi.

Confrontando i tre metodi utilizzati per la ricerca delle zattere naturali, che in questo caso corrispondono alle verità a terra, si nota chiaramente come gli indici NDVI (Rouse, Haas, Schell, & Deering, 1973) e NDWI (McFEETERS, 1996) spiccano per precisione e quantificazione (numero di pixel) delle zattere.

In Tabella 5.2 si possono osservare le percentuali di successo degli indici normalizzati rispetto al numero reale di zattere presenti al ridosso delle pile dei ponti. Un valore pari a 100 nella colonna “% Successo” significa che il detector ha rilevato tutte le zattere presenti in una determinata data, valori inferiori indicano, invece, una sottostima del numero di zattere realmente presenti, mentre i valori superiori a 100 stanno ad indicare una sovrastima delle zattere, cioè il

detector identifica un numero di zattere maggiore rispetto a quello che è realmente presente generando così un errore di tipo “falso positivo”.

Classificazione Indice di Anomalia del NIR			
Luogo e Data	Numero di Zattere Reali	Numero di Zattere Rilevate	% Successo
Ponte Polesella (RO) 19/04/2018	2	5	250
Ponte San Benedetto (MN) 24/10/2018	2	3	150
Ponte Isola Serafini (PC) 24/05/2019	2	2	100
Ponte Isola Serafini (PC) 22/06/2020	2	N.C.	N.C.
Classificazione NDVI			
Luogo e Data	Numero di Zattere Reali	Numero di Zattere Rilevate	% Successo
Ponte Polesella (RO) 19/04/2018	2	1	50
Ponte San Benedetto (MN) 24/10/2018	2	1	50
Ponte Isola Serafini (PC) 24/05/2019	2	2	100
Ponte Isola Serafini (PC) 22/06/2020	2	2	100
Classificazione NDWI			
Luogo e Data	Numero di Zattere Reali	Numero di Zattere Rilevate	% Successo
Ponte Polesella (RO) 19/04/2018	2	2	100
Ponte San Benedetto (MN) 24/10/2018	2	1	50
Ponte Isola Serafini (PC) 24/05/2019	2	2	100
Ponte Isola Serafini (PC) 22/06/2020	2	2	100

Tabella 5.2 – Stima quantitativa sulla rilevazione delle zattere al ridosso delle pile dei ponti da parte degli indici normalizzati. Valori uguali a 100 nella colonna “% Successo” indicano la corretta rilevazione e classificazione di tutte le zattere presenti al ridosso delle pile dei ponti. Percentuali inferiori a 100 indicano una sottostima delle zattere presenti, mentre nel caso in cui i valori siano superiori a 100, significa che l’indice sta sovrastimando le zattere presenti.

Si può quindi affermare, coerentemente con quanto visto in Figura 5.15, che l’indice NDWI riesce a classificare e distinguere maggiormente, rispetto ai restanti due indici normalizzati, le zattere naturali prese in esame per testare l’efficacia degli indici considerati in questo studio.

In Figura 5.16, 5.17 e 5.18 sono raffigurate le classificazioni effettuate dal modello nelle quattro date delle verità a terra con il filtro matrice di dimensione 3 * 3 pixel, sull'Indice di Anomalia del NIR (Figura 5.16), NDVI (Figura 5.17) e NDWI (Figura 5.18).

Si nota che l'utilizzo del filtro 3 * 3 genera una diminuzione dei falsi positivi dati dalla vegetazione riparia posta al ridosso delle sponde, ma allo stesso tempo il filtro omette di classificare alcune zattere generando un errore di tipo "falso negativo".

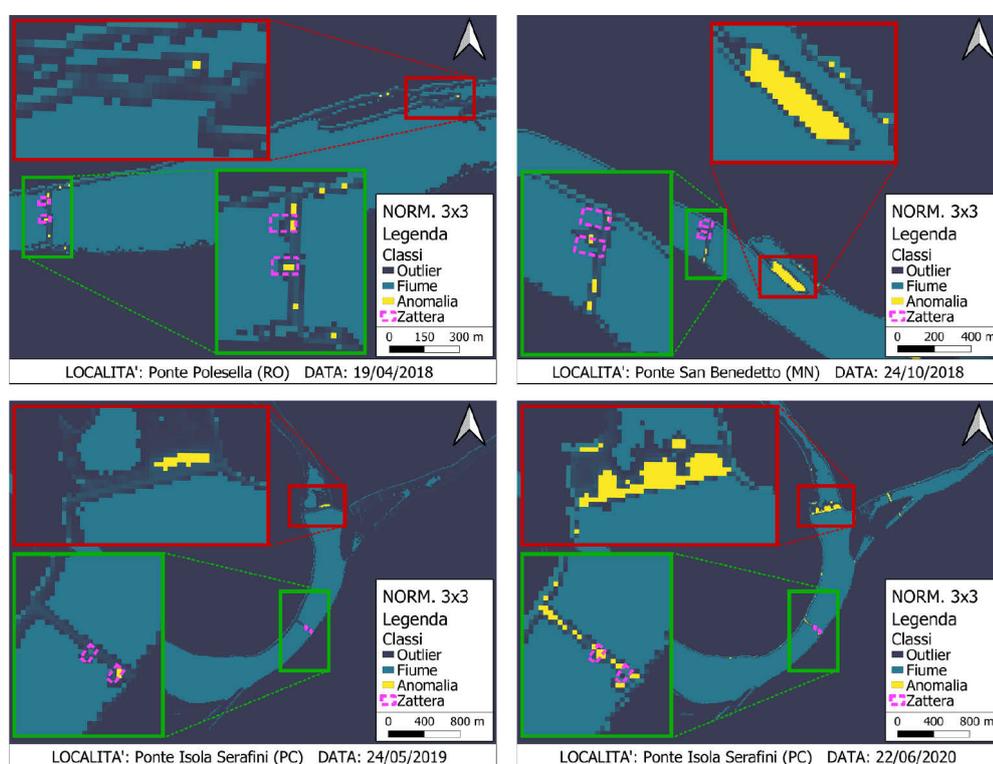


Figura 5.16 – Verifica delle anomalie dell'indice di anomalia del NIR attraverso la matrice 3 * 3 nelle quattro date delle verità a terra.

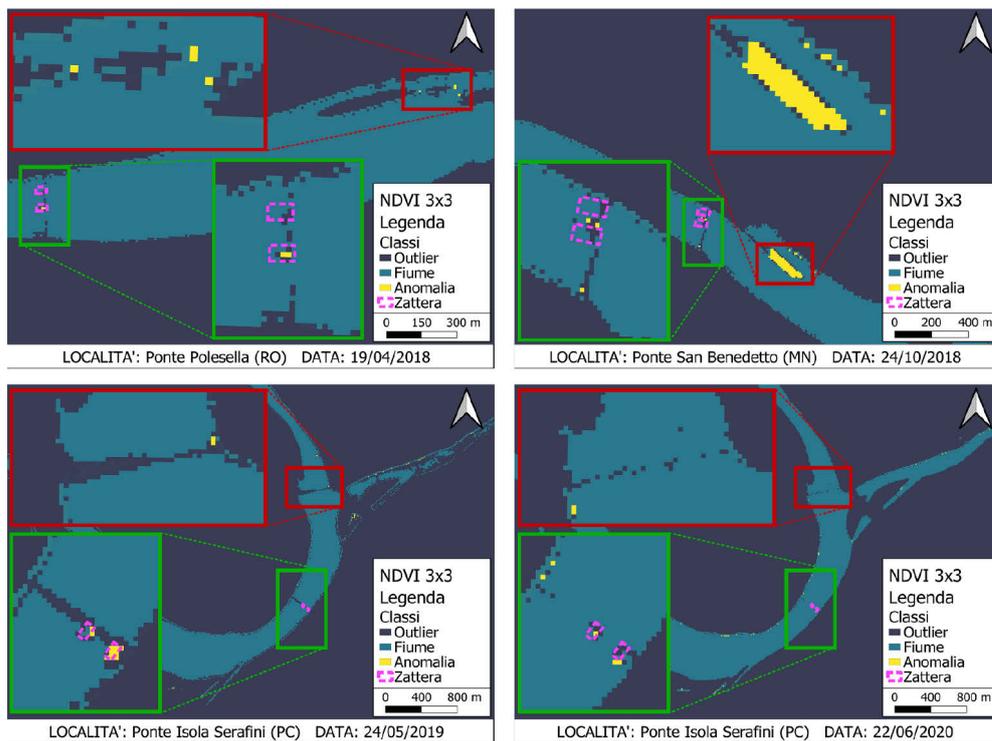


Figura 5.17 – Verifica delle anomalie dell'indice NDVI con la matrice 3 * 3 nelle quattro date delle verità a terra.

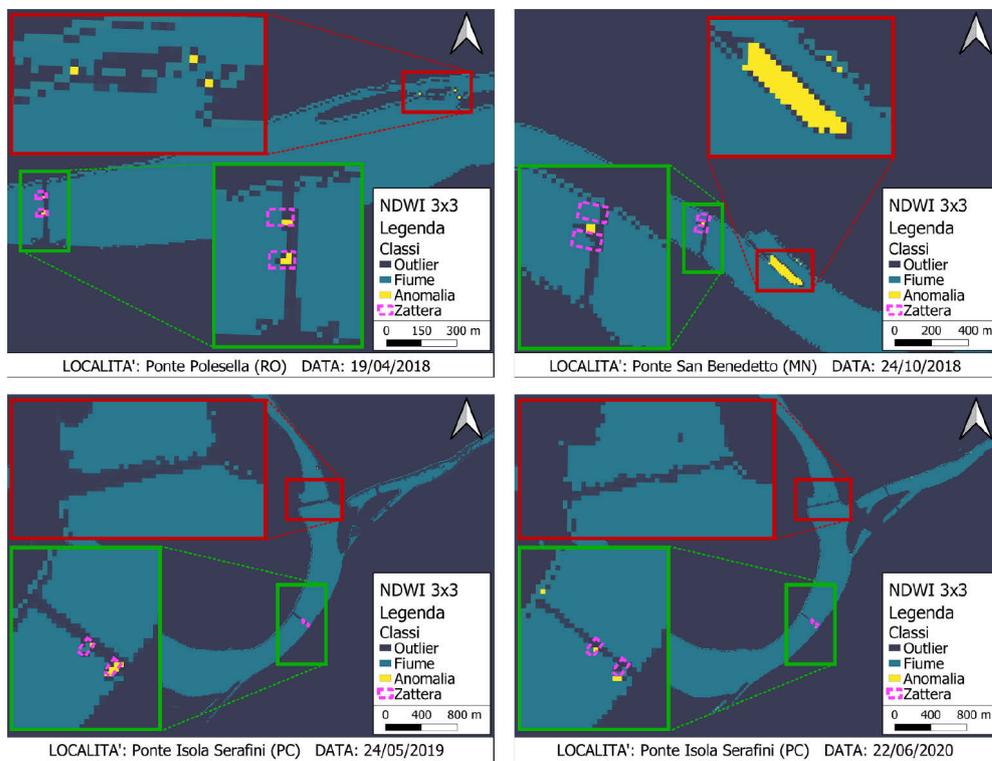


Figura 5.18 – Verifica delle anomalie dell'indice NDWI con la matrice 3 * 3 nelle quattro date delle verità a terra.

Infine, in Figura 5.19 è rappresentata la classificazione basata sulla combinazione degli indici NDVI e NDWI con il filtro matrice 3 * 3.

Nonostante questa metodologia fornisca un ottimo sistema per il filtraggio dei falsi positivi localizzati sulle sponde e in prossimità di barre e frangiflutti, in alcuni casi avviene la mancata classificazione delle verità a terra generando così degli errori di tipo falso negativo.

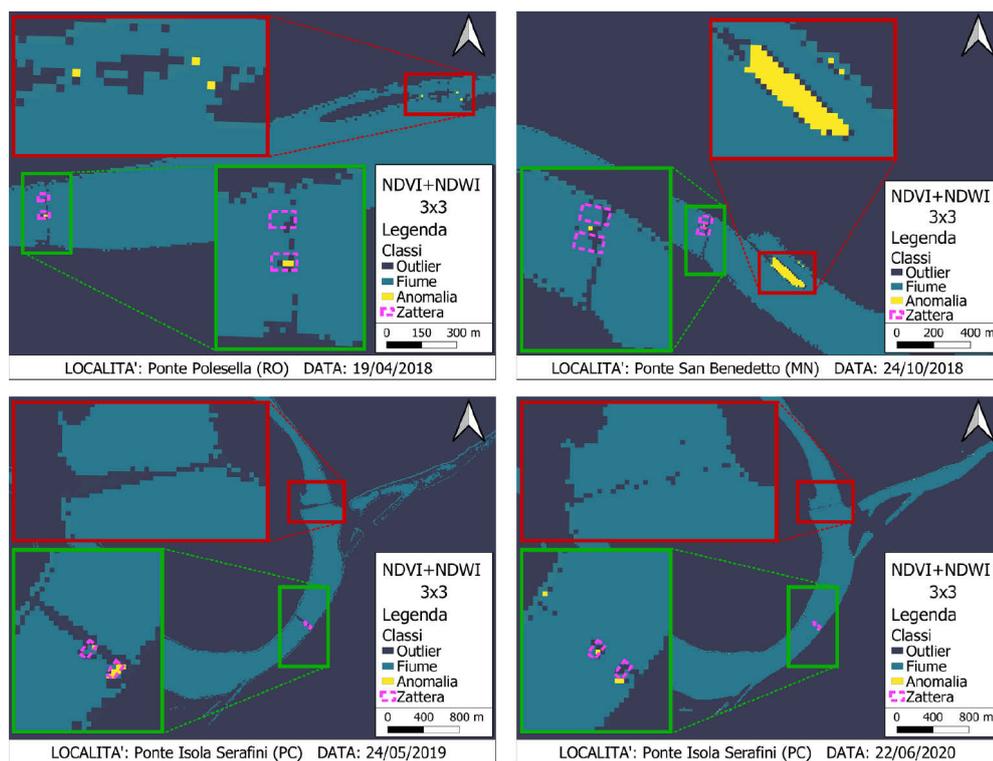


Figura 5.19 – Verifica delle anomalie con la combinazione dell'indice NDVI e NDWI precedentemente verificati con l'applicazione della matrice 3 * 3 nelle quattro date delle verità a terra. La combinazione dei due indici assieme al modello 3 * 3, restituisce una migliore pulizia dei falsi positivi, ma allo stesso tempo anche una diminuzione nella superficie classificata delle zattere naturali. Inoltre, nel caso della sezione in alto a sinistra, vi è una mancata classificazione di una zattera, generando così un errore di tipo "falso negativo".

5.3.2. Applicazione all'asta del Fiume Po

In seguito ai risultati ottenuti dalle analisi sulle verità a terra e al successo ottenuto con l'indice NDWI nella ricerca delle anomalie all'interno del canale bagnato del Fiume Po, si è proseguito alla ricerca delle zattere naturali sia con l'applicazione del solo indice NDWI, sia con la combinazione di quest'ultimo con il filtro $3 * 3$, all'intera asta del Fiume Po.

Allo stesso modo del procedimento eseguito per le verità a terra, si è classificata con l'algoritmo CNN ogni data scelta per l'analisi dell'area studio del Fiume Po (Figura 5.20).

Come si può notare in Figura 5.20, come nelle sperimentazioni precedenti, l'algoritmo classifica in modo preciso e corretto il canale bagnato del fiume Po, la copertura nuvolosa, i sedimenti e i laghi minori. Bisogna però ricordare che questo algoritmo è stato studiato per applicazioni globali, quindi, eventuali piccole imprecisioni nella classificazione non sono correlate ad un mal funzionamento dell'algoritmo e non inficiano le analisi.

Inoltre, osservando l'immagine classificata dal CNN in data 25/12/2019 (Figura 5.20), dove è presente il più elevato livello idrometrico registrato nelle quattro date analizzate (Figura 5.6), si può notare come la dimensione del canale bagnato classificata dall'algoritmo è coerentemente maggiore rispetto alle tre restanti date analizzate.

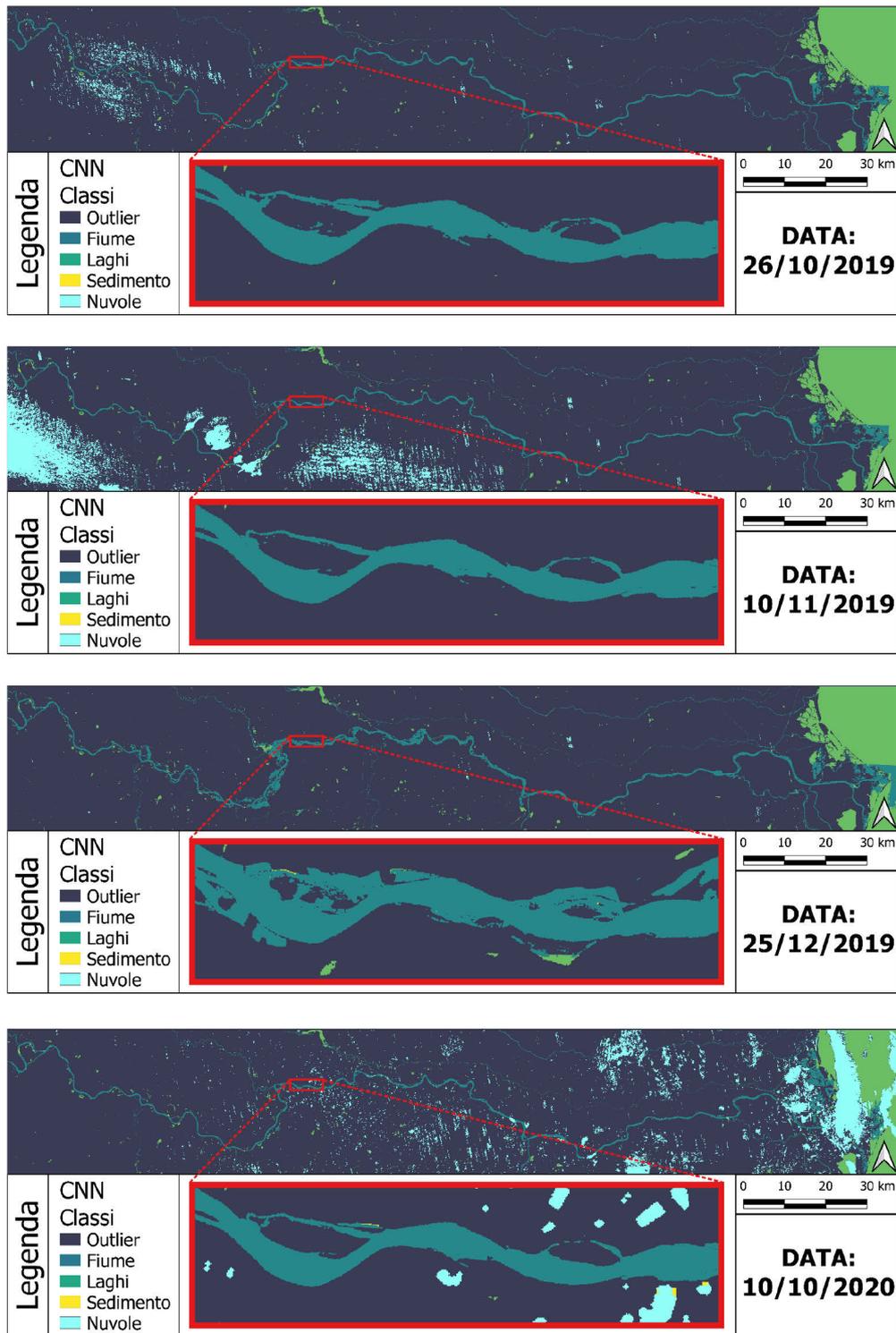


Figura 5.20 – Classificazione dell’area di studio con l’algoritmo CNN nelle quattro date analizzate. Ci sono cinque differenti colori che identificano: le morfologie fluviali mediante la classe verdemare “Fiume” e la classe gialla “Sedimento”; i laghi con il colore verde le nuvole con il colore azzurro. La classe sedimento non è mai presente nelle date esaminate per via del livello idrometrico relativamente alto.

Successivamente, si è proceduto alla normalizzazione del raster con l'indice NDWI (Figura 5.21) per poi effettuare la classificazione con la soglia identificata precedentemente con l'analisi delle verità a terra (Tabella 5.1), ottenendo così il primo risultato di classificazione delle anomalie nel Fiume Po (Figura 5.22).

In Figura 5.22 quasi tutte le anomalie trovate dal modello sono localizzate in prossimità delle pile di ponti eccetto che per le immagini acquisite da Sentinel 2 in data 10/11/2019 e 10/10/2020 dove, nel riquadro a grande scala di colore arancio, si può notare che l'anomalia viene classificata all'interno del canale bagnato. Il possibile accumulo di materiale flottante rilevato in data 10/10/2020 è localizzato immediatamente a valle dello sfioratore della centrale idroelettrica di Isola Serafini (PC). Lo sbarramento idraulico, essendo costruito appositamente per il passaggio di legname e detrito ((AIPO), 2009), rende possibile un eventuale accumulo di materiale legnoso a valle della centrale.

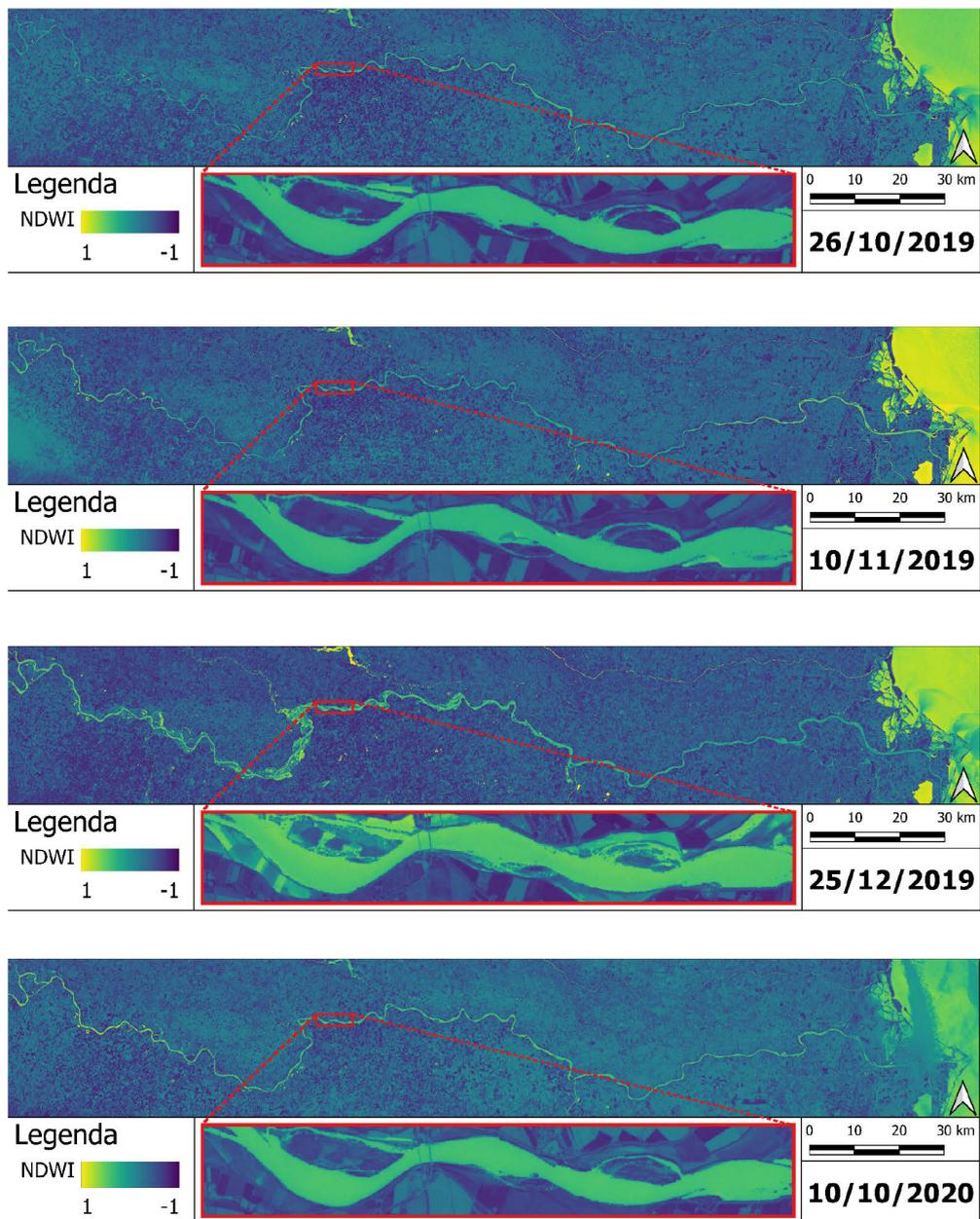


Figura 5.21 – Normalizzazione con l'indice NDWI. In figura sono rappresentate le quattro date analizzate, normalizzate con l'indice NDWI. Come si può notare, l'acqua possiede valori positivi (tendenti ad 1) e quindi in un ipotetico caso ideale, dovrebbe assumere una colorazione gialla (valore = 1). Nelle date analizzate invece, la colorazione è tendente al verde, questo perché la torbidità dell'acqua e il carico solido del Fiume Po fanno variare la firma spettrale portandola ver

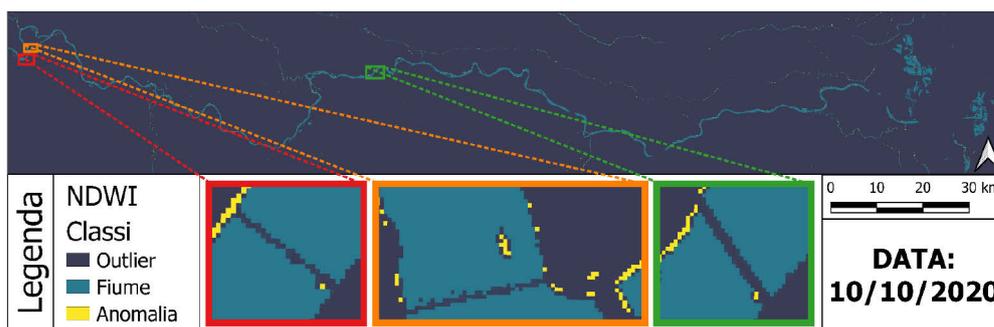
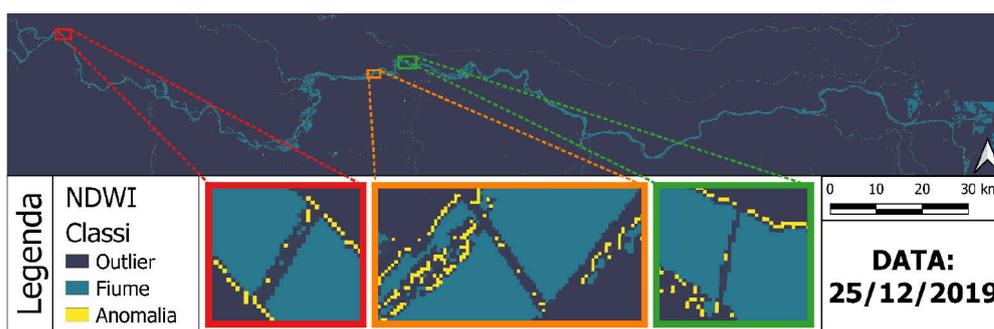
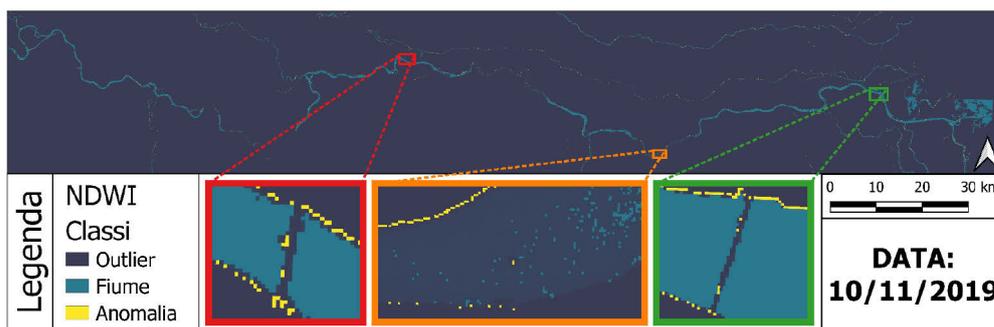
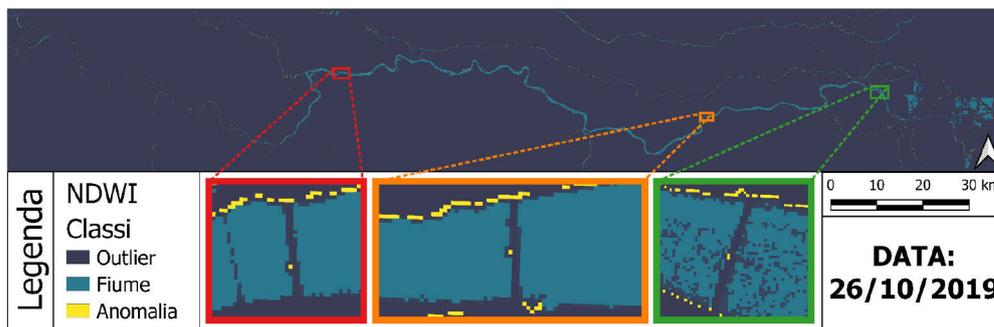


Figura 5.22 – NDWI classificato. Per la classificazione, sono state utilizzati valori delle verità a terra sulle quali si basa il modello. Per ogni data sono presenti tre zone di interesse dove sono localizzate delle anomalie. Come si può notare in quasi tutte le date, le anomalie sono localizzate al ridosso delle pile dei ponti. Le uniche due eccezioni sono presenti in data 10/11/2019 e 10/10/2020 dove, nel rettangolo di colore arancio, è presente un'anomalia localizzata al centro del canale bagnato.

In seguito, per appurare la veridicità delle anomalie classificate e per rimuovere alcuni falsi positivi, si è anche applicato il modello con il filtro matrice $3 * 3$ (Figura 5.23). Si può notare che, per tutte le date eccetto che per la 10/11/2019, le anomalie al ridosso delle pile dei ponti e le due anomalie al centro del canale bagnato vengono confermate dalla matrice $3 * 3$. La mancata conferma dell'anomalia in data 10/11/2019 nel rettangolo di colore rosso da parte del filtro con la matrice $3 * 3$ è dovuta al fatto che, nella classificazione CNN, in quella posizione sono presenti dei pixel non classificati e quindi, nel momento in cui viene applicato il filtro matriciale, quelle anomalie vengono escluse secondo la metodologia di filtraggio precedentemente descritta (Figura 5.5).

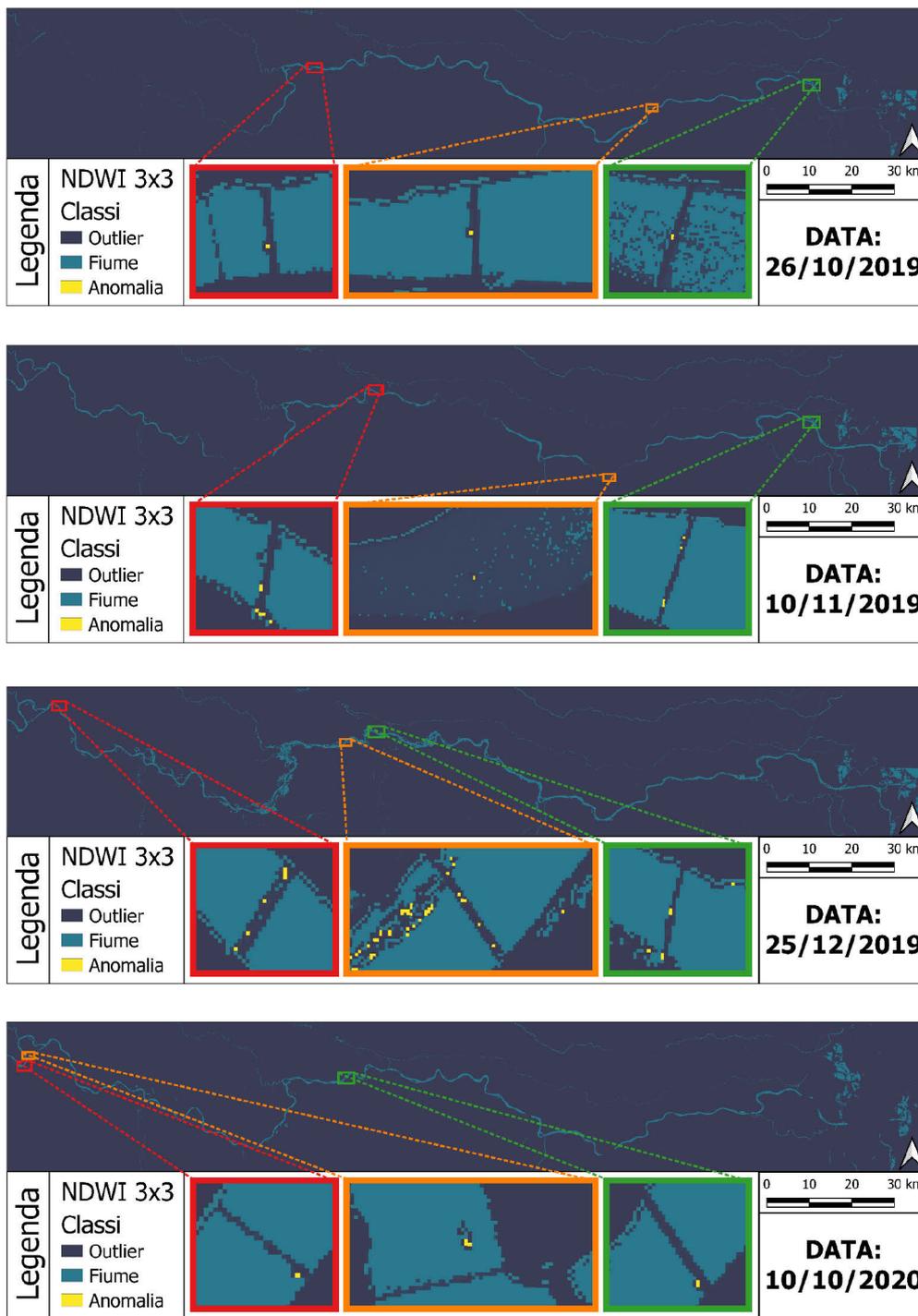


Figura 5.23 – Verifica delle anomalie dell'indice NDWI con la matrice 3 * 3 nelle quattro date analizzate. Come si può notare, in tutti i riquadri per tutte le date, eccetto che per la data 10/11/2019 nel rettangolo rosso, le anomalie sono state confermate anche dal modello con la matrice 3 * 3 e la gran parte dei falsi positivi sono stati rimossi.

5.3.3. Tipologie e periodicità delle anomalie

Quasi tutte le anomalie presenti all'interno dell'area di studio nelle quattro date analizzate sono localizzate al ridosso delle pile di ponti. Le uniche due eccezioni sono le anomalie in data 11/10/2019 e 10/10/2020 localizzate rispettivamente in vicinanza della città di Pontelagoscuro (FE) e a valle dello sbarramento idraulico di Isola Serafini (PC).

Dal momento che il modello applicato sul bacino del Fiume Po è calibrato con i valori di riflettanza normalizzati delle quattro verità a terra, si è proceduto con la verifica di tutti i valori di riflettanza delle anomalie trovate durante l'analisi sull'intero bacino in modo tale da poter ricalibrare, in un secondo momento, il classificatore. Inoltre, un maggior numero di dati inerenti alle riflettanze normalizzate delle zattere naturali consentirebbe la costruzione di un modello più robusto.

In Figura 5.24 sono rappresentati i valori di riflettanza normalizzati tramite l'indice NDWI dei sessantotto pixel anomalia (i quali potrebbero essere zattere) posizionati al ridosso delle pile dei ponti nelle quattro date analizzate.

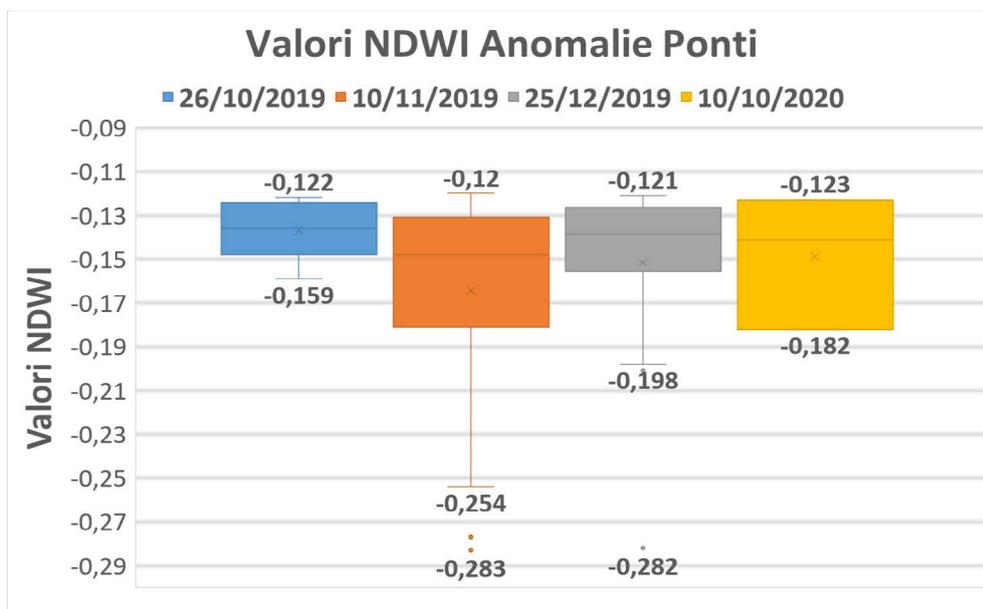


Figura 5.24 – Box Plot dei valori NDWI delle anomalie al ridosso delle pile dei ponti nelle quattro date analizzate. Tutte le anomalie trovate sono localizzate nel range compreso tra il valore massimo impostato nella fase di calibrazione (-0.12) e il valore -0.283. Le date 10/11/2019 e 25/12/2019, sono quelle con i valori più negativi, mentre le altre due hanno valori delle anomalie meno negativi.

Si può notare come la soglia minima dell'intervallo è definita dalle due date 10/11/2019 e 25/12/2019, le quali possiedono i valori dell'indice NDWI più negativi. La definizione di una soglia massima consente l'esclusione di ulteriori falsi positivi, come la vegetazione viva posta sulle isole o gli accumuli temporanei di legname sulle barre, che attualmente vengono ugualmente classificati come anomalie all'interno del canale.

La definizione di un intervallo, quindi, può semplificare e in alcuni casi automatizzare la successiva fase di selezione delle sole anomalie per le quali si vuole convalidarne l'esistenza con un rilievo sul campo.

In Figura 5.25, invece, sono rappresentati i valori dell'indice NDWI appartenenti alle anomalie presenti all'interno del canale bagnato del Fiume Po. Osservando il valore minimo in data 10/10/2020 risulta leggermente al di sopra del valore definito al modello mediante le quattro verità a terra (Tabella 5.1).

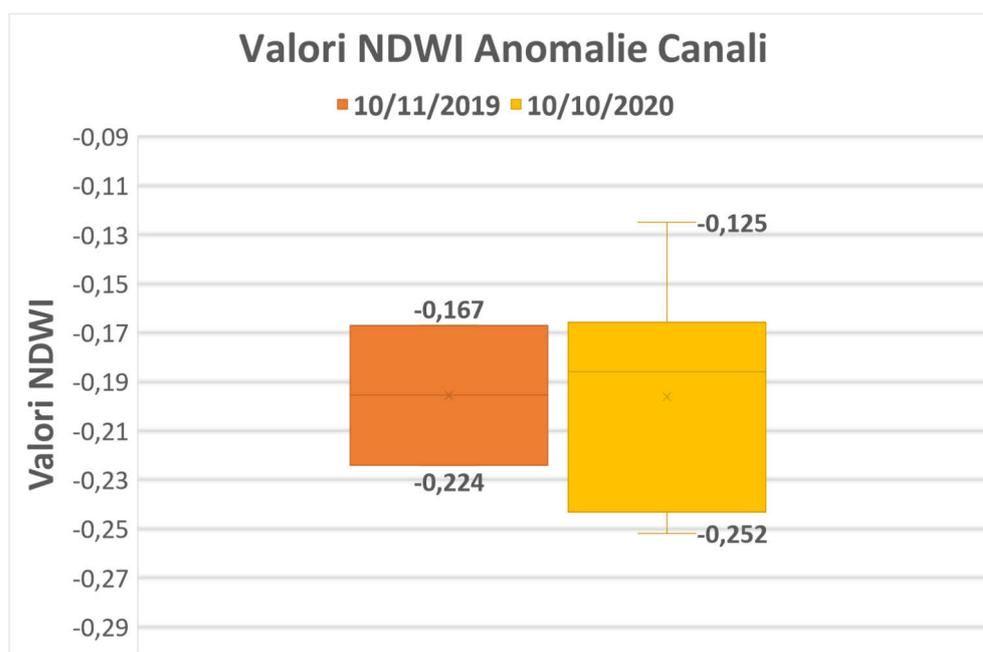


Figura 5.25 – Box Plot dei valori NDWI delle anomalie presenti all'interno del canale bagnato del fiume Po. Si può notare come il valore minimo dato dalla data 10/10/2020, risulti leggermente sopra la soglia definita con le verità a terra (-0.12).

In Figura 5.26 e in Figura 5.27 sono rappresentati rispettivamente i valori della banda B08 di Sentinel 2 delle anomalie in prossimità dei ponti e delle anomalie localizzate nel canale bagnato.

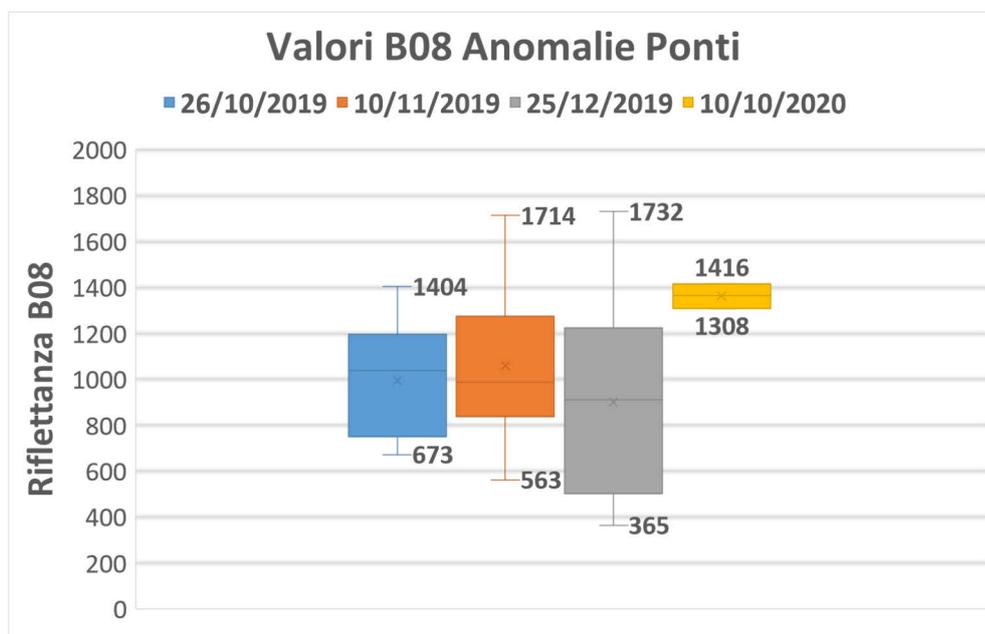


Figura 5.26 – Box Plot dei valori di riflettanza della B08 di Sentinel 2 delle anomalie al ridosso delle pile dei ponti nelle quattro date analizzate.

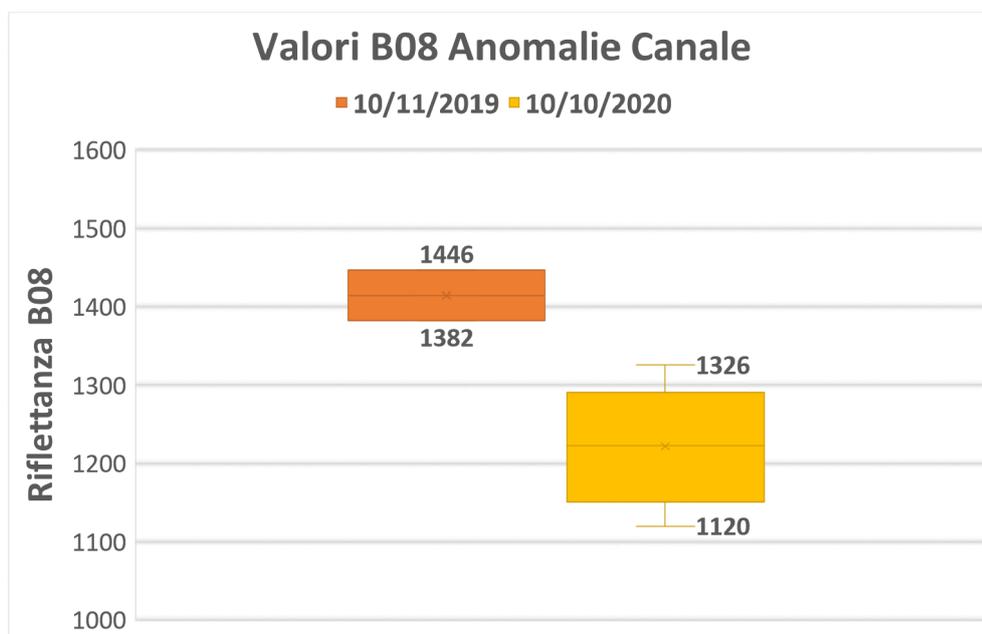


Figura 5.27 – Box Plot dei valori di riflettanza della B08 di Sentinel 2 delle anomalie presenti all'interno del canale bagnato del fiume Po.

In Figura 5.28 e in Figura 5.29 è rappresentato il plot delle anomalie.

Come si può notare dai quadrati colorati ad una scala maggiore posti nella parte bassa, sia in Figura 5.28 che in Figura 5.29, le anomalie, rappresentate dai differenti colori e simboli nelle diverse date, sono sempre localizzate al ridosso delle pile dei ponti e questo aumenta la probabilità che l'anomalia segnalata sia riconducibile ad un possibile accumulo di materiale flottante.

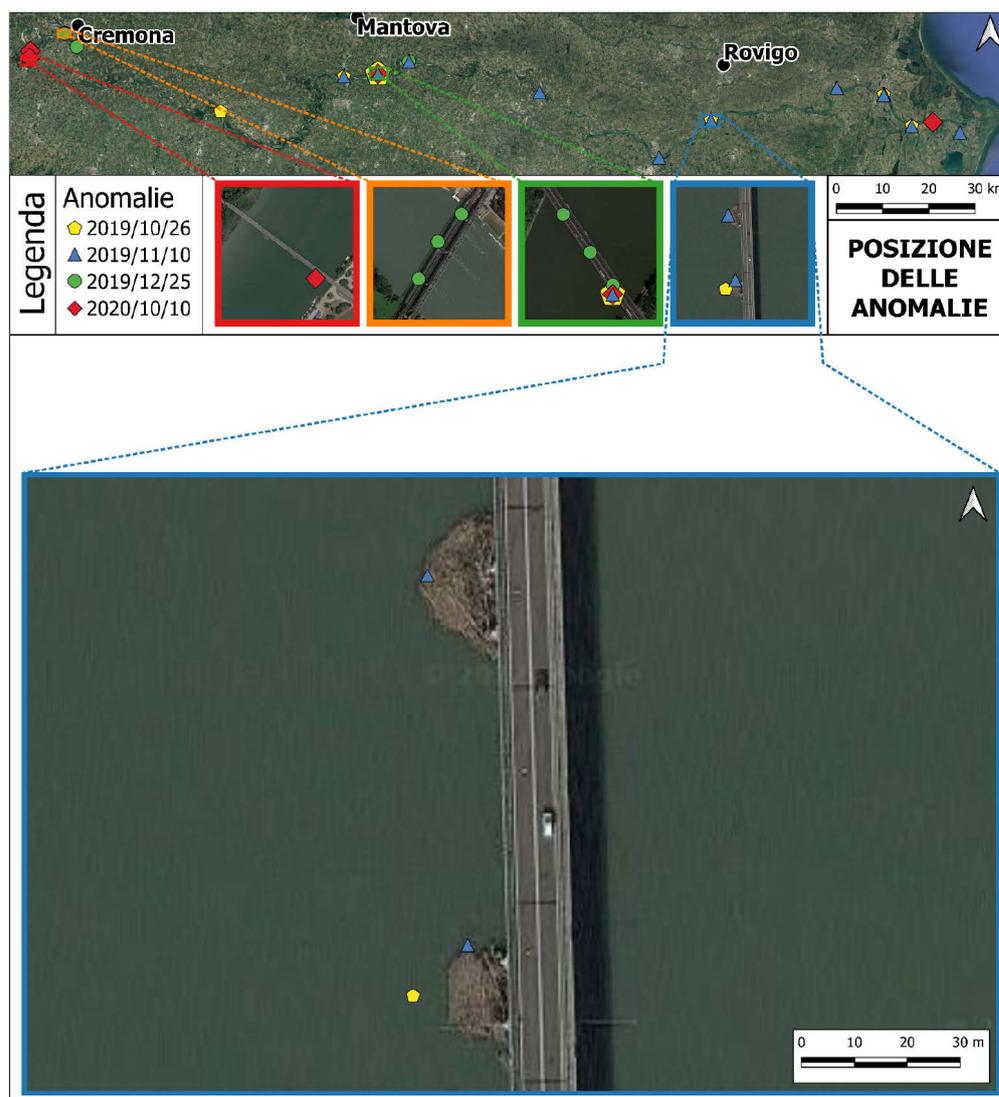


Figura 5.28 – Posizione delle anomalie. Le principali anomalie sono state plottate su di una base-map in modo tale da avere una più facile ed immediata localizzazione delle possibili zattere. Inoltre, questo tipo di plot permette un'analisi temporale sulla frequenza dei luoghi in cui tende ad accumularsi del possibile materiale flottante.

Ad esempio, prendendo in considerazione la finestra di colore blu con una scala maggiorata in Figura 5.28, si osserva che le anomalie sono perfettamente sovrapposte ad un accumulo di materiale flottante vegetale presente nelle immagini ad alta risoluzione scattate in una differente data da Google Earth. Prendendo in considerazione invece il riquadro di colore verde a più grande scala nella parte bassa di Figura 5.29, si può chiaramente notare che, per tutte e quattro le date prese in considerazione, le anomalie sono sempre localizzate al ridosso della pila del ponte in basso a destra. Lo stesso fenomeno si verifica anche per le altre anomalie presenti nei riquadri di colore rosso, arancio e blu.

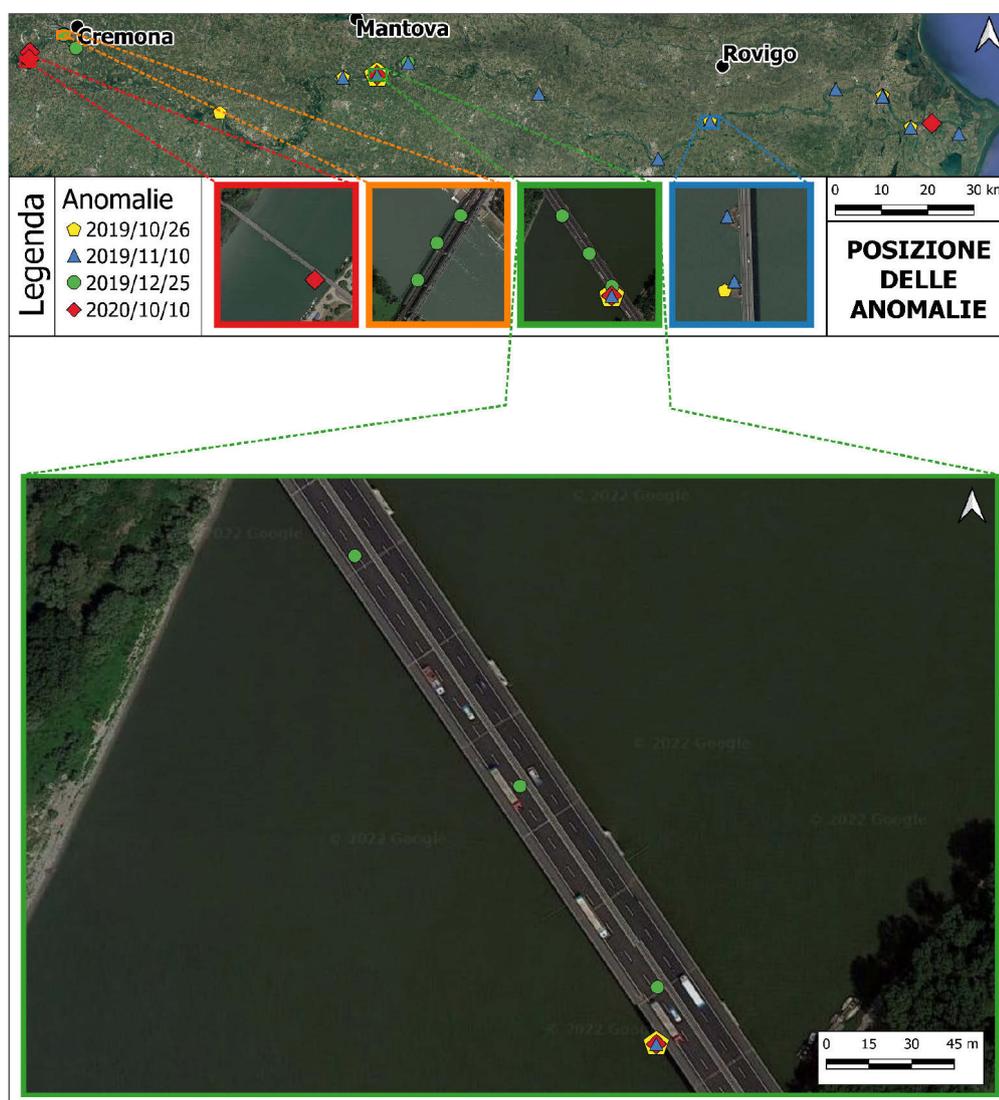


Figura 5.29 – Posizione delle anomalie. Si può notare come le anomalie per tutte le date analizzate si localizzano sempre al ridosso del pilastro del ponte in basso a destra.

Sapendo la posizione delle anomalie, il numero e la dimensione dei pixel che le costituiscono si è calcolata la superficie totale del potenziale detrito flottante al ridosso delle pile dei ponti e di quello flottante all'interno del canale bagnato del Fiume Po (Tabella 5.3). Il calcolo della superficie va interpretato come approssimativo dal momento che, come visto precedentemente, il detrito flottante con un'elevata densità e dimensioni areali inferiori rispetto a quelle della risoluzione geometrica di Sentinel 2 può influenzare anche i valori di riflettanza adiacenti alla reale anomalia (Figura 4.11). Questo comporta quindi una sovrastima del materiale flottante presente.

AREA PIXEL SENTINEL 2 = 100 m ²	Quantificazione Superficie delle Anomalie			
	Date			
	26/10/2019	10/11/2019	25/12/2019	10/10/2020
Numero di Anomalie Ponti (Pixel)	11	31	17	3
Numero di Anomalie Canale (Pixel)	-	2	-	8
Superficie delle Anomalie Ponti (m ²)	1100	3100	1700	300
Superficie delle Anomalie Canale (m ²)	-	200	-	800

Tabella 5.3 – Quantificazione della superficie delle anomalie. Sapendo il numero di pixel e la loro dimensione è stato possibile effettuare un calcolo approssimativo della superficie che potrebbe essere potenzialmente del detrito flottante.

Discussione e conclusioni

Questo lavoro si è concentrato inizialmente sulla rilevabilità di oggetti flottanti utilizzando delle zattere sperimentali posizionate all'interno di una ex cava per poi, in un secondo momento, passare alla ricerca di zattere naturali all'interno del canale bagnato del Fiume Po.

La rilevabilità di rifiuti plastici mediante Sentinel 2 è già stata testata, ma solo ed esclusivamente in ambiente marino (Biermann, Clewley, Martinez-Vicente, & Topouzelis, 2020; Themistocleous, Papoutsas, Michaelides, & Hadjimitsis, 2020). Attualmente, non sono presenti applicazioni quantitative su corsi d'acqua, ma solo modelli di tipo concettuale (Liro, Emmerik, Wyzga, Liro, & Mikuś, 2020), quindi la rilevabilità di oggetti flottanti con Sentinel 2 in questi ambienti rimane sconosciuta.

La verifica della rilevabilità e sensibilità del satellite testata con la sperimentazione nella ex cava ha dimostrato che la rilevabilità di oggetti flottanti all'interno del canale bagnato del Fiume Po è limitata dalla relativa bassa risoluzione geometrica delle immagini Sentinel 2 che rende ardua la ricerca di oggetti che hanno una dimensione areale inferiore alla risoluzione geometrica dell'immagine. Inoltre, un ulteriore fattore di controllo sulla rilevabilità è dato dalla densità areale dei singoli elementi. Una maggiore densità, nonostante una dimensione dell'oggetto inferiore rispetto ai pixel delle immagini di Sentinel 2, porta ad un aumento dei valori di riflettanza e quindi alla possibilità di identificare il materiale flottante all'interno del canale bagnato.

Le due zattere, installate presso l'area studio della ex cava Motta Baluffi, sono caratterizzate da dimensione areale (150 m^2) di poco superiore a quella di un pixel fornito dal satellite Sentinel 2 (100 m^2) e da una densità di materiale plastico o plastico e legnoso relativamente bassa (circa il 19%, probabilmente paragonabile a quella che si verifica in condizioni naturali nel canale bagnato di un fiume).

Ciononostante, esse risultano ben visibili e distinguibili dall'acqua tramite l'osservazione e l'elaborazione dell'informazione spettrale dell'infrarosso vicino fornita da Sentinel 2.

Si è ottenuta un'ulteriore conferma anche grazie all'acquisto dell'immagine ad alta risoluzione Planetek, la quale presenta, analogamente all'immagine Sentinel 2, i due picchi di riflettanza nell'infrarosso vicino.

La sperimentazione eseguita conferma quindi la possibilità di utilizzare immagini Sentinel 2 per il riconoscimento in ambiente fluviale di detrito flottante costituito da legname e/o plastica avente estensione areale di alcune decine di metri quadrati e densità relativamente ridotte. Al contrario, è ancora incerta, necessitando di ulteriori sperimentazioni, la possibilità di stimare la probabilità di presenza specifica di plastica nel detrito flottante identificato da satellite.

La difficile distinzione tra le zattere di sola plastica e di plastica con vegetazione ha consentito di sviluppare e applicare un detector delle anomalie all'interno del canale bagnato del Fiume Po per il riconoscimento ad ampia scala di detrito flottante. Ricordando che all'interno dei corsi d'acqua la via preferenziale per il trasporto della plastica è all'interno di zattere di legname flottanti (Schreyers, Bui, van Emmerik, Biermann, & van der, 2022), questo lavoro, oltre che puntare all'identificazione e quantificazione dei rifiuti plastici e legnosi, permette anche il monitoraggio delle zattere flottanti per scopi geomorfologici al fine di comprendere al meglio i processi fluviali (Gurnell, Piégay, Swanson, & Gregory, 2002; Scamardo, Nichols, & Wohl, 2021).

A differenza della sperimentazione inerente alla rilevabilità delle zattere artificiali presenti nella ex cava, l'applicazione del detector al Fiume Po ha necessitato della sperimentazione di tre differenti indici normalizzati e di un filtro matriciale per effettuare il filtraggio e verifica delle anomalie. Ricordando che l'algoritmo CNN (Carbonneau, et al., 2020a; Carbonneau, et al., 2020b) classifica l'intero canale bagnato includendo la vegetazione riparia, le eventuali anomalie posizionate in prossimità delle sponde non vengono considerate durante le analisi.

L'analisi spettrale di quattro verità a terra presenti al ridosso delle pile dei ponti, (Figura 5.3) ha consentito di calibrare (Tabella 5.1) e applicare i tre indici normalizzati e il filtro matriciale all'asta del Fiume Po.

I risultati inerenti alle verità a terra hanno confermato che l'indice NDWI (McFEETERS, 1996) risulta essere il migliore indice normalizzato per l'individuazione di zattere flottanti al ridosso delle pile dei ponti (Tabella 5.2). Per quanto riguarda gli altri due indici, si può affermare che l'indice NDVI (Rouse, Haas, Schell, & Deering, 1973) in alcuni casi sottostima il numero reale di zattere presenti all'interno del canale bagnato del Fiume Po (Tabella 5.2), mentre l'Indice di Anomalia del NIR sovrastima la presenza di zattere all'interno del canale bagnato generando quindi degli errori di tipo "falso positivo" (Tabella 5.2).

In questo tipo di studio, però, si prediligono gli errori di tipo "falso negativo" dal momento che uno dei possibili sviluppi futuri riguarderà la validazione delle zattere mediante osservazioni dirette in campo.

Attualmente, con questo detector si è quindi in grado di identificare solamente la presenza di materiale flottante all'interno del canale bagnato e, dalle sperimentazioni effettuate, risulta chiaramente possibile l'individuazione e quantificazione di materiale plastico flottante con l'utilizzo del satellite Sentinel 2 (Biermann, Clewley, Martinez-Vicente, & Topouzelis, 2020; Themistocleous, Papoutsas, Michaelides, & Hadjimitsis, 2020).

A seguito del successo dell'indice NDWI (McFEETERS, 1996) nell'identificare le zattere al ridosso delle pile dei ponti durante la sperimentazione sulla rilevabilità delle verità a terra, si è proceduto con l'applicazione dello stesso a 300 km dell'asta del Fiume Po in quattro differenti date in cui vi era una portata superiore rispetto alla portata ordinaria.

L'applicazione del detector al bacino del Fiume Po in quattro differenti date (Figura 5.6) ha confermato la presenza di numerose anomalie localizzate soprattutto a ridosso delle pile dei ponti (Figura 5.28 e 5.29). Quindi, nel caso in cui il classificatore funzioni correttamente, la spiegazione più ragionevole è che il Fiume Po trasporti un numero limitato di zattere negli eventi di piena

considerati nella sperimentazione. Sarebbe quindi necessaria la verifica a terra delle anomalie trovate ed eventualmente una ricerca in situ di eventuali zattere non segnalate dal detector.

Prospettive future

Una futura validazione delle zattere consentirebbe non solo una miglior calibrazione del modello, ma anche un monitoraggio e identificazione della densità della plastica presente all'interno del materiale flottante, così da poter identificare le eventuali variazioni della firma spettrale in funzione della variazione in densità dei materiali presenti.

In ogni caso, i passi successivi sono la verifica della presenza delle zattere segnalate dal detector al ridosso delle pile dei ponti, in modo tale da poter calcolare la densità di plastica presente al loro interno e studiarne le differenze nelle firme spettrali di Sentinel 2.

Inoltre, la completa automatizzazione del processo di identificazione delle anomalie permette di effettuare analisi nel dominio del tempo che, nel caso in cui si considerino date ravvicinate, permette lo studio della dinamica dei detriti flottanti all'interno dei corsi d'acqua e quindi la possibilità di identificare le variazioni morfologiche del canale nel tempo, in funzione del trasporto e deposito di detriti flottanti (Osei, Harvey, & Gurnell, 2015; Wohl & Scott, 2017). In aggiunta, le analisi temporali permettono l'individuazione di eventuali zone critiche di stoccaggio e accumulo di detriti fonte di rischio per le attività umane, poiché possono danneggiare le infrastrutture e bloccare eventuali diramazioni o canali secondari del Fiume Po (Ruiz-Villanueva, Piégay, Gurnell, Marston, & Stoffel, 2016).

Questi potenziali accumuli si traducono in una diminuzione della capacità di trasporto di sedimenti e materia organica all'interno del canale, causando aggregazioni locali o dell'intero canale e alterando le forze idrauliche esercitate contro le sponde del canale (Wohl, 2013; Triska, 1984). L'analisi temporale e la relativa classificazione di una grandissima quantità di dati forniti gratuitamente

dal satellite Sentinel 2 costituiscono quindi un potente strumento in grado di monitorare le dinamiche fluviali.

Per concludere, sarebbe interessante applicare l'approccio a un corso d'acqua ricco di legname e/o plastiche flottanti dove la validazione del modello sarebbe facilitata. Alcune possibili applicazioni possono riguardare i Fiumi Tevere (Italia), Rodano (Francia), Senna (Francia), Reno (Paesi Bassi) anche se, secondo van Calcar & van Emmerik, (2019) i corsi d'acqua Indonesiani e Vietnamiti, come i Fiumi Mekong (Vietnam) e Pahang (Malesia), contengono fino a quattro ordini di grandezza di plastica in più rispetto ai corsi d'acqua in Italia, Francia e Paesi Bassi.

Infine, la ricerca di materiali flottanti attraverso dati Sentinel 2 potrebbe essere potenzialmente estesa a livello globale, anche se il modello necessiterebbe di una grande quantità di validazioni in differenti contesti nel globo.

Bibliografia

- Pencheva, Pulov, Gyoch, & Nenkov. (2006). Design of CCD Optical System for Thermal IR Spectral Region. *researchgate*.
- (AIPO), A. I. (2009). *Attività e studi propedeutici relativi alla regimazione*. Relazione di sintesi.
- Al-Zawaidah, H., Ravazzolo, D., & Friedrich, H. (2021). Local geomorphic effects in the presence of accumulations of different densities. *Geomorphology*, 389, 107838. doi:10.1016/j.geomorph.2021.107838
- Anaconda Software Distribution*. (2020). Anaconda Inc. Tratto da <https://docs.anaconda.com/>
- Biermann, L., Clewley, D., Martinez-Vicente, V., & Topouzelis, K. (2020). Finding Plastic Patches in Coastal Waters using Optical Satellite Data. *Scientific Reports*, 10, 5364. doi:10.1038/s41598-020-62298-z
- Brivio, P. A., Lechi, G., & Zilioli, E. (2006). *Principi e metodi di Telerilevamento*. Novara: De Agostini Scuola SpA.
- Brown, C., Connor, L., Lillibridge, J., Nalli, N., & Legeckis, R. (2005). An introduction to satellite sensors, observations and techniques. In F. D. Van der Meer, *Remote Sensing and Digital Image Processing* (p. 21-50). Springer.
- Carbonneau, Belletti, Micotti, Lastoria, Casaioli, Mariani, . . . Bizzi. (2020a, 07). UAV-based training for fully fuzzy classification of Sentinel-2 fluvial scenes. *Earth Surface Processes and Landforms*, 45. doi:10.1002/esp.4955
- Carbonneau, P. E., Dugdale, S. J., Breckon, T. P., Dietrich, J. T., Fonstad, M. A., Miyamoto, H., & Woodget, A. S. (2020b). Adopting deep learning methods for airborne RGB fluvial scene classification. *Remote Sensing of Environment*, 251, 112107. doi:10.1016/j.rse.2020.112107
- Castro-Jiménez, J., González-Fernández, D., Fornier, M., Schmidt, N., & Sempéré, R. (2019). Macro-litter in surface waters from the Rhone River:

- Plastic pollution and loading to the NW Mediterranean Sea. *Marine Pollution Bulletin*, 146, 60-66. doi:10.1016/j.marpolbul.2019.05.067
- Congedo, L. (2021). Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS. *Journal of Open Source Software*, 6(64), 3172. doi:10.21105/joss.03172
- Dainelli, N. (2011). *L'osservazione della Terra. Telerilevamento. Manuale teorico-pratico per l'elaborazione delle immagini digitali*. Palermo: Flaccovio Dario.
- Dermanis, A., & Biagi, L. (2002). *Telerilevamento : informazione territoriale mediante immagini da satellite*. Milano: Ambrosiana.
- E. Peighani-Asl, D. Abbasi-Moghadam, B. Ghafary, & V. Tabataba-Vakili. (2009). Electro-Optical Design of Imaging Payload for a Remote Sensing Satellite. *JSSST - Journal of Sol-Gel Science and Technology*, 2(5), 1-14.
- Gillies , S., Jordahl , K., Van den Bossche, J., Wasserman , J., McBride , J., Gerard , J., . . . Greenhall, A. (2013). *Rasterio: geospatial raster I/O for {Python} programmers*. Mapbox. Tratto da <https://github.com/mapbox/rasterio>
- Gomasasca, M. A. (2009). *Basics of geomatics*. New York: Springer.
- Gomasasca, M., Brunori, C., Colombo, R., Boschetti, M., Meroni, M., & Colombo, A. (2009). Telerilevamento (Remote sensing - in italian). In M. A. Gomasasca, *Basics of Geomatics* (p. 379-404). New York: Springer.
- González-Fernández, D., & Hanke, G. (2017). Toward a Harmonized Approach for Monitoring of Riverine Floating Macro Litter Inputs to the Marine Environment. *Frontiers in Marine Science*, 4. doi:10.3389/fmars.2017.00086
- Gurnell, A., Piégay, H., Swanson, F., & Gregory, S. (2002, 04). Large Wood and Fluvial Processes. *Freshwater Biology*, 47, 601 - 619. doi:10.1046/j.1365-2427.2002.00916.x

- Harris, C. R., Millman, K., van der Walt, S. J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., . . . Oliphant, T. E. (2020). Array programming with NumPy. *Nature*, 585. doi:10.1038/s41586-020-2649-2
- Ho, T. K. (1995). Random decision forests. In *Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition* (Vol. 1, p. 278-282). Montreal, Canada, USA: IEEE Computer Society. doi:10.1109/ICDAR.1995.598994
- Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2D Graphics Environment. *IEEE Educational Activities Department*, 9(3), 90–95. doi:10.1109/MCSE.2007.55
- Jambeck, J. R., Geyer, R., Wilcox, C., Siegler, T. R., Perryman, M., Andrady, A., . . . Law, K. L. (2015). Plastic waste inputs from land into the ocean. *Science*, 347(6223), 768-771. doi:10.1126/science.1260352
- Kramer, N., & Wohl, E. (2014). Estimating fluvial wood discharge using time-lapse photography with varying sampling intervals. *Earth Surface Processes and Landforms*, 39(6), 844-852. doi:10.1002/esp.3540
- Lebreton, L. C., van der Zwet, J., Damsteeg, J.-W., Slat, B., Andrady, A., & Reisser, J. (2017). River plastic emissions to the world's oceans. *Nature Communications*, 8, 2041-1723. doi:10.1038/ncomms15611
- Liro, M., Emmerik, T., Wyzga, B., Liro, J., & Mikuś, P. (2020). Macroplastic Storage and Remobilization in Rivers. *Water*, 12(7), 2055. doi:10.3390/w12072055
- Lloyd, S. P. (1982). Least squares quantization in PCM. *IEEE Transactions on Information Theory*, 28(2), 129-137. doi:10.1109/TIT.1982.1056489
- Maciej, L., Paweł, M., & Bartłomiej, W. (2022). First insight into the macroplastic storage in a mountain river: The role of in-river vegetation cover, wood jams and channel morphology. *Science of The Total Environment*, 156354. doi:10.1016/j.scitotenv.2022.156354
- Mao, L., Picco, L., Sitzia, T., & Lenzi, M. A. (2015). Geomorphic effects of wood quantity and characteristics in three Italian gravel-bed rivers. *Geomorphology*, 246, 79-89. doi:10.1016/j.geomorph.2015.06.012

- McFEETERS, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425-1432. doi:10.1080/01431169608948714
- Meijer, L. J., van Emmerik, T., van der Ent, R., Schmidt, C., & Lebreton, L. (2021). More than 1000 rivers account for 80% of global riverine plastic emissions into the ocean. *Science Advances*, 7(18), 5803. doi:10.1126/sciadv.aaz5803
- Mirco, B., Lucio, B., & Mariano, B. (2005). Telerilevamento. In *Diffusione e sperimentazione della cartografia del telerilevamento e dei sistemi informativi geografici, come tecnologie didattiche applicate allo studio del territorio e dell'ambiente*. Ministero dell'Istruzione, dell'Università e della ricerca.
- Osei, N. A., Harvey, G. L., & Gurnell, A. M. (2015). The early impact of large wood introduction on the morphology and sediment characteristics of a lowland river. *Limnologia*, 54, 33-43. doi:10.1016/j.limno.2015.08.001
- Picco, L., Ruiz-Villanueva, V., Iroumé, A., Ulloa, H., & Barrientos, G. (2019). Quantification of fluvial wood using UAVs and structure from motion. *Geomorphology*, 345, 106837. doi:10.1016/j.geomorph.2019.106837
- Roebroek, C., van Emmerik, T., González, F. D., & Laufkötter, C. (2022, 05). The quest for the missing plastics: Large uncertainties in river plastic export into the sea. doi:10.31223/X5X34B
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1973). Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. *NASA. Goddard Space Flight Center 3d ERTS-1 Symp*, 1(A).
- Ruiz-Villanueva, V., Piégay, H., Gurnell, A. M., Marston, R. A., & Stoffel, M. (2016). Recent advances quantifying the large wood dynamics in river basins: New methods and remaining challenges. *Reviews of Geophysics*, 54(3), 611-652. doi:10.1002/2015RG000514
- Scamardo, J., Nichols, M., & Wohl, E. (2021). Morphodynamic Influence of Large Wood in a Dryland Ephemeral Stream, Arizona, USA. *AGU Fall Meeting*, EP55B-1121.

- Schreyers, L., Bui, T. K., van Emmerik, T., Biermann, L., & van der, M. (2022). Stuck in vegetation: the role of hyacinths in macroplastic debris accumulation in tropical rivers . *Copernicus Meetings*, EGU22-8453. doi:10.5194/egusphere-egu22-8453
- Themistocleous, K., Papoutsas, C., Michaelides, S., & Hadjimitsis, D. (2020). Investigating Detection of Floating Plastic Litter from Space Using Sentinel-2 Imagery. *Remote Sensing*, 12(16), 2648. doi:10.3390/rs12162648
- Triska, F. J. (1984). Role of wood debris in modifying channel geomorphology and riparian areas of a large lowland river under pristine conditions: A historical case study. *SIL Proceedings*, 22(3), 1876-1892. doi:10.1080/03680770.1983.11897589
- van Calcar, C. J., & van Emmerik, T. (2019, dec). Abundance of plastic debris across European and Asian rivers. *Environmental Research Letters*, 14(12), 124051. doi:10.1088/1748-9326/ab5468
- van Emmerik, T., & Schwarz, A. (2020). Plastic debris in rivers. *WIREs Water*, 7(1), e1398. doi:10.1002/wat2.1398
- van Emmerik, T., Kieu-Le, T.-C., Loozen, M., van Oeveren, K., Strady, E., Bui, X.-T., . . . Tassin, B. (2018). A Methodology to Characterize Riverine Macroplastic Emission Into the Ocean. *Frontiers in Marine Science*, 5. doi:10.3389/fmars.2018.00372
- Van Rossum, G., Van Rossum, D., & Fred, L. (2009). *Python 3 Reference Manual* (Department of Computer Science [CS] ed.). Scotts Valley: CreateSpace.
- Wohl, E. (2013, 08). Floodplains and wood. *Earth-Science Reviews*, 123, 194–212. doi:10.1016/j.earscirev.2013.04.009
- Wohl, E., & Scott, D. N. (2017). Wood and sediment storage and dynamics in river corridors. *Earth Surface Processes and Landforms*, 42(11), 5-23. doi:10.1002/esp.3909

Sitografia

- Stack Overflow. 2022. <https://stackoverflow.com>
- Planetek Italia s.r.l. 1994. <https://www.planetek.it>
- Sentinel Playground. 2010. Sinergise Ltd. EO Browser, <https://apps.sentinel-hub.com/eo-browser/>, Sinergise Ltd. <https://apps.sentinel-hub.com/sentinel-playground>
- Planet Team. 2017. Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. San Francisco, CA. <https://api.planet.com>
- Università di Messina. Progetto informativo tutoriale per gli studenti: "Chimica generale". https://www.chimica1956.it/generale/luc_06.htm
- Wikipedia, l'enciclopedia libera e collaborativa. 2001. https://it.wikipedia.org/wiki/Corpo_nero
- AIPO, Agenzia Interregionale per il fiume Po. 2011. Monitoraggio Idrografico <https://www.agenziapo.it/content/monitoraggio-idrografico-0>
- Aristide Torrelli. 2006. <https://www.aristidetorrelli.it/Articoli/Ottica/Parte1/PrincipidiOtticaELentiSottili.htm>
- DSE Tutorials, l'angolo di vista di un obiettivo. 2022. https://www.dseitalia.it/tut_ob_angolo_di_vista.htm
- ByteMan OpenWeb, Salvo Rosta. 2015. <http://www.salvorosta.it/low/sk.php?TP=1&TI=Pixel%20e%20Colori&MH=Motor0&MV=Mtecpr3&FR=&CP=tecprog/pixel-colori.php>
- MathWorks, MATLAB per l'intelligenza artificiale. 2022. <https://it.mathworks.com/help/images/getting-started-with-hyperspectral-image-analysis.html>
- Fotografare in Digitale. 2020. <https://www.fotografareindigitale.com/gli-istogrammi/1126>
- DEVOPS. 2022. <https://www.devops.ae/decision-tree-classification-algorithm/>

- Educative. 2022. <https://www.educative.io/edpresso/overfitting-and-underfitting>
- BleishBlog. 2014. <http://bleish.blogspot.com/2012/02/precisione-e-accuratezza.html>
- Medium. 2022. <https://medium.com/swlh/image-classification-tutorials-in-pytorch-transfer-learning-19ebc329e200>

Allegati

Lista degli Allegati

<i>Allegato 1:</i> Approfondimento teorico: Metodologie per l'interpretazione.....	
.....XXXIX	
<i>Allegato 2:</i> Codice Python "Classificatore Temporale Spettrale".....	LXVII
<i>Allegato 3:</i> Analisi temporale dei raster Sentinel 2 (banda 08)	XCVII
<i>Allegato 4:</i> Firma spettrale dei valori massimi per ogni data	CIII
<i>Allegato 5:</i> Firma spettrale dei valori medi per ogni data	CIX
<i>Allegato 6:</i> Indice di Anomalia del NIR.....	CXV
<i>Allegato 7:</i> Codice Python "Anomaly Detector".....	CXXI

A.1. Metodologie per l'interpretazione

(Allegato 1)

Al giorno d'oggi nell'ambito del tele rilevamento, abbiamo a disposizione una vasta gamma di strumenti in grado di fornire informazioni sulle superfici in esame, senza la necessità che l'osservatore entri a diretto contatto con esse.

I dati tele rilevati, forniscono una vasta gamma di informazioni che però necessitano obbligatoriamente di un interprete. Infatti, a seconda dello scopo a cui i dati sono destinati, vi sono diverse tecniche e strumenti mirati per consentire e agevolare l'elaborazione delle immagini.

Esistono diverse metodologie per l'elaborazione di queste informazioni, basate sulle caratteristiche intrinseche dell'oggetto rilevato, come le proprietà spettrali o di colore, la tessitura o altre. Queste peculiarità consentono all'interprete di scomporre l'immagini in aree tematiche per poi sviluppare delle mappe tematiche in funzione del target dell'analisi.

Con lo sviluppo delle moderne tecniche di acquisizione ed elaborazione, si sono anche sviluppati diversi metodi di classificazione, talvolta anche automatici, che però necessitano comunque di un supervisore che fornisce in input le peculiarità geografiche e tematiche relative all'ambiente in esame.

A.1.1. Immagini telerilevate

Le immagini tele rilevate non sono altro che la descrizione di un processo attraverso una rappresentazione bidimensionale mediante una scala di grigi. Possono descrivere svariati fenomeni grazie all'interazione della radiazione elettromagnetica con le proprietà fisiche delle superfici.

Le scene acquisite sono strutturate da un'elevata mole di dati che, se interpretati con criterio, offrono la possibilità di estrarre informazioni qualitative e quantitative dei processi naturali e artificiali a cui sono soggette. Per poter comprendere e quantificare questi fenomeni è necessario da parte del "lettore" avere conoscenze a priori dei processi che influenzano e modificano queste aree

e delle tecniche di interpretazione necessarie per estrarre ed elaborare queste informazioni.

A.1.1.1. Dalla superficie all'immagine digitale

Come visto in precedenza (Cap. 3.1.5. Risoluzione Geometrica – Cap. 3.1.8 Risoluzione Radiometrica), le quattro tipologie di risoluzione (geometrica, temporale, spettrale e radiometrica) sono alla base delle caratteristiche finali di un'immagine. Ogni singolo elemento acquisito dal sensore ha un valore numerico detto *digital number* (DN) il cui range di valori varia in funzione del numero di bit.

Le immagini possono essere rappresentate a livello matematico come una matrice, quindi una disposizione ordinata di righe e colonne, dove ogni cella corrisponde ad un pixel. Ognuna di queste parti elementari all'interno dell'immagine è costituita da una tonalità di grigio espressa attraverso un numero intero (L) che è funzione della lunghezza d'onda (λ) e dell'intervallo temporale di acquisizione (t) (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006):

$$L = f(x, y, \lambda, t) \quad (\text{A.1.1})$$

Inoltre, ogni valore all'interno della scena acquisita, è costituito da coordinate geografiche (x, y) necessarie per il posizionamento geospaziale.

Se si prende in considerazione la matrice, allora i singoli elementi saranno caratterizzati da una terna di valori (i, j, L), dove il valore i fornisce l'indice di riga e il valore j l'indice della colonna (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006). Il valore di L invece, è funzione della risoluzione radiometrica ed è dato dalla media dei valori di radianza misurati all'interno dell'area a cui corrisponde il pixel. Inoltre, i singoli elementi perdono apparentemente le coordinate geografiche che vengono poste sul vertice superiore sinistro della matrice. Questo non implica la perdita dell'informazione spaziale di ogni pixel, dal momento che conoscendo la risoluzione geometrica e gli indici di ognuno di essi, si è in grado di risalire alla loro posizione geografica (Figura A.1.1).

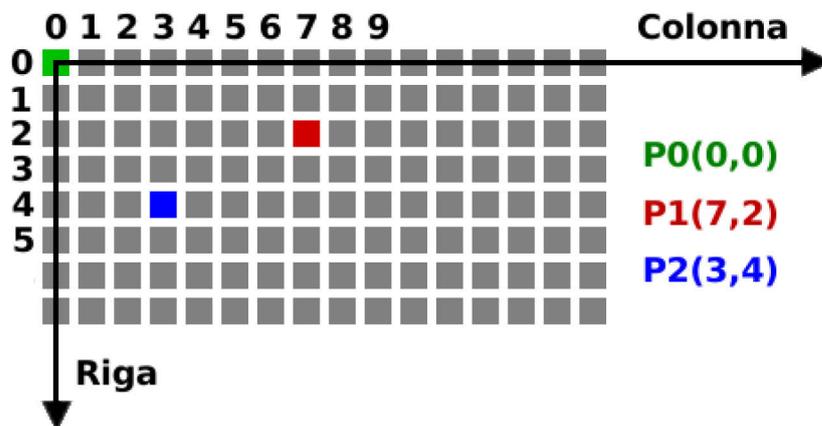


Figura A.1.1 – Rappresentazione della matrice di pixel che costituisce un'immagine tele rilevata. Si noti la disposizione ordinata delle celle i cui indici sono riferiti al numero di riga e colonna. La cella P di colore verde posta all'origine della matrice, possiede indice di colonna e riga pari a zero. Le celle P di colore rosso e blu invece, sono in una posizione differente rispetto alla precedente, infatti, possiedono diversi indici di riga e colonna. Si noti anche come gli indici di riga e colonna incrementano i loro valori di un'unità all'aumentare della distanza dall'origine. (Fonte: <http://www.salvorosta.it/low/sk.php?TP=1&TI=Pixel%20e%20Colori&MH=Mhor0&MV=Mtepr3&FR=&CP=tecprog/pixel-colori.php>)

Come noto, esistono sensori in grado di acquisire immagini multispettrali. I dati acquisiti non saranno quindi costituiti da una sola matrice bidimensionale, ma avranno una serie di matrici sovrapposte in base al numero di bande o di intervalli di lunghezze d'onda che lo strumento è in grado di rilevare (risoluzione spettrale).

Quindi matematicamente si può interpretare il dato come una matrice tridimensionale, definita anche *spectral data cube* (Dainelli, 2011), dove l'estensione della terza dimensione sarà rapportata al numero di intervalli di campionamento. Come si nota in Figura A.1.2, la scena che viene acquisita è sempre la medesima, ma variano i valori dei DN, in funzione della lunghezza d'onda, che compongono le matrici poste sull'asse tridimensionale.

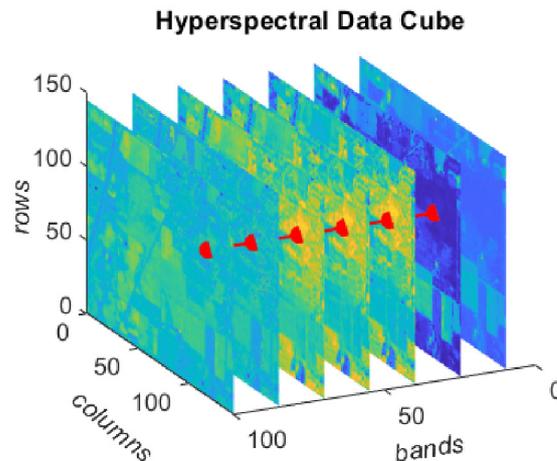


Figura A.1.2 – Rappresentazione della matrice tridimensionale detta anche “spectral data cube”. Si possono osservare le varie matrici disposte lungo l’asse “bands”. Si noti che gli indici delle righe e delle colonne (e quindi di ogni singola cella) sono identici per ogni matrice. (Fonte: <https://it.mathworks.com/help/images/getting-started-with-hyperspectral-image-analysis.html>)

A.1.1.2. Visualizzazione delle immagini telerilevate

Come visto precedentemente, i dati tele rilevati derivano da acquisizioni in modalità multispettrale e quindi vengono restituiti sottoforma di immagini in scala di grigi.

L’occhio umano però riesce a distinguere fino a 20 – 25 tonalità di grigio, il che risulta molto limitante nella fase di visualizzazione e interpretazione.

I sensori moderni normalmente acquisiscono le immagini con formato a 16 bit, il che significa che il dato è composto da 65.536 tonalità di grigio. Nella scala di grigio che compone l’immagine, i valori di DN più bassi vengono rappresentati con toni di grigio più scuro (DN = 0 corrisponde al colore nero), mentre i DN con valori maggiori, corrispondono a livelli di grigio più chiaro (DN = 65.536 corrisponde al bianco). Per poter osservare questa enorme mole di informazioni, si ricorre all’utilizzo dei colori al posto delle tonalità di grigio, sui quali l’occhio umano risulta molto più abile nella distinzione (Figura A.1.3).

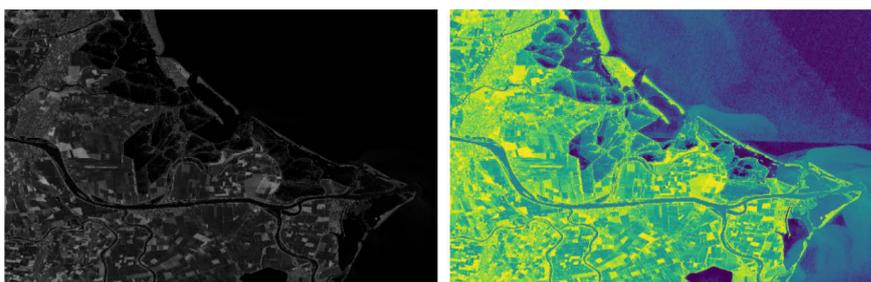


Figura A.1.3 – Confronto della medesima area (foce del Fiume Po) in scala di grigi (sinistra) e a colori (destra). Si noti come l'immagine a colori risulti di più facile visualizzazione, ed inoltre si riescono a percepire molti più dettagli rispetto alla rappresentazione in tonalità di grigio. Infatti, osservando la scena a colori si nota maggiormente la distribuzione del sedimento all'interno del bacino e le aree lagunari, che invece nell'immagine a sinistra risultano molto più sfumate.

Un ulteriore metodo per visualizzare in modo più chiaro un dato tele rilevato consiste nell'osservare la stessa scena con più immagini contemporaneamente. Questa operazione permette di esprimere attraverso i colori una combinazione di bande spettrali.

Nei dispositivi elettronici i colori vengono rappresentati mediante i tre canali RGB (Red, Green, Blue) che coincidono con gli additivi primari. È quindi possibile rappresentare un'immagine multispettrale associando ad ogni banda un colore additivo primario. Si possono distinguere tre principali rappresentazioni del dato:

- *immagini in bianco e nero*: viene rappresentata un'unica banda su tutti e tre i canali (RGB) con la medesima intensità. Il risultato è una visualizzazione del dato in scala di grigi (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011; Gomarasca, et al., 2009);
- *immagini a colori naturali*: ad ogni canale viene associata rispettivamente la banda con le lunghezze d'onda del rosso, verde e blu. Con questa rappresentazione si ottiene un'immagine con colori simili alla scena naturale (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011; Gomarasca, et al., 2009).
- *immagini a falso colore*: permette di visionare attraverso i canali RGB quegli intervalli di lunghezza d'onda che non sono naturalmente percepibili dall'occhio umano. Questa operazione consente di analizzare

le proprietà delle superfici attraverso innumerevoli combinazioni di bande (Brivio, Lechi, & Zilioli, 2006; Dainelli, 2011; Gomarasca, et al., 2009). Ad esempio, per caratterizzare al meglio la vegetazione si possono associare rispettivamente ai tre canali RGB la banda dell'infrarosso vicino (NIR), la banda del rosso e la banda del verde. Questo permette l'interpretazione visiva della vegetazione, ed eventualmente anche una classificazione (Figura A.1.4).

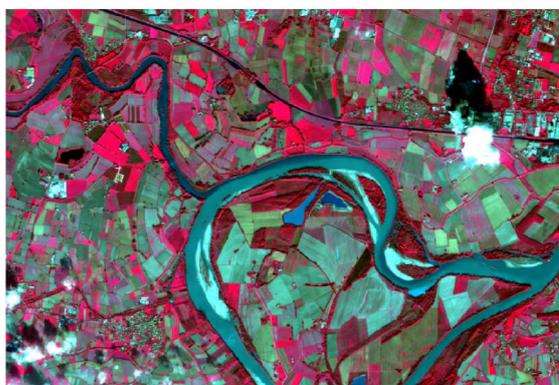


Figura A.1.4 – Rappresentazioni a falsi colori (NIR – Red - Green) per accentuare e differenziare la vegetazione e le tipologie di vegetazioni. La vegetazione appare in diverse tonalità di rosso a seconda dei tipi e delle condizioni della vegetazione, poiché ha un'elevata riflettanza nella banda NIR. L'acqua limpida appare scuro-bluastro (maggiore riflettanza della banda verde), mentre l'acqua torbida appare di colore ciano (maggiore riflettanza del rosso a causa dei sedimenti). Terreni nudi, strade e edifici possono apparire in varie tonalità di blu, giallo o grigio, a seconda della loro composizione. Le nuvole invece hanno elevati valori di riflettanza su tutte le tre bande e quindi risultano di colore bianco.

A.1.2. Elaborazione delle immagini

L'elaborazione delle immagini o *image processing*, sono una serie di processi in grado di trasformare il dato "crudo" (*raw data*), in modo da agevolare l'interpretazione visiva delle informazioni e così consentire analisi anche di tipo quantitativo.

La capacità interpretativa è fortemente influenzata dalla conoscenza ed esperienza pregressa dell'operatore, ed è per questo motivo, che uno dei principali scopi delle tecniche di elaborazione, è quello di aiutare l'osservatore nel processo di interpretazione visiva.

A.1.2.1. Interpretazione visiva

Nell'interpretazione visiva delle immagini l'operatore si focalizza inizialmente sul contrasto, le ombre, i toni e i colori.

Le ombre e il contrasto forniscono la profondità alla scena e quindi permettono di individuare la topografia. Un fattore limitante sull'interpretazione topografica in immagini bidimensionali è dato dalle condizioni di illuminazione che sono influenzate dall'angolo di incidenza e dall'azimut.

L'angolo di incidenza fornisce la profondità del dato attraverso le ombre. Con un angolo di incidenza nadirale (l'asse ottico del rilevatore è perpendicolare alla superficie) si perdono tutte le informazioni inerenti alle ombre e quindi alla profondità. Le acquisizioni di tipo nadirale sono molto utili per lo studio delle proprietà fisiche delle superfici, mentre si rivelano effimere per analisi di tipo morfologico.

L'azimut, invece, è l'angolo che riguarda la provenienza dell'illuminazione della scena, misurato in senso orario rispetto al Nord. Un eventuale cambio delle condizioni di illuminazione provoca apparentemente alla vista un'inversione del rilievo e quindi le forme concave nella realtà alla vista risultano convesse e viceversa. I colori ed i toni invece, danno informazioni sulla composizione.

La combinazione di tutti questi elementi fornisce all'interprete le capacità di distinguere le forme topografiche e le tessiture, dove quest'ultime due, forniscono la competenza per identificare il tipo di processo (*pattern*).

L'associazione di tutti questi elementi consente il riconoscimento del processo geologico che caratterizza una determinata zona (Figura A.1.5).

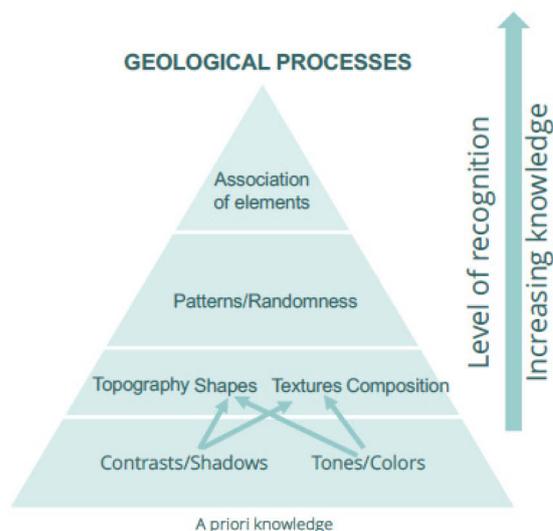


Figura A.1.5 – Sequenza di interpretazione di un processo geologico e naturale. Si parte dalla base della piramide, dove l'osservatore, con conoscenze a priori sul fenomeno che sta analizzando, riconosce le principali ed elementari caratteristiche di quest'ultimo nell'immagine. Attraverso queste informazioni si è in grado di passare allo step successivo e quindi al riconoscimento delle tessiture e topografia. Aumentando ancora il proprio livello di conoscenza si riesce ad individuare il pattern per poi raggiungere il vertice della piramide e quindi comprendere il processo geologico e naturale che caratterizza la zona di studio. (Fonte: corso di telerilevamento del Professor Bizzi UniPd)

A.1.2.2. Concetto di filtri

Nell'analisi di immagini si possono distinguere analisi di tipo locale e globale, dove nella prima, si prende in considerazione il singolo pixel e il suo intorno, mentre la globale riguarda l'intera immagine ed è basata su analisi di tipo statistico.

Dal punto di vista statistico un'immagine può essere descritta da un istogramma che rappresenta la distribuzione dei valori dei DN all'interno del dato (Figura A.1.6). Il dato rappresentato con questa metodologia fornisce la distribuzione dei valori dei pixel all'interno della matrice che costituisce il raster, ma perde tutte le informazioni spaziali. Questa distribuzione consente di eseguire operazioni di stretching su determinati intervalli, ad esempio, si possono rimuovere le zone dell'istogramma in cui sono presenti pixel saturati. Il risultato di questa operazione è un miglioramento nella visualizzazione dell'immagine, dovuto al

fatto che i pixel acquisiscono una maggiore tonalità di chiari e scuri in modo tale da migliorare i dettagli e la visualizzazione dell'immagine.

Bisogna prestare attenzione nelle operazioni di stretching, perché la rimozione di pixel non superflui causa la perdita di informazioni.

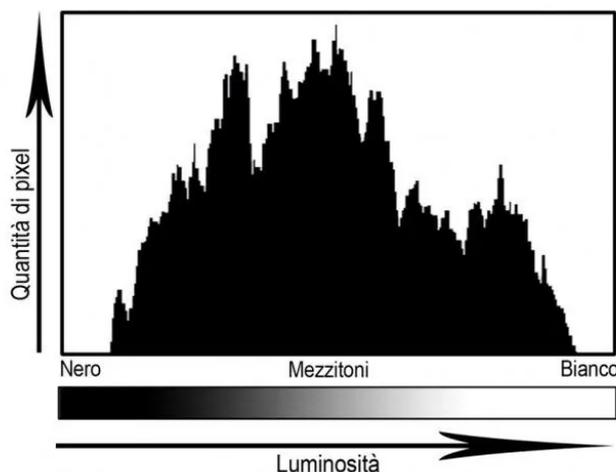


Figura A.1.6 – Distribuzione dei Digital Number di un'immagine attraverso un istogramma. Sull'asse delle ordinate si hanno il numero di pixel con lo stesso valore di DN, mentre l'asse delle ascisse rappresenta i valori dei DN il cui intervallo varia a seconda del numero di bit dell'immagine. Ad esempio, per dati a 8 bit si ha una gamma di valori che varia da 0 (nero) a 255 (bianco). (Fonte: <https://www.fotografareindigitale.com/gli-istogrammi/1126>)

Esistono quattro principali metodi di stretching delle immagini:

- *Contrast Stretch*: come suggerisce il nome, è una tecnica di miglioramento del contrasto dell'immagine. Si applica selezionando un intervallo di valori che vengono poi ridistribuiti sull'intera gamma dinamica, quindi nel caso di un'immagine a 8 bit verranno ridistribuiti in un range di DN da 0 a 255.
- *Min – Max Contrast Stretch*: in questa tecnica i valori originali di minimo e massimo dell'immagine vengono assegnati ad un nuovo insieme di valori che utilizza l'intera gamma di valori di DN disponibili. Ad esempio, se il dato originale possiede un valore minimo di 50 ed un massimo di 200, gli intervalli di valori compresi tra 0 – 50 e 200 – 255 non vengono visualizzati. Estendendo il valore originale di minimo a 0 e di massimo a 255 è possibile rilevare importanti differenze spettrali.

- *Linear Contrast Stretch*: è un'operazione per enfatizzare l'immagine senza provocare variazioni di forma dell'istogramma, preservando così le relazioni tra i valori di riflettanza (DN) originali. Questo è possibile moltiplicando i valori e forma dell'istogramma con una funzione lineare.
- *Stretching Percentile*: è una funzione molto simile *al Min – Max Contrast Stretch*, tranne per il fatto che questo metodo utilizza i valori di minimo e massimo che sono presenti all'interno dell'immagine in una determinata percentuale di pixel. Molto spesso questa percentuale viene ricavata attraverso la deviazione standard che permette l'estensione delle code dell'istogramma oltre i valori di massimo e minimo.

A.1.2.3. Indici multispettrali

Gli indici multispettrali o spettrali, si avvalgono della combinazione di più bande spettrali, in modo tale da far risaltare determinate caratteristiche fisiche delle superfici. La combinazione delle bande varia a seconda dell'obiettivo del caso in studio. Per questo motivo esistono diverse tipologie di indici tra cui:

- NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) (Rouse, Haas, Schell, & Deering, 1973), è l'indice più utilizzato per l'identificazione e monitoraggio della vegetazione e del suo stato di salute. L'NDVI, è un indice normalizzato e quindi assume valori compresi tra 1 e -1. Inoltre, questo indice, utilizza la banda dell'infrarosso vicino (NIR) (A.1.2) e quindi riesce a discriminare anche tutte quelle superfici (come l'acqua e i suoli) che hanno picchi negativi o positivi nell'intervallo spettrale del NIR (Figura 1.8). La combinazione con la lunghezza d'onda del rosso visibile (A.1.2) consente invece la diversificazione tra le diverse classi di vegetazione e tra i suoli nudi e le zone vegetate (Gomasca M. A., 2009).

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)} \quad (A.1.2)$$

Quindi i valori dell'NDVI per gli specchi d'acqua limpida assumono valori negativi prossimi a -1, mentre in condizioni di acqua torbida, si

possono raggiungere anche valori prossimi allo zero. Nel caso invece di zone aride, sabbiose o nevose, si ha un range di valori tra -0.1 e 0.1 che aumenta a 0.2 – 0.4 nel caso di pascoli e arbusti. Infine, per le foreste i valori si avvicinano ad uno.

- NDWI (*Normalized Difference Water Index*) (McFEETERS, 1996), viene utilizzato nel monitoraggio dei cambiamenti relativi ai corpi idrici. Questo indice utilizza sia la lunghezza d'onda dell'infrarosso (A.1.3), che quella del verde visibile (A.1.3), la cui combinazione permette l'identificazione e la distinzione di qualsiasi corpo d'acqua dagli altri elementi morfologici.

$$NDWI = \frac{(GREEN - NIR)}{(GREEN + NIR)} \quad (A.1.3)$$

A.1.2.4. Correzione atmosferica

La radiazione solare diretta e riflessa dalle superfici è condizionata oltre che dalle proprietà fisiche degli oggetti, anche dalla composizione di gas e particelle presenti nell'atmosfera.

Un ulteriore fattore condizionante è dato dalla direzione di illuminazione del sole che varia a seconda dell'orario e data dell'acquisizione. Risulta quindi necessaria la correzione di questi fattori che influenzano i dati acquisiti, per poter così confrontare le immagini di una stessa scena in diversi momenti temporali. Dalla radianza emessa da una superficie si calcola inizialmente la riflettività TOA (*Top Of Atmosfere*) (Figura A.1.7), che ci consente di eliminare la dipendenza dei dati dalle condizioni di illuminazione del sole. La TOA corrisponde alla riflettanza planetaria che è il rapporto tra la quantità di luce che esce da un bersaglio e la quantità di luce che colpisce il bersaglio e viene calcolata con la seguente equazione (corso di telerilevamento del Professor Bizzi UniPd):

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda} \cdot d^2}{ESUN_{\lambda} \cdot \cos\theta_s} \quad (\text{A.1.4})$$

Dove:

- π è una costante;
- L_{λ} è la radianza spettrale misurata dal sensore;
- d è la distanza tra la Terra il Sole espressa in unità astronomiche (AU);
- $ESUN$ è la costante solare;
- θ è l'angolo zenitale del Sole.

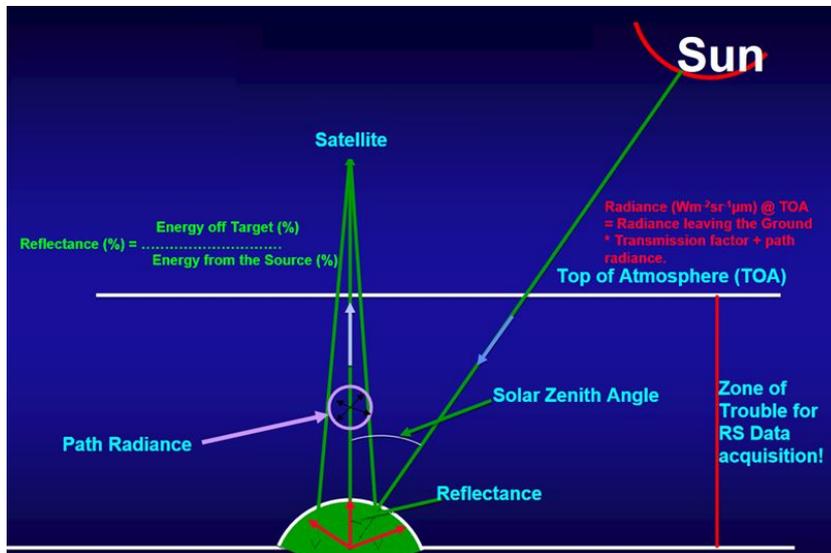


Figura A.1.7 – Rappresentazione della TOA e degli elementi che influiscono sulla riflettanza finale misurata dal satellite. In particolare, si noti l'ampiezza dell'angolo zenitale che è strettamente correlata alla posizione del sole. (Fonte: corso di telerilevamento del Professor Bizzi UniPd)

Lo strumento però, al momento dell'acquisizione, riceve sia la radianza della superficie che quella dell'atmosfera (Figura A.1.8), quindi risulta necessaria un'ulteriore correzione per ottenere i soli valori di riflettanza della superficie.

La correzione atmosferica viene utilizzata per trasformare la riflettività TOA (*Top Of Atmosfere*) in riflettività BOA (*Bottom Of Atmosfere*) attraverso la seguente equazione (corso di telerilevamento del Professor Bizzi UniPd):

$$\rho_{sup\lambda} = \frac{\pi(L_{sup}(\lambda) - L_{atm}(\lambda))}{\tau(E_0(\lambda)T + E_d} \quad (A.1.5)$$

dove:

- π tiene conto della superficie Lambertiana e della trasmissività dell'atmosfera;
- L_{sup} corrisponde alla radianza della superficie;
- L_{atm} è la radianza dell'atmosfera, il cui valore è dato dall'interazione dell'energia solare con le componenti (gas, particelle, vapore acqueo) presenti nell'atmosfera, senza mai aver interagito con nessun tipo di superficie;
- E_0 coincide con la radianza solare extra atmosferica;
- T equivale al coefficiente di trasmissione atmosferica;
- E_d è il valore di irradianza incidente sulla superficie successiva all'interazione della radiazione solare con l'atmosfera.

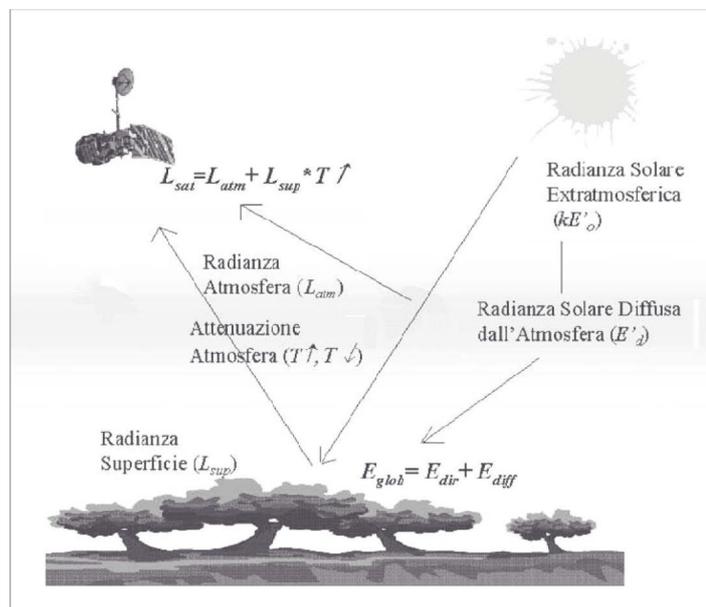


Figura A.1.8 – La radianza che rileva il sensore del satellite è data dalla combinazione della radianza della superficie (L_{sup}) e da quella atmosferica (L_{atm}). La componente atmosferica è molto variabile perché dipende dalla quantità di inquinanti e dai rapporti tra le percentuali di gas che compongono l'aria, impedendo quindi il confronto tra acquisizioni effettuate in tempi e località diverse. Per questo motivo i dati tele rilevati necessitano di essere corretti. (Fonte: (Gomasasca, et al., 2009))

Vi sono due principali tecniche per ottenere i soli valori della riflettanza superficiale (BOA), il *metodo image based* e il *modello di trasferimento radiativo*. Il primo metodo sfrutta esclusivamente le proprietà presenti nell'immagine e non necessita di alcuna misura delle caratteristiche composizionali dell'atmosfera, il secondo invece, è basato sulla misurazione delle proprietà dell'atmosfera e la correzione, quindi, viene effettuata sulla base dei valori ricavati dall'analisi composizionale dell'aria da parte dello strumento e risulta molto più precisa rispetto alla prima.

Il primo metodo si basa sui *dark object*, pixel che all'interno dell'immagine hanno bassi valori di riflettanza e quindi i valori di radianza registrati dal sensore possono essere attribuiti alla sola componente atmosferica. Solitamente per effettuare queste correzioni vengono utilizzate le acque oligotrofiche (hanno bassi valori di riflettività nel visibile) e le foreste di conifere (hanno bassi valori di riflettività alla lunghezza d'onda del blu e del rosso).

Il *modello di trasferimento radiativo* invece effettua la correzione basandosi sui valori della radianza della sola atmosfera e quindi è necessario che avvenga una misura in situ in corrispondenza del momento di acquisizione dello strumento.

A.1.2.5. Correzione geometrica

La correzione geometrica è necessaria per eliminare le distorsioni geometriche che vengono indotte al momento della ripresa e per poter confrontare più immagini di una stessa scena acquisita in differenti momenti.

Ci possono essere distorsioni di tipo sistematico o non sistematico. Le distorsioni sistematiche sono date dall'interazione tra il sensore, lo strumento e il bersaglio come: la relazione tra il movimento del satellite e la Terra, la curvatura terrestre e la presenza di rilievi, la variazione di velocità della piattaforma e variazioni nella velocità di acquisizione da parte del sensore. Quelle non sistematiche invece, sono generate da eventuali malfunzionamenti del sensore o da cambi di altitudine del satellite.

La correzione delle deformazioni spaziali presenti in un'immagine è effettuata con diversi approcci:

- *analitici*, sono utilizzati per correggere gli errori di tipo sistematico e vengono eseguiti a monte della restituzione del dato all'utente (Dainelli, 2011);
- *sintetici*, impiegati nella correzione delle immagini attraverso dei punti di appoggio (*Ground Control Points* - GCP) e vengono utilizzati indipendentemente dalla tipologia di strumento e sensore. Il loro scopo è di relazionare matematicamente le coordinate dei pixel dell'immagine con quelle dei GCP così da ottenere una maggiore precisione sia sui dati ricavati dalle immagini, sia sulla georeferenziazione finale (Dainelli, 2011).

La correzione geometrica genera un cambiamento nella posizione dei centroidi dei pixel e quindi allo stesso tempo i valori di riflettanza associati a determinate posizioni spaziali variano. Risulta quindi necessario un campionamento radiometrico, che però fa perdere le informazioni originarie sulla posizione dei centroidi dei pixel facendo così perdere una parte del dato originale.

A.1.2.6. Correzione radiometrica

La correzione radiometrica dei dati, seppure meno evidente rispetto alle precedenti, è di fondamentale importanza perché determina la precisione e accuratezza delle analisi quantitative. Infatti, attraverso dati tele rilevati è possibile quantificare i parametri geofisici presenti nell'immagine il che consente il monitoraggio e modellazione dei fenomeni fisici e ambientali che caratterizzano una scena, per questo motivo le acquisizioni necessitano di elevata precisione nelle misure radiometriche.

La risoluzione radiometrica è data da numero di bit che il sensore riesce ad assegnare ad ogni pixel, mentre la distorsione del segnale è dipendente dalle caratteristiche ambientali (condizioni di illuminazione) e di funzionamento dei rilevatori (possono essere influenzati dagli effetti atmosferici).

La componente atmosferica (effetti atmosferici) causa una diminuzione in contrasto nell'immagine che può compromettere la parte interpretativa e

quantitativa da parte dell'operatore e deve essere quindi eliminata. Tale correzione viene però già effettuata nella procedura di correzione atmosferica. A volte ci possono anche essere delle perdite di dati dovute ad un temporaneo malfunzionamento del sensore. Il gap di segnale causa la formazione di pixel o righe di pixel che non contengono alcuna informazione. La correzione di questi errori viene eseguita attraverso algoritmi che sostituiscono i "no-data" con i valori dei pixel adiacenti.

A.1.3. La classificazione delle immagini

La classificazione non è altro che un processo di riconoscimento e categorizzazione necessario per creare delle classi di dati. Gli elementi che compongono le classi hanno un elevato grado di similarità tra i componenti presenti nella medesima classe, mentre tra le distinte classi vi sarà un basso grado di similarità. Questa caratterizzazione può essere effettuata sia in modo automatico che manuale. Nelle analisi quantitative è preferibile la classificazione di tipo automatica, in modo tale da rimuovere la parte di fotointerpretazione umana che è spesso fonte di errore. In ogni caso però, si necessita sempre di un operatore umano, che fornisce in *input* e *output* le informazioni per definire gli intervalli e le condizioni al contorno necessarie al classificatore per sviluppare una mappa tematica.

La mappa tematica che viene sviluppata da una classificazione di tipo sia manuale che automatico, è composta da classi di pixel, dove ognuna di esse è costituita da informazioni geospaziali e di tipo semantico, come categorie, classi, ecc.

Solitamente per lo sviluppo di queste mappe vengono utilizzate più bande nel dominio spettrale e quindi si prende come riferimento per l'analisi dei dati la matrice di tipo tridimensionale (dove la terza dimensione è data dal numero di bande).

A.1.3.1. Classificazione non supervisionata

La classificazione non supervisionata o *unsupervised classification*, è puramente basata sull'informazione spettrale dell'immagine e il suo obiettivo è quello di categorizzare cluster di pixel con carattere spettrale simile attraverso il processo di *clustering*.

Per *clustering* si intende il raggruppamento di elementi omogenei in un insieme di dati attraverso algoritmi di analisi multivariata.

Esistono diversi software user-friendly in grado di effettuare questo tipo di analisi, ma spesso, nonostante la loro semplicità, risultano molto limitati sotto diversi punti di vista. Per questo motivo, molti utenti preferiscono l'utilizzo di

Python, quindi del puro linguaggio di programmazione che permette un'ampia variabilità e flessibilità sui parametri di input e output.

La classificazione non supervisionata necessita di una serie di parametri per poter classificare i dati. Questa operazione è funzione delle capacità dell'analista di identificare dei pattern (cluster) di dati con la medesima caratteristica spettrale. Una volta identificato il numero di classi che si vuole caratterizzare si è pronti per "far girare" l'algoritmo. Quindi, oltre a definire il numero di classi che si desidera in output, si possono anche definire molteplici parametri, come l'intervallo di campionamento, i valori di soglia che separano le classi, ecc.

Ci sono diversi algoritmi di classificazione, uno dei più conosciuti è il *K-Mean Classifier*.

A.1.3.2. Classificazione guidata

La classificazione supervisionata è una tecnica di raggruppamento automatica che attraverso dei dati di input, mira a istruire un modello, in modo tale da consentire l'elaborazione automatica dei dati e così fornire previsioni sui valori di output basandosi su una serie di dati di input forniti da un operatore.

A differenza delle non guidate, l'operatore deve identificare dei gruppi di pixel all'interno dell'immagine, detti *Training Sites* o *Region Of Interest (ROI)*. Il classificatore utilizzerà in input questi *cluster* di valori per calibrare ed addestrare il modello al fine di restituire delle mappe tematiche basate sulle classi di appartenenza di ogni insieme di dati.

Ad esempio, la selezione dei gruppi di dati da classificare può essere fatta con un software GIS, dove i *Training Sites* vengono individuati attraverso dei poligoni.

Per ogni elemento che l'operatore desidera classificare è necessario creare delle ROI di riferimento differenti per ciascuna classe, dove ognuna delle zone di interesse contiene al loro interno dei pixel con valori di riflettanza simili tra loro. Il valore di ogni singolo pixel all'interno di un dato sito di training viene utilizzato per identificare e definire le condizioni al contorno e quindi lo spazio decisionale per ogni classe. Ad esempio, se l'operatore desidera classificare la

vegetazione e l'acqua, dovrà identificare visivamente delle aree vegetate, e delle aree con la presenza di acqua. Si prosegue poi con la creazione di due ROI, una per ognuna delle due classi.

Come si può immaginare dalla complessità delle operazioni per ottenere una classificazione supervisionata, anche in questo caso l'utilizzo di un linguaggio di programmazione permette una maggiore flessibilità sul tipo di modello e sui relativi parametri di input.

Esistono numerosi modelli di tipo supervisionato come il *Linear Least Square*, che utilizza funzioni matematiche relativamente semplici che permettono il fitting di una retta in una nuvola di punti (cluster di dati), il *Maximum Likelihood*, che è basato su analisi statistiche (varianza e covarianza di ogni classe) e attraverso la posizione del pixel medio di ogni classe riesce a definire delle curve di equi-probabilità nello spazio multidimensionale per ogni punto appartenente al cluster (Figura A.1.9). In questo modo si riescono a discretizzare gli elementi in classi e cosa più importante, per ogni elemento si ha la percentuale di appartenenza ad una determinata classe.

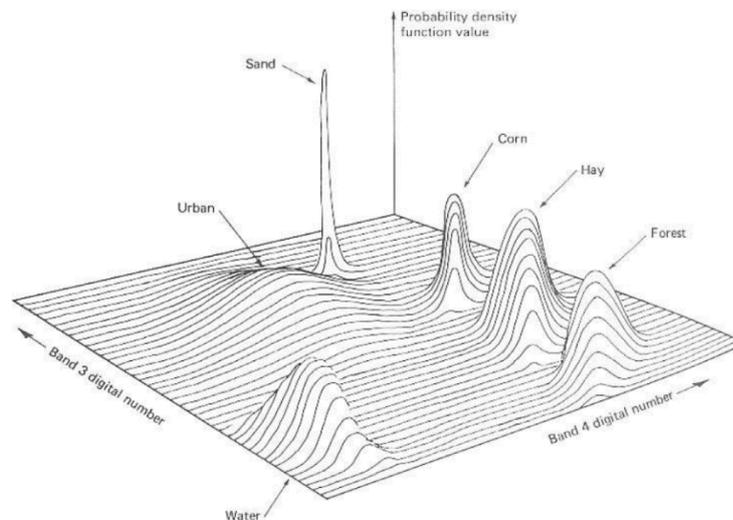


Figura A.1.9 – Curve di Equi-Probabilità. Ogni parte sopra elevata rispetto al piano corrisponde ad una classe. Si può notare che vi sono diverse classi e che ognuna di esse ha un'altezza e forma differente. L'altezza è data dalla "probability density function", che può essere descritta come una misura della probabilità relativa e quindi i valori situati più in alto avranno una probabilità maggiore di appartenere alla classe in esame. La forma in pianta delle classi invece è data dagli assi delle ascisse e ordinate che corrispondono alle bande prese in esame e quindi ai valori di riflettanza che si utilizzano per eseguire la differenziazione degli elementi nelle classi. Se una classe presenta una forma meno tozza e più allungata significa che gli elementi classificati al suo interno hanno un intervallo di riflettanza molto ristretto. Questo può significare che gli elementi classificati hanno una firma spettrale ben distinta e definita, ma allo stesso tempo può essere segnale di una classificazione imprecisa. (Fonte: corso di telerilevamento del Professor Bizzi UniPd)

Infine, esistono anche modelli di tipo non parametrico ovvero, non necessitano di ipotesi a priori sulle caratteristiche dei cluster o ad ogni modo, le ipotesi sono meno restrittive rispetto a quelle utilizzate nei modelli parametrici. Il modello non parametrico *Decision Tree* è un algoritmo ricorsivo e decisionale che si basa, come si può notare dal nome (Tree = Albero), sull'utilizzo di un algoritmo sviluppato ad "albero", dove ad ogni intersezione è presente un nodo decisionale che corrisponde ad un parametro da rispettare che viene scelto dall'operatore (Figura A.1.10)

Ad ogni nodo quindi ci può essere la classificazione di un cluster se rispetta o no la condizione, nel caso in cui una parte di dati non venga classificata, si procede al nodo successivo con un'ulteriore e differente condizione.

Questi algoritmi possono essere anche sviluppati su più livelli e sottolivelli, in tal caso si può citare il modello di classificazione di tipo *Random Forest*.

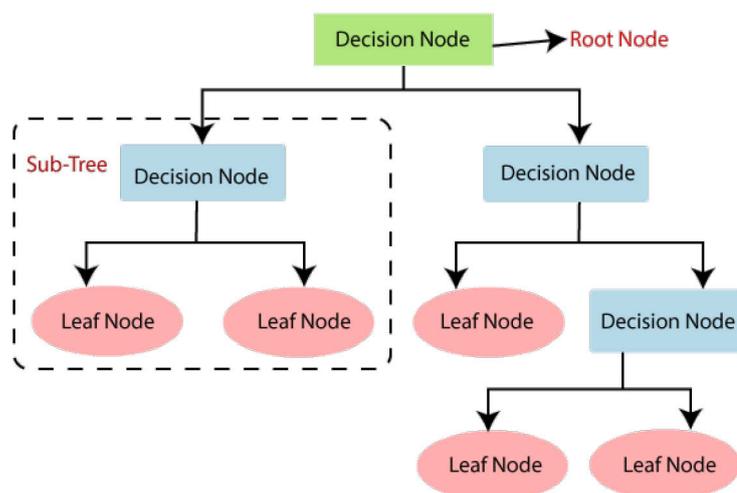


Figura A.1.10 – Algoritmo di tipo Decision Tree. Si noti la forma geometrica ad albero, dove partendo dalla parte apicale dove è presente il “Root Node”, si scende passando per diversi nodi decisionali, fino ad arrivare alla fine del processo dove si ottiene la classificazione dei dati che non sono stati ancora caratterizzati dai nodi precedenti. (Fonte: <https://www.devops.ae/decision-tree-classification-algorithm/>)

A.1.3.3. Neural Network e Artificial Intelligence

Una rete neurale artificiale (*Artificial Neural Network* - ANN) o normalmente chiamata rete neurale (*Neural Network* - NN) è un modello matematico costruito e programmato basandosi sulla rete neurale biologica. Queste reti costituiscono un modo alternativo per la risoluzione di problematiche che precedentemente venivano elaborate con i normali algoritmi. Con l’avvento di questa nuova tecnologia si è rimossa la relazione tra gli input e output che era presente nei normali algoritmi, passando ad una strada molto più complessa ed elaborata.

Le NN si avvalgono di un gruppo di interconnessioni o nodi costituiti da neuroni artificiali che variano la loro struttura dinamicamente in base alle condizioni interne, esterne e al grado di apprendimento della rete. Dopo aver ricevuto il dato ed eseguito l’elaborazione, ogni nodo passa l’informazione a quello successivo, per poi trasferire il dato a tutti i sotto-nodi presenti nella rete.

Le *Neural Network* possono essere definite come una composizione di funzioni $f(x)$, che contengono altre funzioni $G(x)$ e che a loro volta possono essere

ulteriormente definite come composizione di altre funzioni. Per questa motivazione le NN sono rappresentate come una rete di nodi (funzioni), dove ogni nodo possiede un peso (la rete ad ogni dato assegna un peso) ed ogni freccia che le collega corrisponde alla dipendenza che vi è tra le variabili (Figura A.1.11).

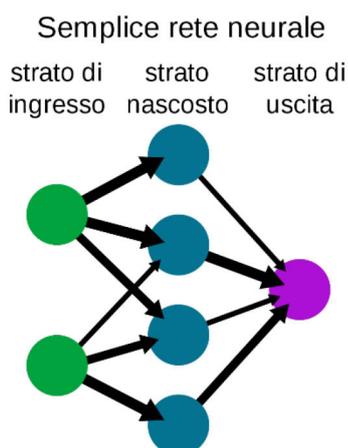


Figura A.1.11 – Rappresentazione schematica di una rete neurale. I nodi di colore verde corrispondono agli input o strati in ingresso, e possono avere diversi nodi al loro interno. I cerchi di colore blu invece, corrispondono agli strati nascosti o substrati che sono contenuti all'interno della rete. Ci possono essere diversi sub-strati con un numero di nodi differente. Infine, il cerchio di colore viola corrisponde allo strato di output e anche in questo caso può essere composto da uno svariato numero di nodi. Ogni nodo coincide ad una funzione ed ogni freccia che li collega equivale alla dipendenza che vi è tra le funzioni/nodi. (Fonte: https://it.wikipedia.org/wiki/Rete_neurale_artificiale#/media/File:Neural_network_example_it.svg)

Le ANN possiedono anche la capacità di retro propagare (*back propagation*) gli errori a monte della rete di nodi, il che significa che l'algoritmo è in grado di regolare i pesi dei nodi in funzione degli errori in modo dinamico, così da ottenere una minor perdita di dati. Si ha quindi un ciclo di andata e uno di ritorno e attraverso quest'ultimo si è in grado di effettuare le dovute correzioni. Si procede in questo modo fino a quando la rete neurale non restituisce il risultato migliore.

Le operazioni di calibrazione sembrano a primo impatto banali, tuttavia ci sono delle problematiche di fondamentale importanza che caratterizzano queste tipologie di algoritmi:

- *over-training della rete*, accade quando si utilizza un numero troppo elevato di nodi e quindi le informazioni che si vogliono far elaborare dalla rete risultano effimere. Allo stesso tempo però un elevato numero di funzioni può anche portare ad aumento esponenziale del tempo per addestrare la rete.
- *under-training della rete*, si verifica nel momento in cui vi sono pochi nodi all'interno dei sub-strati. La mancanza di nodi causa l'effetto "collo di bottiglia" (*bottleneck*) che ostacola l'elaborazione di set di dati complicati.
- *sviluppare la rete neurale*. La messa a punto di una NN richiede una grande esperienza nel settore e naturalmente molto tempo.
- *black box*, o "scatola nera" è lo svantaggio più noto delle reti neurali. In pratica, fornendo un set di dati da elaborare, non possiamo sapere perché ci viene restituito un tipo di dato in output rispetto che un altro. Ad esempio, se si inserisce nella rete un'immagine di un cane e si prevede che si tratta di un gatto, è praticamente impossibile sapere cosa ha portato la NN a questa previsione.

Altre problematiche insorgono nel momento in cui si addestra la *Neural Network*. Le ANN sono dei classificatori non lineari e necessitano di una quantità di dati in input per l'addestramento (*training*). Utilizzando troppi dati per la fase di addestramento, si rischia che il modello vada in *overfitting*, ma allo stesso tempo utilizzando pochi dati si rischia l'*underfitting* (Figura A.1.12).

Un ulteriore sviluppo delle NN ha portato alla costruzione delle *Convolutional Neural Network* (CNN), reti neurali in grado di tener conto anche della posizione dei pixel nello spazio. A differenza delle *Neural Network* i cui modelli erano basati solamente sul singolo pixel, le CNN sono incentrate sull'analisi dell'intera matrice di pixel di un dato.

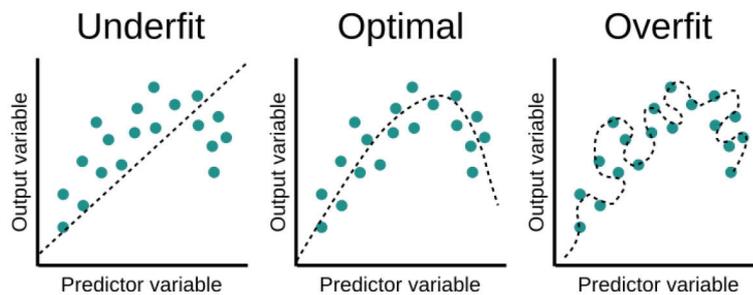


Figura A.1.12 – Rappresentazione dei fenomeni di Underfit, Optimal e Overfit dei dati. Nel caso di underfit, si ha che la retta che la retta non descrive bene le caratteristiche delle variabili, generando così elevati valori di errore sia per i dati di test che di training. L' overfit invece, accade quando la retta descrive troppo accuratamente i cluster di dati, causando bassi errori di previsione nella fase di training, ma elevati nella fase di test. Si necessita quindi di un modello di tipo optimal, dove la funzione descrive bene i dati, ma senza esagerare o limitarsi eccessivamente. (Fonte: <https://www.educative.io/edpresso/overfitting-and-underfitting>)

Hanno applicazioni nel riconoscimento di immagini e video, classificazione delle immagini, segmentazione delle immagini, analisi delle immagini mediche, elaborazione del linguaggio naturale, interfacce cervello-computer e serie temporali finanziarie.

A.1.3.4. Valutazione dell'accuratezza

Per poter utilizzare i risultati restituiti dai classificatori è necessario verificarne l'esattezza attraverso un'analisi statistica di accuratezza.

Come per ogni elaborazione di tipo quantitativo è di fondamentale importanza sapere la grandezza dell'errore che si sta commettendo all'interno del progetto. Nel nostro caso, questo errore viene identificato attraverso la stima dell'accuratezza della mappa classificata dal modello.

Si definisce accuratezza la relazione tra il dato classificato e un riferimento (verità) che si assume come corretto. Più l'immagine classificata si avvicina o assomiglia al dato di riferimento e maggiore è l'accuratezza del modello nello svolgere la classificazione.

Bisogna però fare attenzione a non confondere il concetto di precisione con quello di accuratezza (Figura A.1.13). L'accuratezza indica quanto un valore o una misura si discosta dal valore accettato e quindi si riferisce al grado di conformità

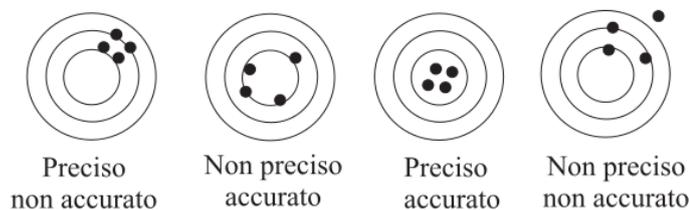


Figura A.1.13 – Accuratezza e precisione. Le quattro rappresentazioni mostrano le sia differenze tra una misura precisa e accurata che i casi intermedi, in cui si hanno misurazioni precisione ma non accurate e viceversa. (Fonte: <http://bleish.blogspot.com/2012/02/precisione-e-accuratezza.html>)

rispetto ad un dato valore. La precisione invece, indica quanto siano ripetibili le misure, quindi nel caso in cui lo strumento è molto preciso, restituisce sempre lo stesso valore.

Non sempre però, una misura molto precisa è sinonimo di elevata accuratezza, anzi, ci si può aspettare che una diminuzione della precisione faccia aumentare l'accuratezza del dato. Basti pensare a come sia più semplice realizzare una classificazione con un basso livello di dettaglio, dove le classi sono distinte tra loro da un minor livello di dettaglio e quindi da una minor probabilità nello sbagliare la classe di destinazione del dato. D'altra parte, una classificazione con un livello di dettaglio molto elevato necessita di una maggiore precisione e quindi aumentano anche le possibilità di errore, per questo ci si aspetta un'accuratezza inferiore.

Gli errori di classificazione si verificano quando un pixel viene classificato in una categoria o classe diversa da quella a cui appartiene nel suo riferimento (verità).

Nell'ambito statistico, la valutazione degli errori nei classificatori viene effettuata attraverso la matrice di confusione (Figura A.1.14) che permette il confronto delle predizioni con le verità e consente anche l'identificazione della tipologia di errore commesso.

I pixel di riferimento (verità) sono localizzati sulle ordinate, mentre in ascisse ci sono i pixel predetti dal modello.

All'interno delle colonne nella matrice vi sono i falsi negativi (dati classificati erroneamente come falsi, sono errori di tipo II), mentre le righe contengono i

falsi positivi (elementi classificati come veri, sono errori di tipo I). Gli errori di “tipo I” (falsi positivi) si presentano durante la verifica di un’ipotesi statistica, quando l’ipotesi che nella realtà è vera, viene classificata come falsa erroneamente. Si classifica quindi il valore come positivo, anche se in realtà non è presente tale condizione. Gli errori di “tipo II” (falsi negativi) invece, hanno luogo quando, durante la verifica dell’ipotesi avviene una mancata rilevazione di un effetto realmente positivo.

All’interno della diagonale principale della matrice si trovano i dati classificati correttamente. Ad esempio, considerando la Figura A.1.14, la classe “buildings”

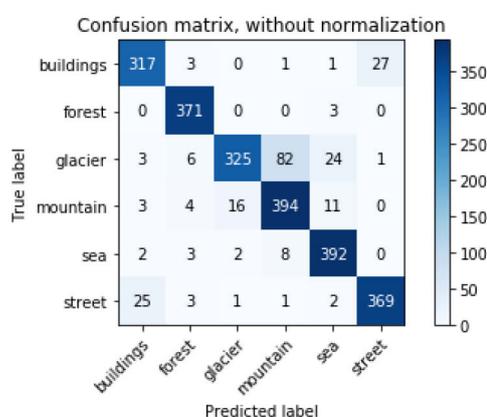


Figura A.1.14 – Matrice di confusione non normalizzata. Sulle ordinate ho i pixel di riferimento (verità), mentre sulle ascisse ho i pixel che vengono predetti dal modello. Nella diagonale principale invece, ho il numero di pixel che sono stati classificati correttamente dal modello. In questo modo l’operatore ha la possibilità di capire dove il classificatore non funziona correttamente, ma soprattutto consente di vedere la probabilità che il pixel classificato sia altro. (Fonte: <https://medium.com/swlh/image-classification-tutorials-in-pytorch-transfer-learning-19ebc329e200>)

ha rispettivamente un valore pari a 25 nella riga “street” e 27 nella colonna. Il valore 27 sta a significare che 27 pixel hanno generato un errore di falsi negativi e sono stati classificati come “street”. Il 25 invece sta ad indicare un errore di falsi positivi e quindi dei pixel “street” sono stati classificati erroneamente sotto la classe “buildings”.

Attraverso il numero di falsi/veri positivi (FP e TP) e negativi (FN e TN) è possibile calcolare delle metriche che permettono di comprendere se la classificazione e quindi il modello è adatto agli scopi dell’operatore. Si possono distinguere tre tipologie principali di metriche:

- *Accuracy (A)*, è data dal numero di dati correttamente classificati rispetto al numero di dati totali e la si può esprimere con la seguente equazione:

$$A = \frac{TN + TP}{TN + FP + TP + FN} \quad (\text{A.1.6})$$

Non sempre è una buona misura, infatti nel caso in cui il set di dati non è bilanciato (entrambe le classi positive e negative hanno un valore di dati molto differente) è meglio non considerare tale valore.

- *Precision (P)*, nei modelli ideali questo valore dovrebbe essere uguale ad uno (massima precisione) e viene calcolato attraverso:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (\text{A.1.7})$$

La precisione diventa uguale ad uno solamente quando numeratore e denominatore sono uguali, cioè quando $TP = TP + FP$, il che significa che il valore di FP deve essere pari a zero.

La precisione fornisce l'informazione su quanto abile è il modello nel non classificare le unità in positive quando in realtà sono negative.

- *Recall (R)*, anche in questo caso un valore vicino ad uno è sinonimo di una buona classificazione e si può calcolare con:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (\text{A.1.8})$$

In questo caso, in modo simile alla *Precision (P)*, per ottenere un valore pari ad uno, il valore di FN deve essere uguale a zero.

Il *recall* fornisce la capacità dell'algoritmo di classificare correttamente tutti i positivi.

- *f-1 score (F)*, il suo valore è dato dalla media armonica tra gli indici di *Precision (P)* e *Recall (R)*:

$$F = 2 \cdot \frac{(P \cdot R)}{(P + R)} \quad (\text{A.1.9})$$

Il valore della (A.1.9) può assumere valore uguale ad uno solamente nel caso in cui sia la *Precision (P)* che il *Recall (R)* siano pari ad uno.

Il valore di *f-1 score (F)* rappresenta una misura migliore dell'accuratezza della classificazione.

Le tecniche di valutazione dell'accuratezza sono quindi essenzialmente basate sulla matrice di confusione. Per ottenere valori rappresentativi degli errori è necessario prendere in considerazione l'intera popolazione dei pixel di training e predetti dal modello. Per questo motivo durante la creazione di un modello le fasi di training e calibrazione sono di vitale importanza.

Solitamente per ottenere una buona classificazione, si deve prestare molta attenzione ai siti di training, dove si possono adottare svariate tecniche per addestrare il modello per ottenere i risultati desiderati.

Allegato 2: codice Python Classificazione Temporale

```
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
@author: Chiocchetti Francesco
"""

import numpy as np
from osgeo import gdal
import os
import rasterio
import rasterio.mask
import rasterio.crs
from rasterio.enums import Resampling
import os
import glob
import fiona
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
from pyproj import Proj, transform
import rioxtarray
from heapq import nlargest, nsmallest
import statistics
import csv
from itertools import cycle
import copy
import itertools
from cyclor import cyclor
from matplotlib.lines import Line2D
from copy import copy, deepcopy
from sklearn import preprocessing
import math
import random as r

%% Carica le directories
band_s = ['B02', 'B03', 'B04', 'B05', 'B06', 'B07', 'B08', 'B8A',
          'B11', 'B12'] #band che voglio caricare
folders = glob.glob('D:\\Franz\\unipd 2021-22\\TESI\\Po_Basin\\Satellite_images\\Sentinel_2\\*')
imagenames_list = []
for folder in folders:
    for i in range(len(band_s)):
        for f in glob.glob(folder+'/*' + band_s[i] + '.jp2'):
            imagenames_list.append(f)

#ricava tutte le date delle immagini
lista_date = []
for path in imagenames_list:
    lista_date.append(path[100:110])

#ordina le date
lista_date_sorted = sorted(lista_date)
#crea un dataframe
lista_date_df_sorted = pd.DataFrame(lista_date_sorted)
```

```

#elimina i doppi
new_dat_df_sorted = lista_date_df_sorted.drop_duplicates(
    subset = [0],
    keep = 'last').reset_index(drop = True)
lista_date_df_sorted = new_dat_df_sorted

%%RESAMPLING DI TUTTE LE IMMAGINI CON RISOLUZIONE DIVERSA DA 10
M
for rast_resemp in imagenames_list:
    ## Resampling function
    def resample(rasterfile,nimg,output_name):
        with rasterio.open(nimg) as src:
            Ref_meta = src.meta # Define metada new raster based on
input raster
            Ref_meta = src.meta.copy()
            Ref_meta.update({
                'dtype': 'int16'
            })
            SR_ref=Ref_meta['transform'][0] # Spatial resolution del
Raster

            with rasterio.open(rasterfile) as dataset:
                # resample data to target shape
                rasterfile_meta=dataset.meta
                SR_input= rasterfile_meta['transform'][0]
                upscale_factor=SR_input/SR_ref
                data
                dataset.read(out_shape=(dataset.count,int(dataset.height
                upscale_factor),int(dataset.width
                upscale_factor)),resampling=Resampling.bilinear)

                # scale image transform
                transform = dataset.transform *
dataset.transform.scale((dataset.width / data.shape[-
1]),(dataset.height / data.shape[-2]))

                with rasterio.open(output_name, 'w', **Ref_meta) as ff:
                    ff.write(data[0], 1)

            return data, transform, Ref_meta

## Main script
Ref_path = [s for s in imagenames_list if "B08" in s]
for nimg_Ref_path in Ref_path:
    os.path.join(nimg_Ref_path)

input_raster_matchers = ['B05','B06','B07','B8A','B11','B12']
input_raster = [s for s in imagenames_list if any(xs in s for xs
in input_raster_matchers)]
for nimg_input_raster in input_raster:
    os.path.join(nimg_input_raster)
    Resampled_raster = os.path.join(nimg_input_raster[:145] +
"_res" + nimg_input_raster[145:])

```

```

arr, transform, Ref_meta =
resample(nimg_input_raster,nimg_Ref_path,Resampled_raster)

%% Carica le directories post resampling
band = ['B02', 'B03',
'B04', 'B05_res', 'B06_res', 'B07_res', 'B08', 'B8A_res', 'B11_res', '
B12_res'] #band che voglio caricare
folders = glob.glob('D:\\Franz\\unipd 2021-
22\\TESI\\Po_Basin\\Satellite_images\\Sentinel_2\\*')
imagenames_list_res = []
for folder in folders:
    for i in range(len(band)):
        for f in glob.glob(folder + '/' + band[i] + '.jp2'):
            imagenames_list_res.append(f)

#Read Shape file
shape_folder = "D:\\Franz\\unipd 2021-
22\\TESI\\Po_Basin\\shapes_files\\New_area_2_islands.shp"
with fiona.open(shape_folder, 'r') as shapefile:
    shapes = [feature["geometry"] for feature in shapefile]

#Read Imagery File
images_matrix = []
only_cut_matrix = []
for l in range(len(imagenames_list_res)):
    with rasterio.open(imagenames_list_res[l]) as src:
        images_matrix.append(rasterio.mask.mask(src, shapes,
crop=True))
        out_image, out_transform = (rasterio.mask.mask(src,
shapes, crop=True))
        out_meta = src.meta
        out_image = out_image.astype('float')
        out_image[out_image==0] = np.nan
        only_cut_matrix.append(out_image)

%% SALVA TUTTE LE IMMAGINI RITAGLIATE COME RASTERS RINOMINATE
CON LE CORRISPETTIVE DATE e BANDA:
#Save clipped imagery
out_meta.update({"driver": "GTiff",
                "height": only_cut_matrix[0].shape[1],
                "width": only_cut_matrix[0].shape[2],
                "transform": out_transform})

from itertools import cycle
for bnd, dsgs in zip(cycle(range(len(band))),
range(len(only_cut_matrix))):
    with rasterio.open('D:\\Franz\\unipd 2021-
22\\TESI\\Po_Basin\\results\\Clip_Sentinel_res\\'
+ lista_date[dsgs] + '_' + band[bnd] + '.tif', "w", **out_meta) as
dest:
        dest.write(only_cut_matrix[dsgs])

#carica tutti i percorsi delle immagini
folders_res = glob.glob('D:\\Franz\\unipd 2021-
22\\TESI\\Po_Basin\\results\\Clip_Sentinel_res\\*')

```

```

imagenames_list_res_sorted = []
for folder_r in folders_res:
    imagenames_list_res_sorted.append(folder_r)

#maschera gli zeri
final_2D_matrix_cut = []
for l_res in range(len(imagenames_list_res_sorted)):
    with rasterio.open(imagenames_list_res_sorted[l_res]) as
src:
    out_image = (src.read(1)).astype('float')
    out_image[out_image==0] = np.nan
    final_2D_matrix_cut.append(out_image.astype('int16'))

%% CARICA TUTTI I PUNTI RTK
p_1001 = ('45-02-00.25069N', '10-13-43.67216E')
p_1002 = ('45-01-59.79235N', '10-13-43.75664E')
p_1003 = ('45-02-00.09687N', '10-13-44.33879E')
p_1004 = ('45-02-00.36634N', '10-13-44.05919E')
p_1005 = ('45-01-59.28034N', '10-13-48.91805E')
p_1006 = ('45-01-59.07523N', '10-13-49.19391E')
p_1007 = ('45-01-59.43840N', '10-13-49.74375E')
p_1008 = ('45-01-59.65735N', '10-13-49.41425E')

data = [p_1001, p_1002, p_1003, p_1004, p_1005, p_1006, p_1007,
p_1008]
df_GPS_RTK = pd.DataFrame(data, columns = ['lat','lon'])

#riproiezione da seessagesimali in decimali per il plot
latitudine_RTK = []
for latitude in df_GPS_RTK['lat']:
    N = 'N' in latitude
    d, m, s = map(float, latitude[:-1].split('-'))
    latitudine_RTK.append((d + m / 60. + s / 3600.) * (1 if N else
-1))

longitude_RTK = []
for longitude in df_GPS_RTK['lon']:
    E = 'E' in longitude
    d, m, s = map(float, longitude[:-1].split('-'))
    longitude_RTK.append((d + m / 60. + s / 3600.) * (1 if E else -
1))

#sovrascrive il vecchio dataframe con i nuovi dati
data = [latitudine_RTK, longitude_RTK]
df_GPS_RTK = pd.DataFrame({'lat': latitudine_RTK,'lon':
longitude_RTK})

%% RIPROIETTA I PUNTI NEL CORRETTO SISTEMA DI RIFERIMENTO
#list to dataframe
GPS_dataframe_plot = df_GPS_RTK

#cambia il sistema di rifermineto
inProj = Proj(init='epsg:4326')
outProj = Proj(init='epsg:32632')

```

```

def towgs84(row):
    return pd.Series(transform(inProj, outProj, row["lon"],
row["lat"]))

#nuovo dataframe
wsg84_GPS_dataframe = GPS_dataframe_plot.apply(towgs84, axis=1)

#unisce tutti gli array in unico array
myarray1 = np.vstack(final_2D_matrix_cut)

#trova il valore massimo dell'array
max_value = np.max(myarray1)

%% TROVA LE COORDINATE DEI 2 PIXEL MASSIMI DELLE 2 ISOLE PER
SOLO LA BANDA 8 E APPLICA LA MATRICE A TUTTE LE ALTRE BANDE
#Localizza la posizione (index) delle bande necessarie
band_08_index = band.index('B08') #trovo l'indice della B08
band_11_index = band.index('B11_res') #trovo l'indice della B08
band_02_index = band.index('B02') #trovo l'indice della B02
band_03_index = band.index('B03') #trovo l'indice della B03
band_04_index = band.index('B04') #trovo l'indice della B04
band_05_index = band.index('B05_res') #trovo l'indice della
B05_res
band_06_index = band.index('B06_res') #trovo l'indice della
B06_res
band_07_index = band.index('B07_res') #trovo l'indice della
B07_res
band_8A_index = band.index('B8A_res') #trovo l'indice della
B8A_res
band_12_index = band.index('B12_res') #trovo l'indice della
B12_res

#ricava solo le B08
start_B08 = band_08_index
stop_B08 = len(only_cut_matrix)
step_B08 = len(band)
final_2D_matrix_cut_B08 = []

for find_B08 in [range(i, i+step_B08) for i in range(start_B08,
stop_B08, step_B08)]:

final_2D_matrix_cut_B08.append(final_2D_matrix_cut[find_B08[0]]
)

#divide le matrici in due parti (prima e seconda isola) per
trovare i corrispettivi massimi delle due
first_island = []
second_island = []
for col in final_2D_matrix_cut_B08:
    first_island.append(col[:, 0:12])
    second_island.append(col[:, 12:])

#trova i massimi e i corrispettivi indici della zattera 1
max_index_1_final = []
for n_max_1 in first_island:
    n_1_x = (n_max_1.ravel().argmax())

```

```

    max_index_1_final.append(np.unravel_index(n_1_x,
n_max_1.shape))

#trova i massimi e i corrispettivi indici della zattera 2
max_index_2 = []
for n_max_2 in second_island:
    n_2_x = (n_max_2.ravel().argmax())
    max_index_2.append(np.unravel_index(n_2_x, n_max_2.shape))

#riporta gli indici della n.2 sulla figura totale
max_index_2_final = []
for num_x_2 in max_index_2:
    sum_ = (num_x_2[1] + 12) #12 = valore clippato
    max_index_2_final.append((num_x_2[0], sum_))

%%CREA LA MATRICE 3X3 ATTORNO AL MAX VALUE ZATTERA 1
#indici della zattera N.1, matrice 3x3
ind_tot_1 = []
for ind_1 in max_index_1_final:
    ind_tot_1.append((ind_1[0], ind_1[1]))
    ind_tot_1.append((ind_1[0] -1, ind_1[1] -1))
    ind_tot_1.append((ind_1[0], ind_1[1] -1))
    ind_tot_1.append((ind_1[0] +1, ind_1[1] -1))
    ind_tot_1.append((ind_1[0] -1, ind_1[1]))
    ind_tot_1.append((ind_1[0] +1, ind_1[1]))
    ind_tot_1.append((ind_1[0] -1, ind_1[1] +1))
    ind_tot_1.append((ind_1[0], ind_1[1] +1))
    ind_tot_1.append((ind_1[0] +1, ind_1[1] +1))

#trasforma la lista in una matrice
ind_tot_final_1_arr = np.array(ind_tot_1)

#divide le liste in intervalli (matrice 3x3 = 9 valori)
n = 9
lista_lis_0_1 = [ind_tot_final_1_arr[:,0][i:i + n] for i in
range(0, len(ind_tot_final_1_arr), n)] #indice della riga
lista_lis_1_1 = [ind_tot_final_1_arr[:,1][i:i + n] for i in
range(0, len(ind_tot_final_1_arr), n)] #indice della colonna

#moltiplica tutti gli indici per la lunghezza delle bande (10 le
bande)
lista_lis_0_1 =
list(itertools.chain.from_iterable(itertools.repeat(x,
len(band)) for x in lista_lis_0_1))
lista_lis_1_1 =
list(itertools.chain.from_iterable(itertools.repeat(x,
len(band)) for x in lista_lis_1_1))

#indicizza la matrice principale e trova i corrispettivi valori
matrix_3x3_val_1 = []
for matr_x_1, nm_1 in zip(range(len(final_2D_matrix_cut)),
cycle(range(len(lista_lis_0_1)))):
    for nm_1_1 in range(len(lista_lis_0_1[0])):
matrix_3x3_val_1.append(final_2D_matrix_cut[matr_x_1][(lista_li
s_0_1[nm_1][nm_1_1], lista_lis_1_1[nm_1][nm_1_1])]

```

```

#divide le liste in intervalli (matrice 3x3 = 9 valori)
n = 9
matrix_3x3_val_1 = [matrix_3x3_val_1[i:i + n] for i in range(0,
len(matrix_3x3_val_1), n)] #indice della riga

%%CREA LA MATRICE 3X3 ATTORNO AL MAX VALUE ZATTERA 2
#indici della zattera N.2, matrice 3x3
ind_tot_2 = []
for ind_2 in max_index_2_final:
    ind_tot_2.append((ind_2[0], ind_2[1]))
    ind_tot_2.append((ind_2[0] -1, ind_2[1] -1))
    ind_tot_2.append((ind_2[0], ind_2[1] -1))
    ind_tot_2.append((ind_2[0] +1, ind_2[1] -1))
    ind_tot_2.append((ind_2[0] -1, ind_2[1]))
    ind_tot_2.append((ind_2[0] +1, ind_2[1]))
    ind_tot_2.append((ind_2[0] -1, ind_2[1] +1))
    ind_tot_2.append((ind_2[0], ind_2[1] +1))
    ind_tot_2.append((ind_2[0] +1, ind_2[1] +1))

#trasforma la lista in una matrice
ind_tot_final_2_arr = np.array(ind_tot_2)

#divide le liste in intervalli (matrice 3x3 = 9 valori)
n = 9
lista_lis_0_2 = [ind_tot_final_2_arr[:,0][i:i + n] for i in
range(0, len(ind_tot_final_2_arr), n)] #indice della riga
lista_lis_1_2 = [ind_tot_final_2_arr[:,1][i:i + n] for i in
range(0, len(ind_tot_final_2_arr), n)] #indice della colonna

#moltiplica tutti gli indici per la lunghezza delle bande (10 le
bande)
lista_lis_0_2 =
list(itertools.chain.from_iterable(itertools.repeat(x,
len(band)) for x in lista_lis_0_2)) #prima zattera
lista_lis_1_2 =
list(itertools.chain.from_iterable(itertools.repeat(x,
len(band)) for x in lista_lis_1_2)) #seconda zattera

#indicizza la matrice principale e trova i corrispettivi valori
matrix_3x3_val_2 = []
for matr_x_2, nm_2 in zip(range(len(final_2D_matrix_cut)),
cycle(range(len(lista_lis_0_2)))):
    for nm_2_2 in range(len(lista_lis_0_2[0])):

matrix_3x3_val_2.append(final_2D_matrix_cut[matr_x_2][(lista_li
s_0_2[nm_2][nm_2_2], lista_lis_1_2[nm_2][nm_2_2])]

#divide le liste in intervalli (matrice 3x3 = 9 valori)
n = 9
matrix_3x3_val_2 = [matrix_3x3_val_2[i:i + n] for i in range(0,
len(matrix_3x3_val_2), n)] #indice della riga

%%MEDIA DELLA MATRICE 3X3: ZATTERA 1
#media della 3x3

```

```

mean_3x3_1 = []
for jpx_1 in matrix_3x3_val_1:
    mean_3x3_1.append(np.mean(jpx_1))

%%MEDIA DELLA MATRICE 3X3: ZATTERA 2
#media della 3x3
mean_3x3_2 = []
for jpx_2 in matrix_3x3_val_2:
    mean_3x3_2.append(np.mean(jpx_2))

%%MEDIA DELL'INTERO RASTER ECCETTO I VALORI DELLE DUE MATRICI
3X3
#rimuove il valore delle due matrici dalla matrice principale
big_matr_sum_2 = []
for jjpx_2 in range(len(final_2D_matrix_cut)):
    big_matr_sum_2.append((np.sum(final_2D_matrix_cut[jjpx_2]) -
((np.sum(matrix_3x3_val_1[jjpx_2]))
+
(np.sum(matrix_3x3_val_2[jjpx_2])))) #somma di tutti i valori
della principale meno la somma delle due zattere

#media della matrice totale escluso le due matrici 3x3
mean_all_raster = []
for jjjpx_2 in range(len(big_matr_sum_2)):
    mean_all_raster.append((big_matr_sum_2[jjjpx_2]
/
((len(final_2D_matrix_cut[jjjpx_2])
*
(len(final_2D_matrix_cut[jjjpx_2][0]))) - #per la media rimuovo
il numero delle due zattere (9+9)

(((len(matrix_3x3_val_1[jjjpx_2])
+
(len(matrix_3x3_val_2[jjjpx_2]))))))))

%% VERIFICA E PLOT DELLE MATRICI CREATE ATTORNO AI MASSIMI
# copia del final_2D_matrix_cut:
final_2D_matrix_cut_zattere = deepcopy(final_2D_matrix_cut)

#sostituisce i valori degli indici della zattera 1 nella matrice
totale
for f2mcz1, f2mcz_1 in zip(range(len(only_cut_matrix)),
cycle(range(len(lista_lis_1_1)))):
    for f2mcz_1_1 in range(len(lista_lis_1_1[0])):

final_2D_matrix_cut_zattere[f2mcz1][lista_lis_0_1[f2mcz_1][f2mc
z_1_1], lista_lis_1_1[f2mcz_1][f2mcz_1_1]] = 20202

#sostituisce i valori degli indici della zattera 2 nella matrice
totale
for f2mcz2, f2mcz_2 in zip(range(len(only_cut_matrix)),
cycle(range(len(lista_lis_1_2)))):
    for f2mcz_2_2 in range(len(lista_lis_1_2[0])):

final_2D_matrix_cut_zattere[f2mcz2][lista_lis_0_2[f2mcz_2][f2mc
z_2_2], lista_lis_1_2[f2mcz_2][f2mcz_2_2]] = 20202

%%PLOT DELLE BANDE CON I RIPETTIVI VALORI (ZATTERE E ACQUA)
(MEDIA)
#definisce il numero di subplots

```

```

ncols = 3
nrows = len(folders) // ncols + (len(folders) % ncols > 0)

#divide le liste in intervalli pari al numero di bande (per la
media delle isole)
n_plt_2 = len(band)
plt_all_raster_mean = [mean_all_raster[i:i + n_plt_2] for i in
range(0, len(mean_all_raster), n_plt_2)]
plt_3x3_1_mean = [mean_3x3_1[i:i + n_plt_2] for i in range(0,
len(mean_3x3_1), n_plt_2)]
plt_3x3_2_mean = [mean_3x3_2[i:i + n_plt_2] for i in range(0,
len(mean_3x3_2), n_plt_2)]

#####
#####
#plot only mean values
#plot rasters con relativa data a
plt.figure(figsize=(15, 12))
plt.subplots_adjust(hspace=0.35, wspace = 0.15)
plt.suptitle("Sentinel 2: Spectral Signature of mean",
fontsize=20, y=0.95)

# loop through the length of tickers and keep track of index
for n_mean, tic_mean in zip(cycle(range(len(folders))),
range(len(only_cut_matrix))):
    # add a new subplot iteratively using nrows and cols
    ax = plt.subplot(nrows, ncols, n_mean + 1)
    ax.plot(band_s, plt_all_raster_mean[n_mean], 'r')
    ax.plot(band_s, plt_3x3_1_mean[n_mean], 'y')
    ax.plot(band_s, plt_3x3_2_mean[n_mean], 'g')
    ax.set_title(lista_date_df_sorted[0][n_mean])
    #plottà la legenda
    legend_drawn_flag = True
    plt.legend(['Acqua', "Plastica", "Plastica + Vegetazione"],
loc='upper right', frameon=legend_drawn_flag)

###PLOTTA LE BANDE CON I RIPETTIVI VALORI (ZATTERE E ACQUA)
(MASSIMI)
#trova i valori max delle due zattere
matrix_3x3_val_1_MAX = []
for n_MAX_1 in matrix_3x3_val_1:
    matrix_3x3_val_1_MAX.append(np.max(n_MAX_1))

matrix_3x3_val_2_MAX = []
for n_MAX_2 in matrix_3x3_val_2:
    matrix_3x3_val_2_MAX.append(np.max(n_MAX_2))

#divide le liste in intervalli pari al numero di bande (per i
soli valori massimi)
n_plt_2 = len(band)
plt_3x3_1_MAX = [matrix_3x3_val_1_MAX[i:i + n_plt_2] for i in
range(0, len(matrix_3x3_val_1_MAX), n_plt_2)]
plt_3x3_2_MAX = [matrix_3x3_val_2_MAX[i:i + n_plt_2] for i in
range(0, len(matrix_3x3_val_2_MAX), n_plt_2)]

```

```

#####
#####
#plot only maximum values
#plot rasters con relativa data
plt.figure(figsize=(15, 12))
plt.subplots_adjust(hspace=0.5, wspace = 0.15)
plt.suptitle("Sentinel 2: Spectral Signature of maximum",
fontsize=20, y=0.95)

# loop
for n_max, tic_max in zip(cycle(range(len(folders))),
range(len(only_cut_matrix))):
    # add a new subplot iteratively using nrows and cols
    ax = plt.subplot(nrows, ncols, n_max + 1)
    ax.plot(band_s, plt_all_raster_mean[n_max], 'r')
    ax.plot(band_s, plt_3x3_1_MAX[n_max], 'y')
    ax.plot(band_s, plt_3x3_2_MAX[n_max], 'g')
    ax.set_title(lista_date_df_sorted[0][n_max])
    #plotta la legenda
    legend_drawn_flag = True
    plt.legend(['Acqua', "Plastica", "Plastica + Vegetazione"],
loc='upper right', frameon=legend_drawn_flag)

%%PLOT DEI GRAFICI B08 E B11 NON NORMALIZZATE CON L'ACQUA (TUTTI
I VALORI DEI PIXEL)
##### ZATTERA 1
#ricava solo le B08 per tutte le date della zattera n.1 (quindi
9 valori, l'isola è 3x3 pixels)
start_1 = band_08_index
stop_1 = len(only_cut_matrix)
step_1 = len(band)
all_3x3_B08_values_1 =[]

for all_3x3_1 in [range(i, i+step_1) for i in range(start_1,
stop_1, step_1)]:
all_3x3_B08_values_1.append(matrix_3x3_val_1[all_3x3_1[0]])

#ricava solo le B11 per tutte le date della zattera n.1 (quindi
9 valori, l'isola è 3x3 pixels)
start_1_1 = band_11_index
stop_1_1 = len(only_cut_matrix)
step_1_1 = len(band)
all_3x3_B11_values_1 =[]

for all_3x3_1_1 in [range(i, i+step_1_1) for i in
range(start_1_1, stop_1_1, step_1_1)]:

all_3x3_B11_values_1.append(matrix_3x3_val_1[all_3x3_1_1[0]])

#ricava solo le B12 per tutte le date della zattera n.1 (quindi
9 valori, l'isola è 3x3 pixels)
start_1_1_12 = band_12_index
stop_1_1_12 = len(only_cut_matrix)
step_1_1_12 = len(band)
all_3x3_B12_values_1 =[]

```

```

for all_3x3_1_1_B12 in [range(i, i+step_1_1_12) for i in
range(start_1_1_12, stop_1_1_12, step_1_1_12)]:

all_3x3_B12_values_1.append(matrix_3x3_val_1[all_3x3_1_1_B12[0]
1])

##### ZATTERA 2
#ricava solo le B08 per tutte le date della zattera n.2 (quindi
9 valori, l'isola è 3x3 pixels)
start_2 = band_08_index
stop_2 = len(only_cut_matrix)
step_2 = len(band)
all_3x3_B08_values_2 =[]

for all_3x3_2 in [range(i, i+step_2) for i in range(start_2,
stop_2, step_2)]:
    all_3x3_B08_values_2.append(matrix_3x3_val_2[all_3x3_2[0]])

#ricava solo le B11 per tutte le date della zattera n.2 (quindi
9 valori, l'isola è 3x3 pixels)
start_2_2 = band_11_index
stop_2_2 = len(only_cut_matrix)
step_2_2 = len(band)
all_3x3_B11_values_2 =[]

for all_3x3_2_2 in [range(i, i+step_2_2) for i in
range(start_2_2, stop_2_2, step_2_2)]:

all_3x3_B11_values_2.append(matrix_3x3_val_2[all_3x3_2_2[0]])

#ricava solo le B12 per tutte le date della zattera n.2 (quindi
9 valori, l'isola è 3x3 pixels)
start_2_2_12 = band_12_index
stop_2_2_12 = len(only_cut_matrix)
step_2_2_12 = len(band)
all_3x3_B12_values_2 =[]

for all_3x3_2_2_B12 in [range(i, i+step_2_2_12) for i in
range(start_2_2_12, stop_2_2_12, step_2_2_12)]:

all_3x3_B12_values_2.append(matrix_3x3_val_2[all_3x3_2_2_B12[0]
1])

##### PIXEL ACQUA B08 E B11 E B12 (validi per
entrambe le isole)
#ricava solo le B08 dell'acqua per tutte le date dalla lista di
matrici principale (tutti i pixel eccetto quelli delle due isole)
start_acqua_B08 = band_08_index
stop_acqua_B08 = len(only_cut_matrix)
step_acqua_B08 = len(band)
all_values_acqua_B08 =[]

for all_pixel_acqua_B08 in [range(i, i+step_acqua_B08) for i in
range(start_acqua_B08, stop_acqua_B08, step_acqua_B08)]:
all_values_acqua_B08.append(final_2D_matrix_cut_zattere[all_pix
el_acqua_B08[0]])

```

```

#ricava solo le B11 dell'acqua per tutte le date dalla lista di
matrici principale (tutti i pixel eccetto quelli delle due isole)
start_acqua_B11 = band_11_index
stop_acqua_B11 = len(only_cut_matrix)
step_acqua_B11 = len(band)
all_values_acqua_B11 =[]

for all_pixel_acqua_B11 in [range(i, i+step_acqua_B11) for i in
range(start_acqua_B11, stop_acqua_B11, step_acqua_B11)]:

all_values_acqua_B11.append(final_2D_matrix_cut_zattere[all_pix
el_acqua_B11[0]])

#ricava solo le B12 dell'acqua per tutte le date dalla lista di
matrici principale (tutti i pixel eccetto quelli delle due isole)
start_acqua_B12 = band_12_index
stop_acqua_B12 = len(only_cut_matrix)
step_acqua_B12 = len(band)
all_values_acqua_B12 =[]

for all_pixel_acqua_B12 in [range(i, i+step_acqua_B12) for i in
range(start_acqua_B12, stop_acqua_B12, step_acqua_B12)]:

all_values_acqua_B12.append(final_2D_matrix_cut_zattere[all_pix
el_acqua_B12[0]])

##### OPERAZIONI FORMATTAZIONE B08
#trasforma tutte le matrici B08 in liste
all_values_acqua_B08_list = []
for acq_B08_all in all_values_acqua_B08:
    all_values_acqua_B08_list.append(acq_B08_all.flatten())

#rimuove tutti i valori che corrispondono alle zattere B08
all_values_acqua_B08_list_no_zattere = []
for acq_B08_list in all_values_acqua_B08_list:
    all_values_acqua_B08_list_no_zattere.append([x for x in
acq_B08_list if x != 20202]) #valore che identifica la posizione
e maschera le isole

##### OPERAZIONI FORMATTAZIONE B11
#trasforma tutte le matrici B11 in liste
all_values_acqua_B11_list = []
for acq_B11_all in all_values_acqua_B11:
    all_values_acqua_B11_list.append(acq_B11_all.flatten())

#rimuove tutti i valori che corrispondono alle zattere B11
all_values_acqua_B11_list_no_zattere = []
for acq_B11_list in all_values_acqua_B11_list:
    all_values_acqua_B11_list_no_zatterè.append([x for x in
acq_B11_list if x != 20202]) #valore che identifica la posizione
e maschera le isole

##### OPERAZIONI FORMATTAZIONE B12
#trasforma tutte le matrici B12 in liste
all_values_acqua_B12_list = []
for acq_B12_all in all_values_acqua_B12:

```

```

all_values_acqua_B12_list.append(acq_B12_all.flatten())

#rimuove tutti i valori che corrispondono alle zattere B12
all_values_acqua_B12_list_no_zattere = []
for acq_B12_list in all_values_acqua_B12_list:
    all_values_acqua_B12_list_no_zattere.append([x for x in
acq_B12_list if x != 20202]) #valore che identifica la posizione
e maschera le isole

%% OPERAZIONI PER IL PLOT DEI GRAFICI B08 E B11 NORMALIZZATE CON
L'ACQUA (MASSIMI)
#####
#####
#RAPPORTO NORMALIZZATO CON L'ACQUA B08 e B11-ISOLA_1 E B08 e B11-
ACQUA      !!!(PRIMA ISOLA)!!!

#Ricava i massimi delle due isole della B08 e B11
val_max_B08_1 = []
val_max_B11_1 = []
val_max_B12_1 = []

#i valori medi dell'acqua saranno validi per entrambe le isole
val_mean_B08_ACQUA = []
val_mean_B11_ACQUA = []
val_mean_B12_ACQUA = []

for pl_MAX in range(len(plt_3x3_1_MAX)):
    val_max_B08_1.append(plt_3x3_1_MAX[pl_MAX][band_08_index])
#ricavo i massimi di tutte le B08 dell'isola 1
    val_max_B11_1.append(plt_3x3_1_MAX[pl_MAX][band_11_index])
#ricavo i massimi di tutte le B11 dell'isola 1
    val_max_B12_1.append(plt_3x3_1_MAX[pl_MAX][band_12_index])
#ricavo i massimi di tutte le B12 dell'isola 1

val_mean_B08_ACQUA.append(plt_all_raster_mean[pl_MAX][band_08_i
ndex]) #ricavo i valori medi dell'acqua di tutte le B08

val_mean_B11_ACQUA.append(plt_all_raster_mean[pl_MAX][band_11_i
ndex]) #ricavo i valori medi dell'acqua di tutte le B11

val_mean_B12_ACQUA.append(plt_all_raster_mean[pl_MAX][band_12_i
ndex]) #ricavo i valori medi dell'acqua di tutte le B12

#normalizza tutto con l'acqua (B08) PRIMA ISOLA ---> (B08 - valore
medio acqua della B08 / B08 + valore medio acqua della B08)
B08_Acq_Normalized_1 = []
for B08_norm_1 in range(len(val_max_B08_1)):
    B08_Acq_Normalized_1.append((val_max_B08_1[B08_norm_1] -
val_mean_B08_ACQUA[B08_norm_1]) / (val_max_B08_1[B08_norm_1] +
val_mean_B08_ACQUA[B08_norm_1]))

#normalizza tutto con l'acqua (B11) PRIMA ISOLA ---> (B11 - valore
medio acqua della B11 / B11 + valore medio acqua della B11)
B11_Acq_Normalized_1 = []
for B11_norm_1 in range(len(val_max_B11_1)):

```

```

    B11_Acq_Normalized_1.append((val_max_B11_1[B11_norm_1]      -
val_mean_B11_ACQUA[B11_norm_1]))/(val_max_B11_1[B11_norm_1]  +
val_mean_B11_ACQUA[B11_norm_1]))

#normalizza tutto con l'acqua (B12) PRIMA ISOLA ---> (B12 - valore
medio acqua della B12 / B12 + valore medio acqua della B12)
B12_Acq_Normalized_1 = []
for B12_norm_1 in range(len(val_max_B12_1)):
    B12_Acq_Normalized_1.append((val_max_B12_1[B12_norm_1]      -
val_mean_B12_ACQUA[B12_norm_1]))/(val_max_B12_1[B12_norm_1]  +
val_mean_B12_ACQUA[B12_norm_1]))

#####
#####
#RAPPORTO NORMALIZZATO B08 e B11-ISOLA_2 E B08 e B11-ACQUA
!!!(SECONDA ISOLA)!!!
val_max_B08_2 = []
val_max_B11_2 = []
val_max_B12_2 = []

for pl_MAX in range(len(plt_3x3_2_MAX)):
    val_max_B08_2.append(plt_3x3_2_MAX[pl_MAX][band_08_index])
#ricavo i massimi di tutte le B08 dell'isola 2
    val_max_B11_2.append(plt_3x3_2_MAX[pl_MAX][band_11_index])
#ricavo i massimi di tutte le B11 dell'isola 2
    val_max_B12_2.append(plt_3x3_2_MAX[pl_MAX][band_12_index])
#ricavo i massimi di tutte le B12 dell'isola 2

#normalizza tutto con l'acqua (B08) SECONDA ISOLA ---> (B08 -
valore medio acqua della B08 / B08 + valore medio acqua della
B08)
B08_Acq_Normalized_2 = []
for B08_norm_2 in range(len(val_max_B08_2)): #valore medio
dell'acqua è uguale a quello della prima isola (uso tutto il
raster)
    B08_Acq_Normalized_2.append((val_max_B08_2[B08_norm_2]      -
val_mean_B08_ACQUA[B08_norm_2]))/(val_max_B08_2[B08_norm_2]  +
val_mean_B08_ACQUA[B08_norm_2]))

#normalizza tutto con l'acqua (B11) SECONDA ISOLA ---> (B11 -
valore medio acqua della B11 / B11 + valore medio acqua della
B11)
B11_Acq_Normalized_2 = []
for B11_norm_2 in range(len(val_max_B11_2)):
    B11_Acq_Normalized_2.append((val_max_B11_2[B11_norm_2]      -
val_mean_B11_ACQUA[B11_norm_2]))/(val_max_B11_2[B11_norm_2]  +
val_mean_B11_ACQUA[B11_norm_2]))

#normalizza tutto con l'acqua (B12) SECONDA ISOLA ---> (B12 -
valore medio acqua della B12 / B12 + valore medio acqua della
B12)
B12_Acq_Normalized_2 = []
for B12_norm_2 in range(len(val_max_B12_2)):

```

```

    B12_Acq_Normalized_2.append((val_max_B12_2[B12_norm_2]      -
val_mean_B12_ACQUA[B12_norm_2])/(val_max_B12_2[B12_norm_2]  +
val_mean_B12_ACQUA[B12_norm_2]))

#####
#####
#RAPPORTO NORMALIZZATO B08 e B11-ACQUA E B08 e B11-ACQUA
!!! (NORMALIZZAZIONE DELL'ACQUA)!!!
#B08
#normalizza l'acqua con l'acqua ---> (Tutti i pixel acqua - valore
medio acqua della B08 / Tutti i pixel acqua + valore medio acqua
della B08)
B08_Acq_Normalized_ACQ = []
for itr_B08 in range(len(val_mean_B08_ACQUA)): #valore medio
dell'acqua è uguale a quello della prima isola (uso tutto il
raster)

B08_Acq_Normalized_ACQ.append((all_values_acqua_B08_list_no_zat
tere[itr_B08]
val_mean_B08_ACQUA[itr_B08])/(all_values_acqua_B08_list_no_zatt
ere[itr_B08] + val_mean_B08_ACQUA[itr_B08]))

#B11
#normalizza l'acqua con l'acqua ---> (Tutti i pixel acqua - valore
medio acqua della B11 / Tutti i pixel acqua + valore medio acqua
della B11)
B11_Acq_Normalized_ACQ = []
for itr_B11 in range(len(val_mean_B11_ACQUA)):

B11_Acq_Normalized_ACQ.append((all_values_acqua_B11_list_no_zat
tere[itr_B11]
val_mean_B11_ACQUA[itr_B11])/(all_values_acqua_B11_list_no_zatt
ere[itr_B11] + val_mean_B11_ACQUA[itr_B11]))

#B12
#normalizza l'acqua con l'acqua ---> (Tutti i pixel acqua - valore
medio acqua della B12 / Tutti i pixel acqua + valore medio acqua
della B12)
B12_Acq_Normalized_ACQ = []
for itr_B12 in range(len(val_mean_B12_ACQUA)):

B12_Acq_Normalized_ACQ.append((all_values_acqua_B12_list_no_zat
tere[itr_B12]
val_mean_B12_ACQUA[itr_B12])/(all_values_acqua_B12_list_no_zatt
ere[itr_B12] + val_mean_B12_ACQUA[itr_B12]))

%% PLOTTO I GRAFICI NORMALIZZATI
#colori
from random import randint
colors = []
n = len(folders)
for i in range(n):
    colors.append('#%06X' % randint(0, 0xFFFFFF))

```

```

# PLOT DI ENTRAMBE LE ISOLE (B08 E B11 NORMALIZZATE CON L'ACQUA)
for first_iter_isl in range(len(folders)):
    plt.plot(B11_Acq_Normalized_1[first_iter_isl],
B08_Acq_Normalized_1[first_iter_isl],
color=colors[first_iter_isl], marker = 'v', markersize=14)
    plt.plot(B11_Acq_Normalized_2[first_iter_isl],
B08_Acq_Normalized_2[first_iter_isl],
color=colors[first_iter_isl], marker = 's', markersize=14, label
= list_dates_sorted[first_iter_isl][0])
    #acqua
    plt.plot(B11_Acq_Normalized_ACQ[first_iter_isl],
B08_Acq_Normalized_ACQ[first_iter_isl],
color=colors[first_iter_isl], marker = '+', markersize=8,
linestyle = "")
    plt.xlabel('B11 Water Normalized', fontsize=16)
    plt.ylabel('B08 Water Normalized', fontsize=16)
    plt.suptitle("Sentinel 2: Normalized Bands", fontsize=20,
y=0.91)

#DEFINISCE IL LABEL DELLE ZATTERE, IN COMUNE
handles, labels = plt.gca().get_legend_handles_labels()
point_zatt_1 = Line2D([0], [0], marker='v', color='black',
linestyle = "", label='Zattera 1', markerfacecolor='black',
markersize=10)
point_zatt_2 = Line2D([0], [0], marker='s', color='black',
linestyle = "", label='Zattera 2', markerfacecolor='black',
markersize=10)
point_water = Line2D([0], [0], marker='+', color='black',
linestyle = "", label='Acqua', markersize=7)
handles.extend([point_zatt_1,point_zatt_2, point_water])
plt.legend(handles=handles)

%%PLOT DI ENTRAMBE LE ISOLE (B12 E B11 NORMALIZZATE CON L'ACQUA)
for first_iter_isl in range(len(folders)):
    plt.plot(B11_Acq_Normalized_1[first_iter_isl],
B12_Acq_Normalized_1[first_iter_isl],
color=colors[first_iter_isl], marker = 'v', markersize=14)
    plt.plot(B11_Acq_Normalized_2[first_iter_isl],
B12_Acq_Normalized_2[first_iter_isl],
color=colors[first_iter_isl], marker = 's', markersize=14, label
= list_dates_sorted[first_iter_isl][0])
    #acqua
    plt.plot(B11_Acq_Normalized_ACQ[first_iter_isl],
B12_Acq_Normalized_ACQ[first_iter_isl],
color=colors[first_iter_isl], marker = '+', markersize=8,
linestyle = "")
    plt.xlabel('B11 Water Normalized', fontsize=16)
    plt.ylabel('B12 Water Normalized', fontsize=16)
    plt.suptitle("Sentinel 2: Normalized Bands", fontsize=20,
y=0.91)
    #plt.legend()
    #plt.rc('axes', prop_cycle=(cyclers('color', ['r', 'g', 'b',
'y', 'c', 'm', 'y', 'k'])))
    #plt.xlim([-0.1, 1])
    #plt.ylim([-0.1, 1])

```

```

#DEFINISCE IL LABEL DELLE ZATTERE, IN COMUNE
handles, labels = plt.gca().get_legend_handles_labels()
point_zatt_1 = Line2D([0], [0], marker='v', color='black',
linestyle = "", label='Zattera 1', markerfacecolor='black',
markersize=10)
point_zatt_2 = Line2D([0], [0], marker='s', color='black',
linestyle = "", label='Zattera 2', markerfacecolor='black',
markersize=10)
point_water = Line2D([0], [0], marker='+', color='black',
linestyle = "", label='Acqua', markersize=7)
handles.extend([point_zatt_1,point_zatt_2, point_water])
plt.legend(handles=handles)

%%PLOT GRAFICI NON NORMALIZZATI
for first_iter_tot in range(len(folders)):
    #prima isola
    plt.plot(val_max_B11_1[first_iter_tot],
val_max_B08_1[first_iter_tot], color=colors[first_iter_tot],
marker = 'v', markersize=10, linestyle = "")
    #seconda isola + legenda(date)
    plt.plot(val_max_B11_2[first_iter_tot],
val_max_B08_2[first_iter_tot], color=colors[first_iter_tot],
marker = 's', markersize=10, linestyle = "", label =
list_dates_sorted[first_iter_tot][0])
    #acqua
    plt.plot(all_values_acqua_B11_list_no_zattere[first_iter_tot],
all_values_acqua_B08_list_no_zattere[first_iter_tot],
color=colors[first_iter_tot], marker = 'o', markersize=5,
markerfacecolor='none', linestyle = "")

plt.xlabel('B11', fontsize=16)
plt.ylabel('B08', fontsize=16)
plt.suptitle("Sentinel 2: All Pixels Values", fontsize=20, y =
0.91)
plt.legend()
plt.rc('axes', prop_cycle=(cyclor('color', ['r', 'g', 'b',
'y', 'c', 'm', 'y', 'k'])))
plt.xlim([-10, 300])
plt.ylim([-10, 300])

#DEFINISCE IL LABEL DELLE ZATTERE, IN COMUNE
handles, labels = plt.gca().get_legend_handles_labels()
point_zatt_1 = Line2D([0], [0], marker='v', color='black',
linestyle = "", label='Plastica', markerfacecolor='black',
markersize=8)
point_zatt_2 = Line2D([0], [0], marker='s', color='black',
linestyle = "", label='Plastica + Vegetazione',
markerfacecolor='black', markersize=8)
point_water = Line2D([0], [0], marker='o', color='black',
linestyle = "", label='Acqua', markerfacecolor='none',
markersize=5)
handles.extend([point_zatt_1,point_zatt_2, point_water])
plt.legend(handles=handles)

```

```

#%%STESSO PLOT MA NORMALIZZATO
#normalizza i massimi delle due isole nella B08 e B11
#B08
val_max_B08_1_NORM = [float(i)/sum(val_max_B08_1) for i in
val_max_B08_1]
val_max_B08_2_NORM = [float(i)/sum(val_max_B08_2) for i in
val_max_B08_2]
#B11
val_max_B11_1_NORM = [float(i)/sum(val_max_B11_1) for i in
val_max_B11_1]
val_max_B11_2_NORM = [float(i)/sum(val_max_B11_2) for i in
val_max_B11_2]

#normalizza l'acqua nella B08 e B11
#B08 e B11
all_values_acqua_B08_list_no_zattere_NORM = []
all_values_acqua_B11_list_no_zattere_NORM = []

for norm_acq, len_norm_vect in
zip(range(len(all_values_acqua_B11_list_no_zattere)),
range(len(all_values_acqua_B11_list_no_zattere[0]))):

all_values_acqua_B08_list_no_zattere_NORM.append([float(i)/sum(
all_values_acqua_B08_list_no_zattere[norm_acq] for i in
all_values_acqua_B08_list_no_zattere[norm_acq]])

all_values_acqua_B11_list_no_zattere_NORM.append([float(i)/sum(
all_values_acqua_B11_list_no_zattere[norm_acq] for i in
all_values_acqua_B11_list_no_zattere[norm_acq]])

#PLOT NORMALIZZATO
for first_iter_tot_NORM in range(len(folders)):
    #prima isola
    plt.plot(val_max_B11_1_NORM[first_iter_tot_NORM],
val_max_B08_1_NORM[first_iter_tot_NORM],
color=colors[first_iter_tot_NORM], marker = 'v', markersize=10,
linestyle = "")
    #seconda isola + legenda(date)
    plt.plot(val_max_B11_2_NORM[first_iter_tot_NORM],
val_max_B08_2_NORM[first_iter_tot_NORM],
color=colors[first_iter_tot_NORM], marker = 's', markersize=10,
linestyle = "", label =
list_dates_sorted[first_iter_tot_NORM][0])
    #acqua

plt.plot(all_values_acqua_B11_list_no_zattere_NORM[first_iter_t
ot_NORM],
all_values_acqua_B08_list_no_zattere_NORM[first_iter_tot_NORM],
color=colors[first_iter_tot_NORM], marker = 'o', markersize=5,
markerfacecolor='none', linestyle = "")
plt.xlabel('B11', fontsize=16)
plt.ylabel('B08', fontsize=16)
plt.suptitle("Sentinel 2: All Pixels Values Normalized",
fontsize=20, y = 0.91)
plt.xlim([0, 0.35])

```

```

plt.ylim([0, 0.35])

#DEFINISCE IL LABEL DELLE ZATTERE, IN COMUNE
handles, labels = plt.gca().get_legend_handles_labels()
point_zatt_1 = Line2D([0], [0], marker='v', color='black',
linestyle = "", label='Plastica', markerfacecolor='black',
markersize=8)
point_zatt_2 = Line2D([0], [0], marker='s', color='black',
linestyle = "", label='Plastica + Vegetazione',
markerfacecolor='black', markersize=8)
point_water = Line2D([0], [0], marker='o', color='black',
linestyle = "", label='Acqua', markerfacecolor='none',
markersize=5)
handles.extend([point_zatt_1,point_zatt_2, point_water])
plt.legend(handles=handles)

%%PLOT RELAZIONE TRA BANDE PER LE ISOLE
for relat_island in range(len(folders)):
    #prima isola
    plt.plot(band_s, plt_3x3_1_MAX[relat_island],
color=colors[relat_island], marker = 'v', markersize=6, linestyle
= "")
    #seconda isola + legenda(date)
    plt.plot(band_s, plt_3x3_2_MAX[relat_island],
color=colors[relat_island], marker = 's', markersize=6, linestyle
= "", label = list_dates_sorted[relat_island][0])

plt.xlabel('Bands', fontsize=16)
plt.ylabel('Value of Island Maximum', fontsize=16)
plt.suptitle("Sentinel 2: Islands Bands", fontsize=20, y = 0.91)

#DEFINISCE IL LABEL DELLE ZATTERE, IN COMUNE
handles, labels = plt.gca().get_legend_handles_labels()
point_zatt_1 = Line2D([0], [0], marker='v', color='black',
linestyle = "", label='Plastica', markerfacecolor='black',
markersize=8)
point_zatt_2 = Line2D([0], [0], marker='s', color='black',
linestyle = "", label='Plastica + Vegetazione',
markerfacecolor='black', markersize=8)
handles.extend([point_zatt_1,point_zatt_2])
plt.legend(handles=handles)

%%NORMALIZZA I MASSIMI PER I DATI NEL PLOT
#calcolo i massimi
plt_3x3_1_MAX_Normalized = []
plt_3x3_2_MAX_Normalized = []

#normalizza e converte l'array in una lista
for n_norm in range(len(plt_3x3_1_MAX)):

plt_3x3_1_MAX_Normalized.append(preprocessing.normalize([plt_3x
3_1_MAX[n_norm]]).tolist())

plt_3x3_2_MAX_Normalized.append(preprocessing.normalize([plt_3x
3_2_MAX[n_norm]]).tolist())

```

```

%%PLOT RELAZIONE TRA BANDE PER LE ISOLE NORMALIZZATE
for relat_island in range(len(folders)):
    #prima isola
    plt.plot(band_s, plt_3x3_1_MAX_Normalized[relat_island][0],
color=colors[relat_island], marker = 'v', markersize=6, linestyle
= "")
    #seconda isola + legenda(date)
    plt.plot(band_s, plt_3x3_2_MAX_Normalized[relat_island][0],
color=colors[relat_island], marker = 's', markersize=6, linestyle
= "", label = list_dates_sorted[relat_island][0])

plt.xlabel('Bands', fontsize=16)
plt.ylabel('Value of Island Maximum Normalized', fontsize=16)
plt.suptitle("Sentinel 2: Islands Bands Normalized",
fontsize=20, y = 0.91)

#DEFINISCE IL LABEL DELLE ZATTERE, IN COMUNE
handles, labels = plt.gca().get_legend_handles_labels()
point_zatt_1 = Line2D([0], [0], marker='v', color='black',
linestyle = "", label='Plastica', markerfacecolor='black',
markersize=8)
point_zatt_2 = Line2D([0], [0], marker='s', color='black',
linestyle = "", label='Plastica + Vegetazione',
markerfacecolor='black', markersize=8)
handles.extend([point_zatt_1,point_zatt_2])
plt.legend(handles=handles)

%%FA LA MEDIA DELL'INTERO RASTER ECCETTO I VALORI DELLE DUE
MATRICI 3X3
#CONDIZIONE DA SODDIFARE
#####
comp_result_0_1 =[]
for ln_bands in range(len(mean_all_raster)):
    if mean_all_raster[ln_bands] < matrix_3x3_val_1_MAX[ln_bands]
< matrix_3x3_val_2_MAX[ln_bands]:
        comp_result_0_1.append(1)
    else:
        comp_result_0_1.append(0)
#####

start_TOT = [band_02_index, band_03_index, band_04_index,
band_05_index, band_06_index, band_07_index, band_08_index,
band_8A_index, band_11_index, band_12_index]

#crea un vettore contenente le bande e corrispondente a
comp_result_0_1 --> 10 bande * lunghezza date
list_of_all_bands = (band * len(lista_date_df_sorted))

#riordina le bande per farle combaciare con il vettore
comp_result_0_1
BANDS_vector =[]
for strt_bnd in start_TOT:
    for all_BND_TOT in [range(i, i+step_1) for i in range(strt_bnd,
len(list_of_all_bands), step_1)]:
        BANDS_vector.append(list_of_all_bands[all_BND_TOT[0]])

```

```

comp_result_0_1_BANDS = [comp_result_0_1[i:i + len(band)] for i
in range(0, len(comp_result_0_1), len(band))]

#riordina tutto per bande
#trasformo in array
comp_result_0_1_BANDS_arr = np.array(comp_result_0_1_BANDS)

#transpose
#facendo la trasposta, ottengo un vettore che ha una lunghezza
pari al numero di bande e ogni vettore al suo interno ha una
lunghezza pari al numero di date
comp_result_0_1_BANDS_trspose = comp_result_0_1_BANDS_arr.T

#array to list
comp_result_0_1_BANDS_PLT =
comp_result_0_1_BANDS_trspose.tolist()

%% PLOT ISTOGRAMMA
# initialize labels list
for val_hist in range(len(comp_result_0_1_BANDS_PLT)):
    # add a bar to the plot
    plt.bar(band[val_hist],
    (sum(comp_result_0_1_BANDS_PLT[val_hist])))
    plt.title('Counts for all dates', fontsize=16)
    plt.xlabel('Bands', fontsize=16)
    plt.ylabel('Counts (number of dates)', fontsize=16)

%%CALCOLA LE % TRA LE DIFFERENZE DEI VALORI MASSIMI DELLE DUE
ISOLE SOLO QUANDO DANNO VALORE 1 (= LA CONDIZIONE E' SODDIFATTA)
#crea una lista con i soli valori con l'eq soddisfatta (= 1)
#trova l'indice dei valori 1
true_index = [i for i, x in enumerate(comp_result_0_1) if x ==
1]

#trova i valori mediante gli indici
def findElements(lst1, lst2):
    return [lst1[i] for i in lst2]

#--> ZATTERA 1
true_values_1 = (findElements(matrix_3x3_val_1_MAX, true_index))

#--> ZATTERA 2
true_values_2 = (findElements(matrix_3x3_val_2_MAX, true_index))

#--> ACQUA
true_values_ACQ = (findElements(mean_all_raster, true_index))

#--> BANDE (trova le bande che corrispondo all'eq soddisfatta)
true_values_BANDS = (findElements(list_of_all_bands,
true_index))

#--> DATE (trova le date che corrispondo all'eq soddisfatta)
true_values_DATES = (findElements(lista_date_sorted,
true_index))

```

```

#trova le percentuali di differenza tra i valori MAX delle due
zattere
def get_change(current, previous):
    if current == previous:
        return 100.0
    try:
        return ((current - previous) / previous) * 100.0
    except ZeroDivisionError:
        return 0

#--> differenza % (isola 2 vs isola 1)
percen_lvs2 = []
for tr_vl_ in range(len(true_values_1)):
    percen_lvs2.append(get_change(true_values_2[tr_vl_],
true_values_1[tr_vl_]))

#trova le percentuali di differenza tra i valori MAX della prima
zattera (plastica) e la media dell'acqua
#--> differenza % (isola 1 vs acqua)
percen_lvsACQ = []
for tr_vl_AQ in range(len(true_values_ACQ)):
    percen_lvsACQ.append(get_change(true_values_1[tr_vl_AQ],
true_values_ACQ[tr_vl_AQ]))

%%CALCOLA LA % DEL NUMERO DI RIUSCITI RISPETTO AL NUMERO DI DATE
#trova le percentuali
def get_percent(crt, prv):
    if crt == prv:
        return 100.0
    try:
        return ((crt * 100) / prv)
    except ZeroDivisionError:
        return 0

#trova le percentuali dei count rispetto al numero di date
(ndate=nmax)
#--> % dei counts
percen_counts = []
for tr_vl_cnt in range(len(comp_result_0_1_BANDS_PLT)):

percen_counts.append((get_percent(sum(comp_result_0_1_BANDS_PLT
[tr_vl_cnt]), len(lista_date_df_sorted)))) #+100 perchè la
funzione mi da i reciproci

%%CREA UN DATAFRAME CON TUTTI I DATI ORDINATI
#genera un dataframe per il plot
# and merge them by using zip().
list_of_tuples = list(zip(true_values_BANDS, percen_lvs2,
percen_lvsACQ, true_values_DATES))

# Converting lists of tuples into
# pandas Dataframe.

```

```

df_count = pd.DataFrame(list_of_tuples, columns = ['Bands', '%
Plastica VS Plastica + Vegetazione', '% Plastica VS Media Acqua',
'Dates'])

%%PLOTTA LA TABELLA CON I VALORI RICAVATI !!!UNA TABELLA PER
BANDA
for plt_all_vl in band:
#define figure and axes
fig, ax = plt.subplots()

#hide the axes
fig.patch.set_visible(False)
ax.axis('off')
ax.axis('tight')

#crea la tabella
my_plt_table = ax.table(cellText=df_count.loc[df_count.Bands ==
plt_all_vl].values, colLabels=df_count.loc[df_count.Bands ==
plt_all_vl].columns, loc='center')

#display table
fig.tight_layout()
my_plt_table.scale(1,2)
my_plt_table.auto_set_font_size(False)
my_plt_table.set_fontsize(15)
plt.suptitle(plt_all_vl, fontsize=20)
plt.show()

%%CREA LA MEDIA DELLE DIFFERENZE PERCENTUALE PER OGNI BANDA PER
TUTTE LE DATE
mean_all_dif_val = []
#genera una lista con lunghezza pari al numero di bande che
contiene la media delle % di differenze delle date
for mean_df_bnd in band:
mean_all_dif_val.append(df_count.loc[df_count.Bands ==
mean_df_bnd].mean(axis = 0).round(decimals = 1).tolist()) #.round
per rimuovere i troppi decimali

#aggiunge la componente % counts a tutti i vettori all'interno
del vettore mean_all_dif_val
for mean_df_count in range(len(mean_all_dif_val)):
mean_all_dif_val[mean_df_count].insert(0,
percen_counts[mean_df_count])

#aggiunge alla lista delle medie % il nome della colonna
mean_all_dif_val.insert(0, ["% Counts", "% Plastica VS Plastica
+ Vegetazione", "% Plastica VS Media Acqua"])

%% modifica il vettore band

#definisce la funzione
band_mod = []
band_mod = ['Bande'] + band

```

```

###PLOT DELLA TABELLA DELLE MEDIE DELLE %
#plotta una tabella con le medie delle %
fig, ax = plt.subplots()
#hide the axes
fig.patch.set_visible(False)
ax.axis('off')
ax.axis('tight')
#creo la tabella
my_plt_table = ax.table(cellText = mean_all_dif_val, rowLabels =
band_mod, loc='center')

#display table
fig.tight_layout()
my_plt_table.scale(1,1)
my_plt_table.auto_set_font_size(False)
my_plt_table.set_fontsize(15)
plt.suptitle('Media delle differenze in % per tutte le date',
fontsize=20, y = 0.79)
plt.show()

#####
TABELLA CON TUTTI I VALORI, NON TENGO CONTO DELL'EQUAZIONE
#trova le differenze % tra tutti i valori
#--> differenza % (isola2 VS acqua) TUTTI I VALORI
percen_2vsACQ_ALL = []
for tr_vl_all in range(len(mean_all_raster)):

percen_2vsACQ_ALL.append(get_change(matrix_3x3_val_2_MAX[tr_vl_
all], mean_all_raster[tr_vl_all]))
#--> differenza % (isola1 VS acqua) TUTTI I VALORI
percen_1vsACQ_ALL = []
for tr_vl_AQ_all in range(len(mean_all_raster)):

percen_1vsACQ_ALL.append(get_change(matrix_3x3_val_1_MAX[tr_vl_
AQ_all], mean_all_raster[tr_vl_AQ_all]))

###CREA UN DATAFRAME
#genera un dataframe per il plot
list_of_tuples_all = list(zip(list_of_all_bands,
percen_2vsACQ_ALL, percen_1vsACQ_ALL, lista_date_sorted))

#Converting lists of tuples into
#pandas Dataframe.
df_count_all = pd.DataFrame(list_of_tuples_all, columns =
['Bands', '% Plastica + Vegetazione VS Media Acqua', '% Plastica
VS Media Acqua', 'Dates'])

###CREA IL VETTORE PER LA TABELLA
#creo il vettore con tutti i dati
mean_all_dif_val_all = []

#genera una lista con lunghezza pari al numero di bande
for mean_df_bnd_all in band:

```

```

mean_all_dif_val_all.append(df_count_all.loc[df_count_all.Bands
== mean_df_bnd_all].mean(axis = 0).round(decimals = 1).tolist())
#.round per rimuovere i troppi decimali

#aggiunge alla lista delle medie % il nome della colonna
mean_all_dif_val_all.insert(0, ["% Plastica + Vegetazione VS
Media Acqua", "% Plastica VS Media Acqua"])

%%PLOT DELLA TABELLA DELLE MEDIE DELLE % TUTTI I VALORI
fig, ax = plt.subplots()
#hide the axes
fig.patch.set_visible(False)
ax.axis('off')
ax.axis('tight')
#crea la tabella
my_plt_table = ax.table(cellText = mean_all_dif_val_all,
rowLabels = band_mod, loc='center')

#display table
fig.tight_layout()
my_plt_table.scale(1,1)
my_plt_table.auto_set_font_size(False)
my_plt_table.set_fontsize(15)
plt.suptitle('Media delle differenze in % per tutte le date e
tutti i valori', fontsize=20, y = 0.79)
plt.show()

%%PLOT DEI RASTER PER OGNI DATA NORMALIZZATI CON LA MEDIA
DELL'ACQUA
import geopandas as gpd

%% CARICA TUTTI I PUNTI RTK
p_1001 = ('45-02-00.25069N', '10-13-43.67216E')
p_1002 = ('45-01-59.79235N', '10-13-43.75664E')
p_1003 = ('45-02-00.09687N', '10-13-44.33879E')
p_1004 = ('45-02-00.36634N', '10-13-44.05919E')
p_1005 = ('45-01-59.28034N', '10-13-48.91805E')
p_1006 = ('45-01-59.07523N', '10-13-49.19391E')
p_1007 = ('45-01-59.43840N', '10-13-49.74375E')
p_1008 = ('45-01-59.65735N', '10-13-49.41425E')

data = [p_1001, p_1002, p_1003, p_1004, p_1005, p_1006, p_1007,
p_1008]
df_GPS_RTK = pd.DataFrame(data, columns = ['lat','lon'])

#riproiezione da seessagesimali in decimali
latitudine_RTK = []
for latitude in df_GPS_RTK['lat']:
    N = 'N' in latitude
    d, m, s = map(float, latitude[:-1].split('-'))
    latitudine_RTK.append((d + m / 60. + s / 3600.) * (1 if N else
-1))

longitude_RTK = []

```

```

for longitude in df_GPS_RTK['lon']:
    E = 'E' in longitude
    d, m, s = map(float, longitude[:-1].split('-'))
    longitude_RTK.append((d + m / 60. + s / 3600.) * (1 if E else -
1))

#sovrascrive il vecchio dataframe con i nuovi dati
data = [latitudine_RTK, longitude_RTK]
df_GPS_RTK = pd.DataFrame({'lat': latitudine_RTK, 'lon':
longitude_RTK})

%%RIPROIETTA I PUNTI NEL CORRETTO SISTEMA DI RIFERIMENTO
#list to dataframe
GPS_dataframe_plot = df_GPS_RTK

#cambia il sistema di riferimento
inProj = Proj(init='epsg:4326')
outProj = Proj(init='epsg:32632')
def towgs84(row):
    return pd.Series(transform(inProj, outProj, row["lon"],
row["lat"]))

#nuovo dataframe
wsg84_GPS_dataframe = GPS_dataframe_plot.apply(towgs84, axis=1)

%%RIMUOVE GLI ZERI DEL RITAGLIO DALLE MATRICI
#carica tutti i percorsi delle immagini in una lista
folders_res = glob.glob('D:\\Franz\\unipd 2021-
22\\TESI\\Po_Basin\\results\\Clip_Sentinel_res\\*')
imagenames_list_res_sorted = []
for folder_r in folders_res:
    imagenames_list_res_sorted.append(folder_r)

#maschera gli zeri
final_2D_matrix_cut = []
for l_res in range(len(imagenames_list_res_sorted)):
    with rasterio.open(imagenames_list_res_sorted[l_res]) as
src:
        arr1 = (np.delete(src.read(1), 0,0)) #maschero gli zeri
dalle matrici (prima riga)
        arr1 = (np.delete(arr1, 10,0)) #maschero gli zeri dalle
matrici (ultima riga)
        arr1 = (np.delete(arr1, 0,1)) #maschero gli zeri dalle
matrici (prima colonna)
        arr1 = (np.delete(arr1, np.s_[-1:], axis=1)) #maschero gli
zeri dalle matrici (ultima colonna)
        final_2D_matrix_cut.append(arr1)

%%NORMALIZZA CON L'ACQUA TUTTI I RASTERS
#RAPPORTO NORMALIZZATO
#ricava solo le B11
start_B11 = band_11_index
stop_B11 = len(only_cut_matrix)
step_B11 = len(band)

```

```

final_2D_matrix_cut_B11 = []

for find_B11 in [range(i, i+step_B11) for i in range(start_B11,
stop_B11, step_B11)]:

final_2D_matrix_cut_B11.append(final_2D_matrix_cut[find_B11[0]]
)

#ricava solo le B12
start_B12 = band_12_index
stop_B12 = len(only_cut_matrix)
step_B12 = len(band)
final_2D_matrix_cut_B12 = []

for find_B12 in [range(i, i+step_B12) for i in range(start_B12,
stop_B12, step_B12)]:

final_2D_matrix_cut_B12.append(final_2D_matrix_cut[find_B12[0]]
)

#B08
#normalizza tutte le B08 con l'acqua ---> (Tutti i pixel B08 -
valore medio acqua della B08 / Tutti i pixel B08 + valore medio
acqua della B08)
B08_Acq_Normalized_ACQ_RASTER = []
for itr_B08_rst in range(len(val_mean_B08_ACQUA)): #valore medio
dell'acqua è uguale a quello della prima isola (uso tutto il
raster)

B08_Acq_Normalized_ACQ_RASTER.append(((final_2D_matrix_cut_B08[i
tr_B08_rst]
val_mean_B08_ACQUA[itr_B08_rst])/(final_2D_matrix_cut_B08[itr_B
08_rst] + val_mean_B08_ACQUA[itr_B08_rst])))

#B11
#normalizza l'acqua con l'acqua ---> (Tutti i pixel acqua - valore
medio acqua della B11 / Tutti i pixel acqua + valore medio acqua
della B11)
B11_Acq_Normalized_ACQ_RASTER = []
for itr_B11_rst in range(len(val_mean_B11_ACQUA)):

B11_Acq_Normalized_ACQ_RASTER.append(((final_2D_matrix_cut_B11[i
tr_B11_rst]
val_mean_B11_ACQUA[itr_B11_rst])/(final_2D_matrix_cut_B11[itr_B
11_rst] + val_mean_B11_ACQUA[itr_B11_rst])))

#B12
#normalizza l'acqua con l'acqua ---> (Tutti i pixel acqua - valore
medio acqua della B12 / Tutti i pixel acqua + valore medio acqua
della B12)
B12_Acq_Normalized_ACQ_RASTER = []
for itr_B12_rst in range(len(val_mean_B12_ACQUA)):

B12_Acq_Normalized_ACQ_RASTER.append(((final_2D_matrix_cut_B12[i
tr_B12_rst]

```

```
val_mean_B12_ACQUA[ittr_B12_rst])/(final_2D_matrix_cut_B12[ittr_B12_rst] + val_mean_B12_ACQUA[ittr_B12_rst]))
```

```
##% SALVA TUTTE LE B08 RITAGLIATE E NORMALIZZATE CON L'ACQUA COME RASTERS CON LE CORRISPETTIVE DATE:
```

```
#Save clipped imagery
out_meta.update({"driver": "GTiff",
                 "height":
B08_Acq_Normalized_ACQ_RASTER[0].shape[0],
                 "width":
B08_Acq_Normalized_ACQ_RASTER[0].shape[1],
                 "transform": out_transform,
                 "dtype": rasterio.float64})
```

```
for data_img in range(len(lista_date_df_sorted[0])):
    with rasterio.open('D:\\Franz\\unipd 2021-22\\TESI\\Po_Basin\\results\\Clip_Sentinel_res_ACQ_norm\\' +
lista_date_df_sorted[0][data_img] + 'ACQ_NORM_B08.tif', "w",
**out_meta) as dest:
    dest.write(B08_Acq_Normalized_ACQ_RASTER[data_img],
indexes=1)
```

```
##% SALVA TUTTE LE B11 RITAGLIATE E NORMALIZZATE CON L'ACQUA COME RASTERS CON LE CORRISPETTIVE DATE:
```

```
#Save clipped imagery
out_meta.update({"driver": "GTiff",
                 "height":
B11_Acq_Normalized_ACQ_RASTER[0].shape[0],
                 "width":
B11_Acq_Normalized_ACQ_RASTER[0].shape[1],
                 "transform": out_transform,
                 "dtype": rasterio.float64})
```

```
for data_img in range(len(lista_date_df_sorted[0])):
    with rasterio.open('D:\\Franz\\unipd 2021-22\\TESI\\Po_Basin\\results\\Clip_Sentinel_res_ACQ_norm\\' +
lista_date_df_sorted[0][data_img] + 'ACQ_NORM_B11.tif', "w",
**out_meta) as dest:
    dest.write(B11_Acq_Normalized_ACQ_RASTER[data_img],
indexes=1)
```

```
##% SALVA TUTTE LE B12 RITAGLIATE E NORMALIZZATE CON L'ACQUA COME RASTERS CON LE CORRISPETTIVE DATE:
```

```
#Save clipped imagery
out_meta.update({"driver": "GTiff",
                 "height":
B12_Acq_Normalized_ACQ_RASTER[0].shape[0],
                 "width":
B12_Acq_Normalized_ACQ_RASTER[0].shape[1],
                 "transform": out_transform,
                 "dtype": rasterio.float64})
```

```

for data_img in range(len(lista_date_df_sorted[0])):
    with rasterio.open('D:\\Franz\\unipd 2021-22\\TESI\\Po_Basin\\results\\Clip_Sentinel_res_ACQ_norm\\' +
        lista_date_df_sorted[0][data_img] + 'ACQ_NORM_B12.tif', "w",
        **out_meta) as dest:
        dest.write(B12_Acq_Normalized_ACQ_RASTER[data_img],
            indexes=1)

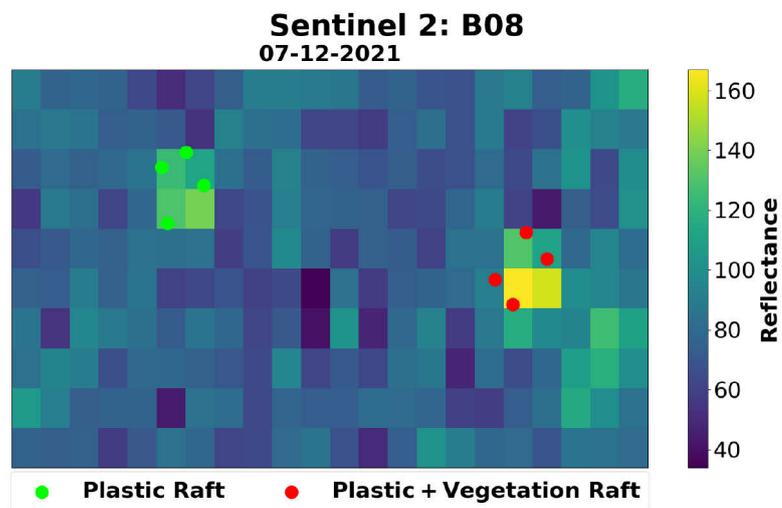
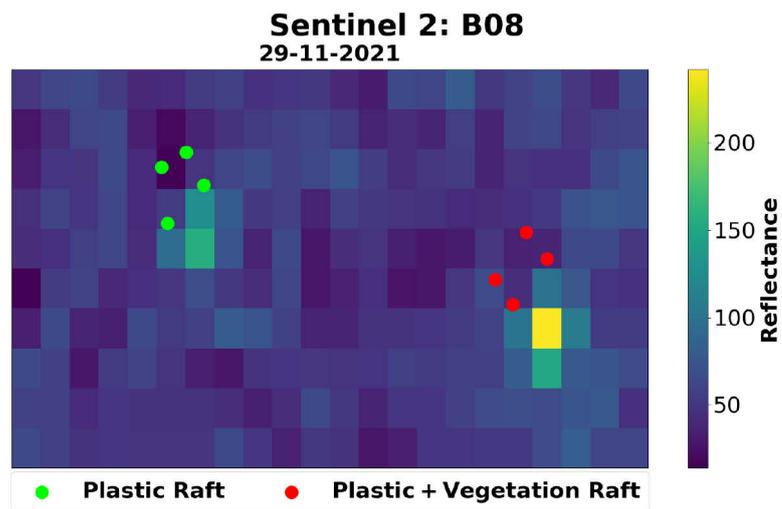
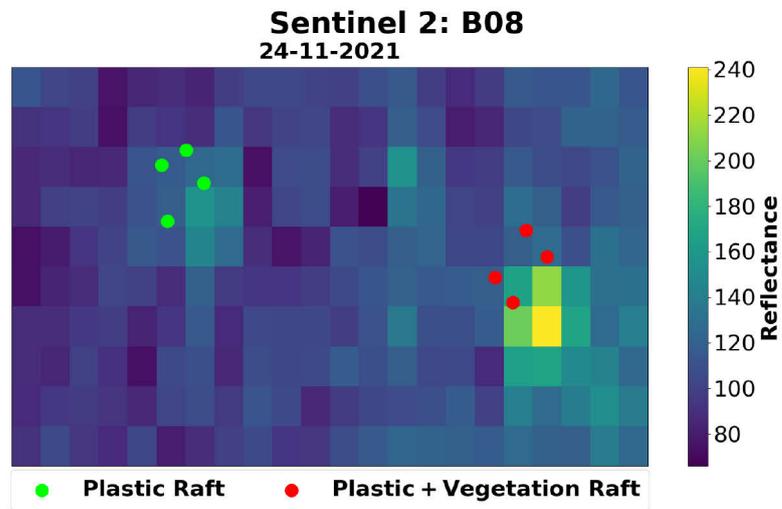
###CARICA I RASTERS E PREPARA IL GEODATABASE
#converte il dataframe in geodatabase
plot_locations_gdf = gpd.GeoDataFrame(wsg84_GPS_dataframe,
    geometry=gpd.points_from_xy(wsg84_GPS_dataframe[0],
    wsg84_GPS_dataframe[1]))

#carica tutti i rasters ritagliati in una lista
clip_rasters = []
for c_rasters in glob.glob('D:\\Franz\\unipd 2021-22\\TESI\\Po_Basin\\results\\Clip_Sentinel_res_ACQ_norm\\*B08.tif'): #scelgo la banda da caricare
    rasters_cl = rioarray.open_rasterio(c_rasters)
    clip_rasters.append(rasters_cl)
### PLOT RASTERS CON PUNTI
#numero di grafici
ncols = 3
nrows = len(clip_rasters) // ncols + (len(clip_rasters) % ncols > 0)

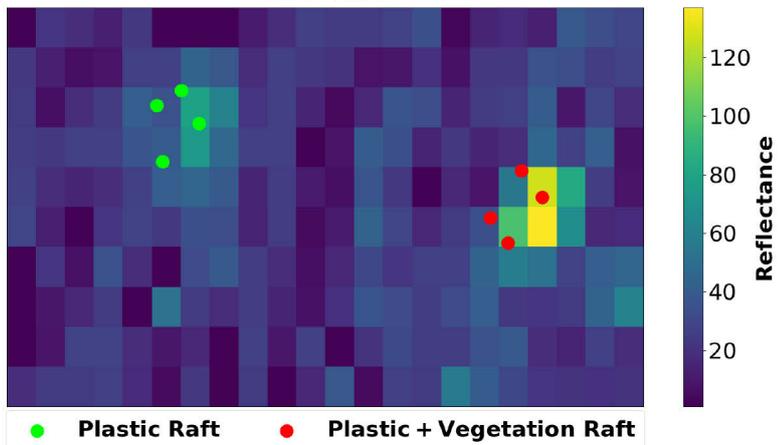
#plot rasters con data
plt.subplots_adjust(hspace=0.5)
plt.suptitle("Sentinel 2: B12 Water Normalized", fontsize=18,
    y=0.95)
#loop
for n, ticker in enumerate(clip_rasters):
    ax = plt.subplot(nrows, ncols, n + 1)
    im = ticker.plot (ax=ax)
    wsg84_GPS_dataframe.plot(ax = ax, x = 0, y= 1, kind =
    'scatter', color = 'red') #plot GPS RTK
    ax.axes.xaxis.set_visible(False)
    ax.axes.yaxis.set_visible(False)
    ax.set_title(lista_date_df_sorted[0][n])

```

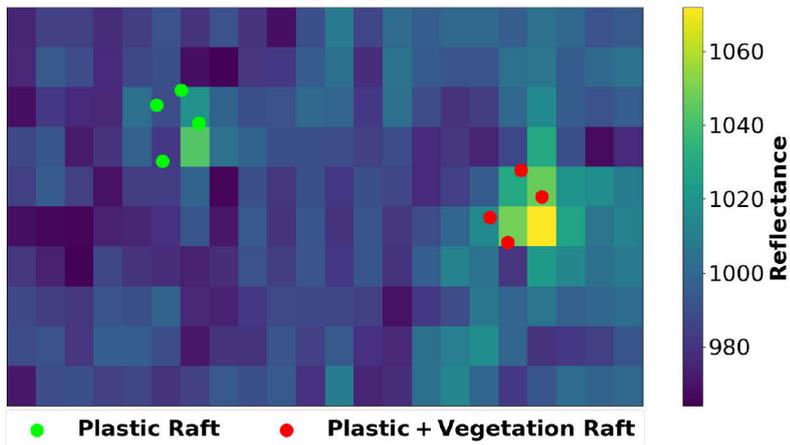

Allegato 3: Analisi temporale dei raster Sentinel 2 (banda 08)



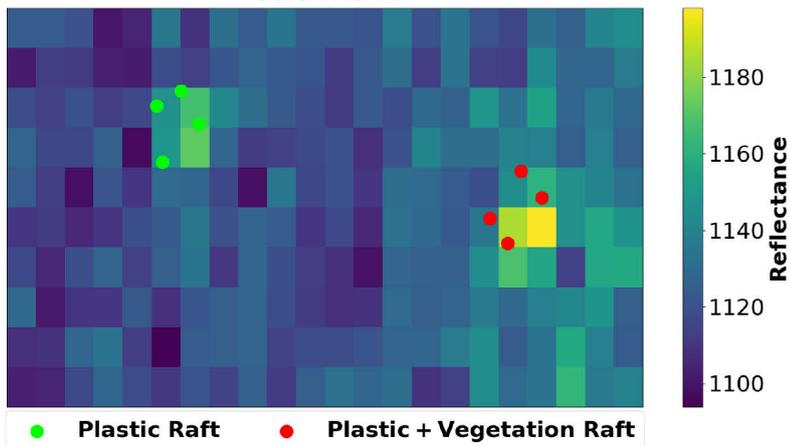
Sentinel 2: B08
13-01-2022



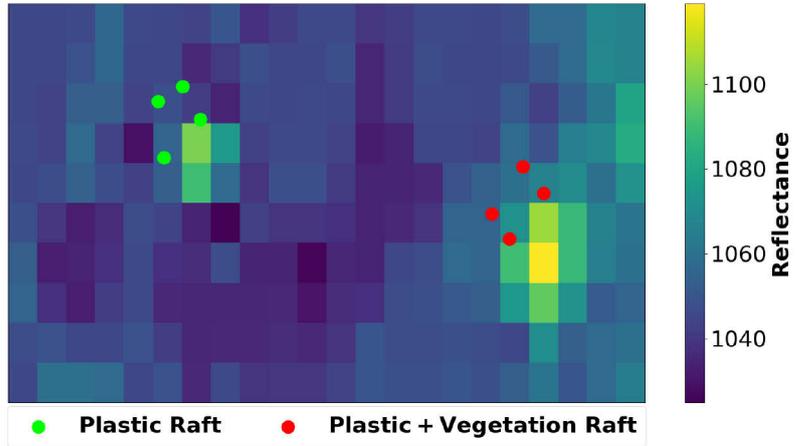
Sentinel 2: B08
02-02-2022



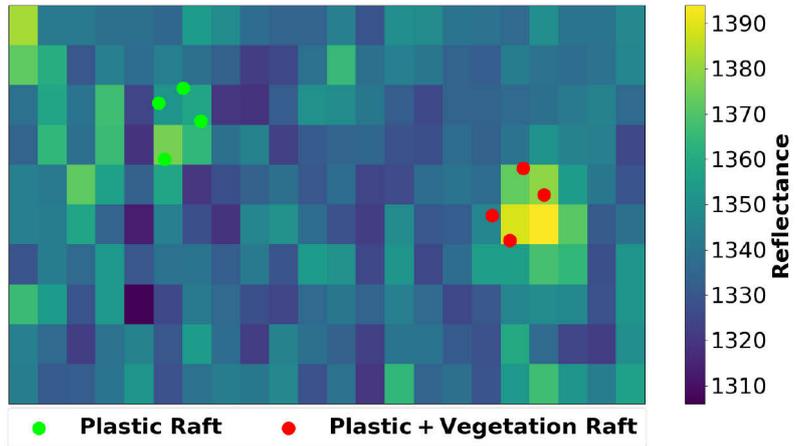
Sentinel 2: B08
07-02-2022



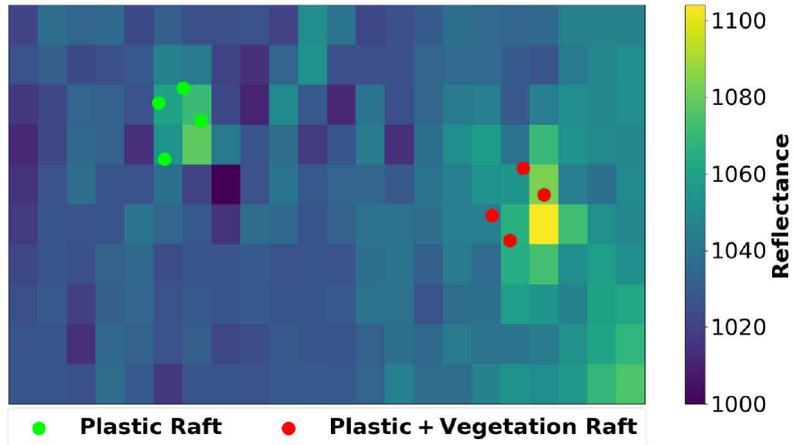
Sentinel 2: B08
12-02-2022



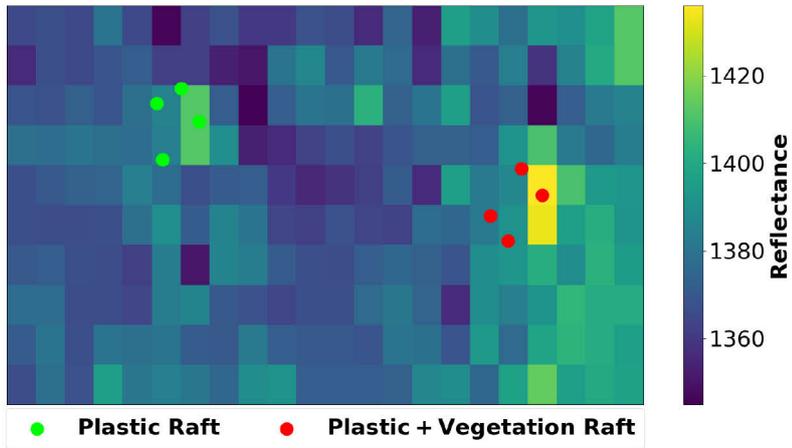
Sentinel 2: B08
25-02-2022



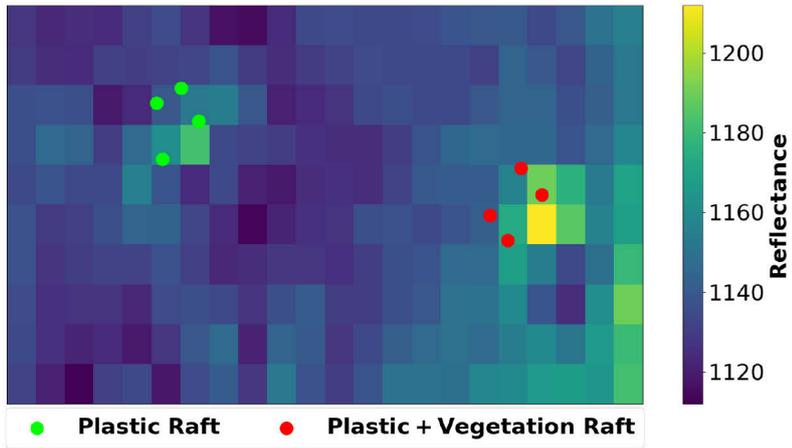
Sentinel 2: B08
27-02-2022



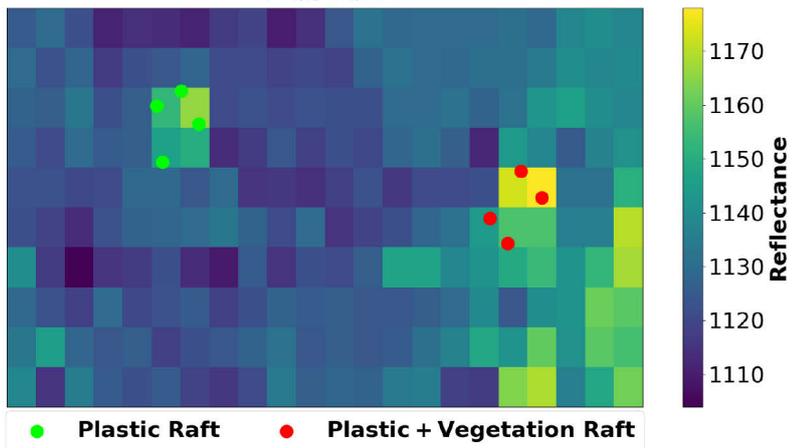
Sentinel 2: B08
02-03-2022



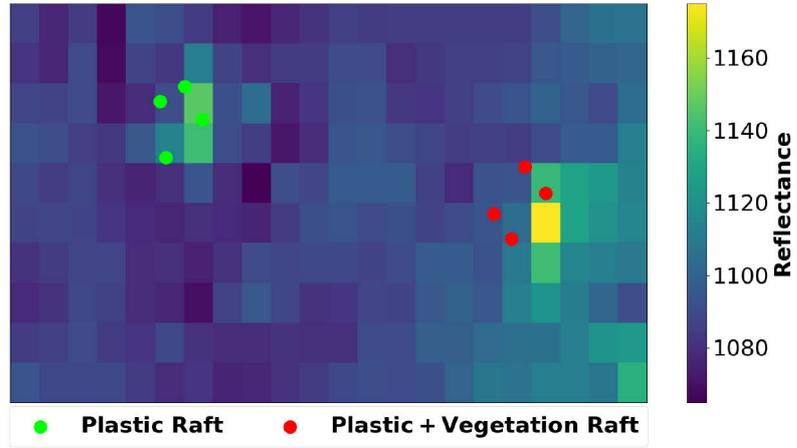
Sentinel 2: B08
09-03-2022



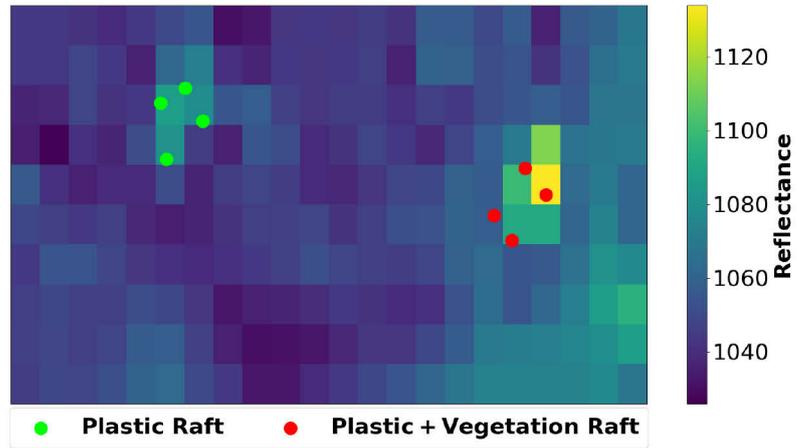
Sentinel 2: B08
22-03-2022



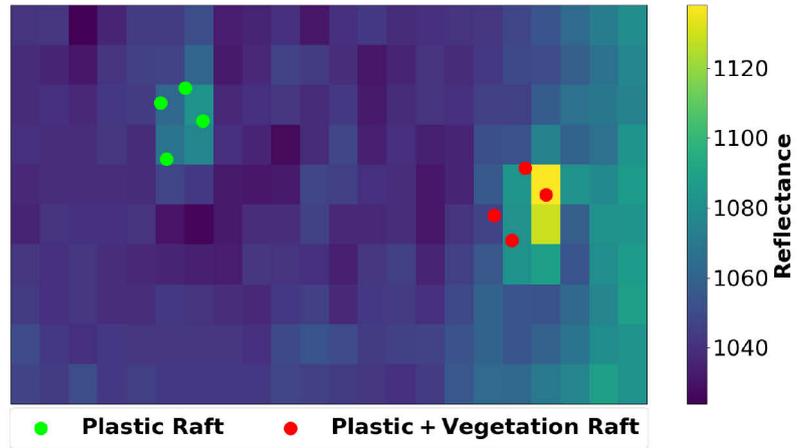
Sentinel 2: B08
24-03-2022



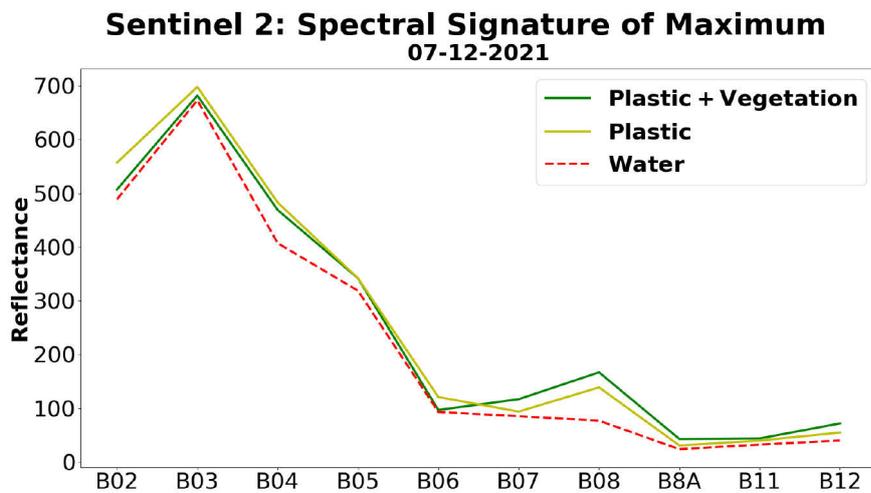
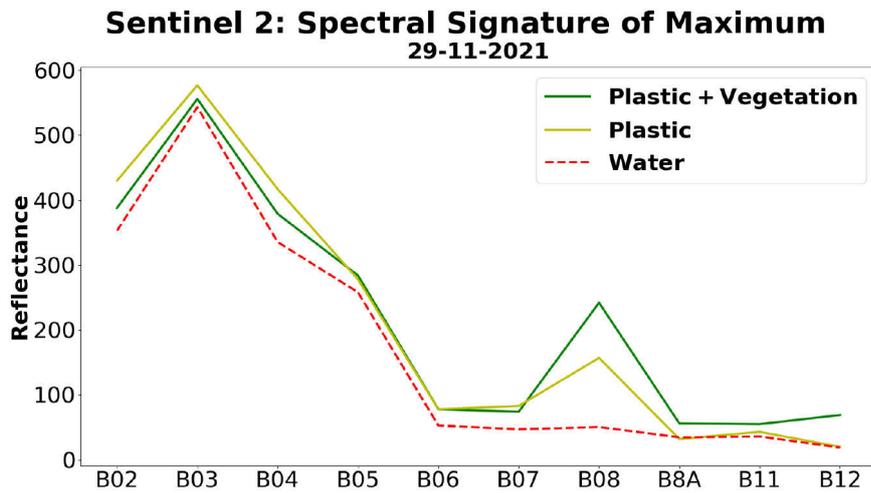
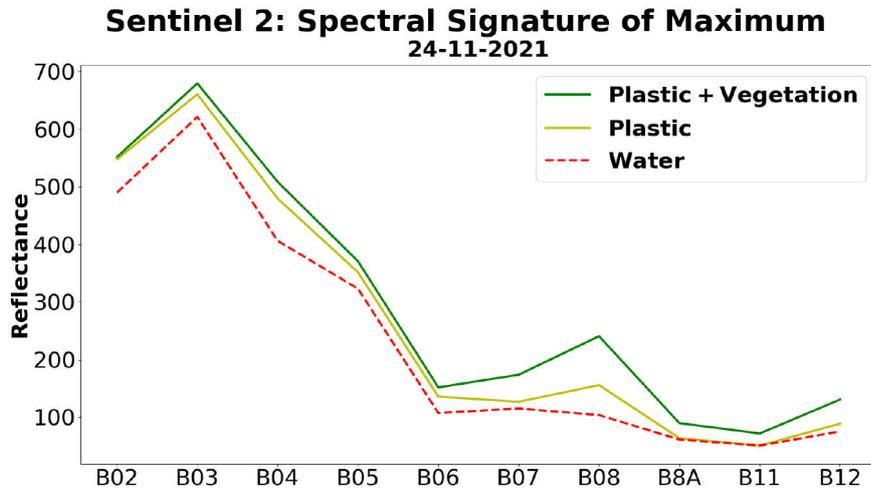
Sentinel 2: B08
11-04-2022



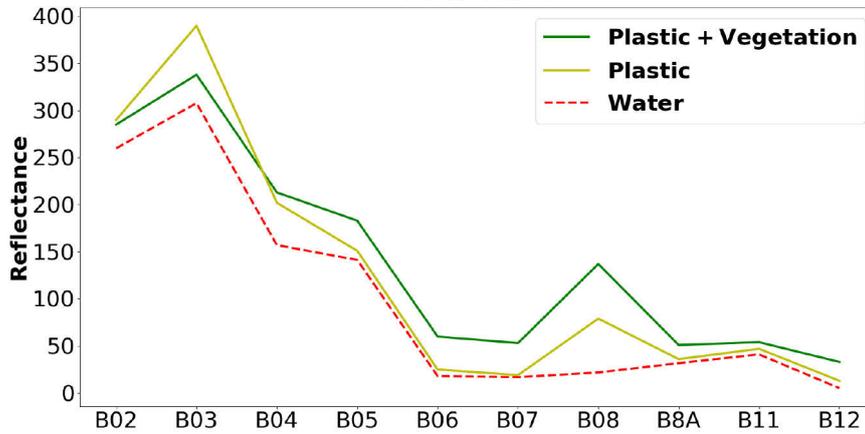
Sentinel 2: B08
18-04-2022



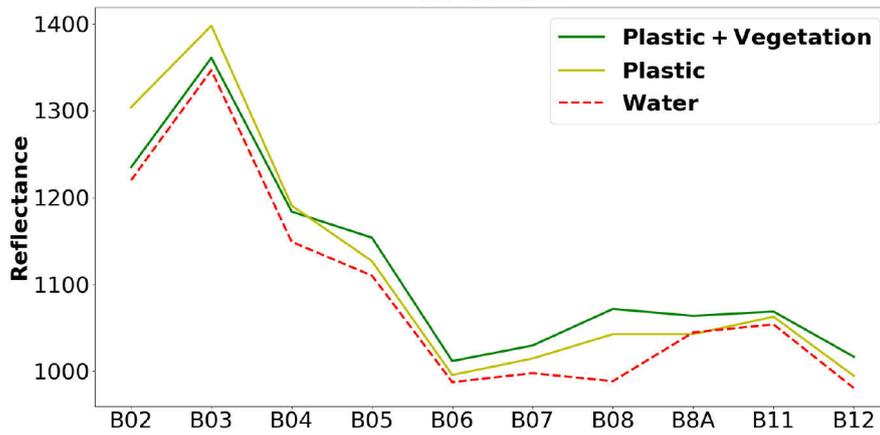
Allegato 4: Firma spettrale dei valori massimi per ogni data



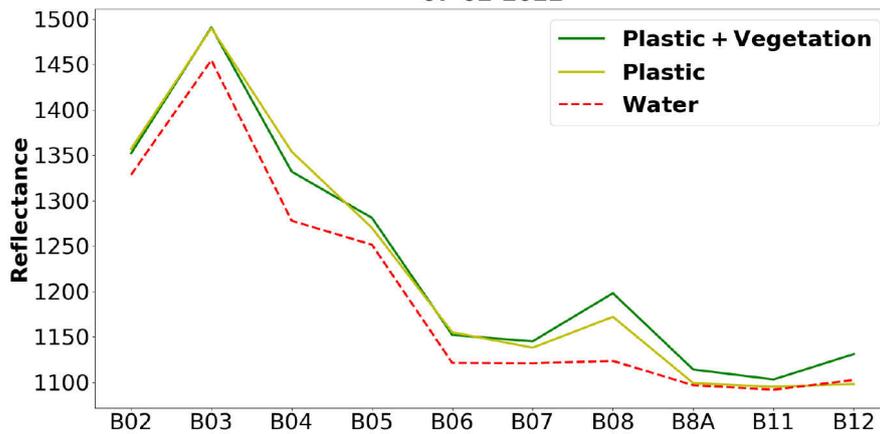
Sentinel 2: Spectral Signature of Maximum
13-01-2022



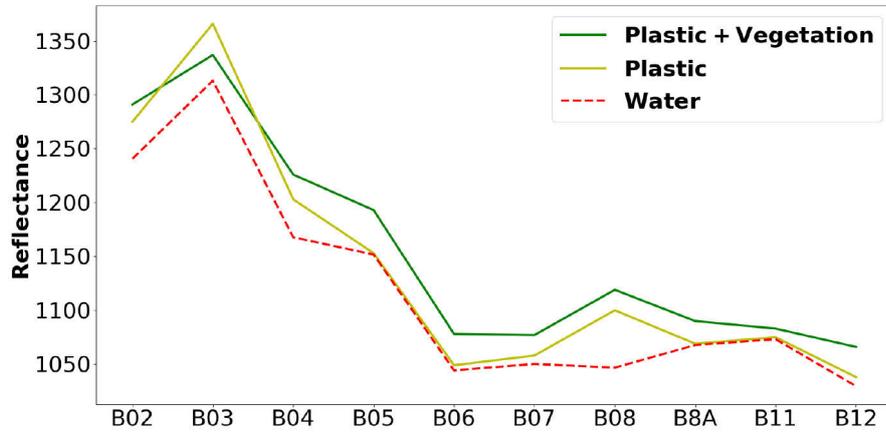
Sentinel 2: Spectral Signature of Maximum
02-02-2022



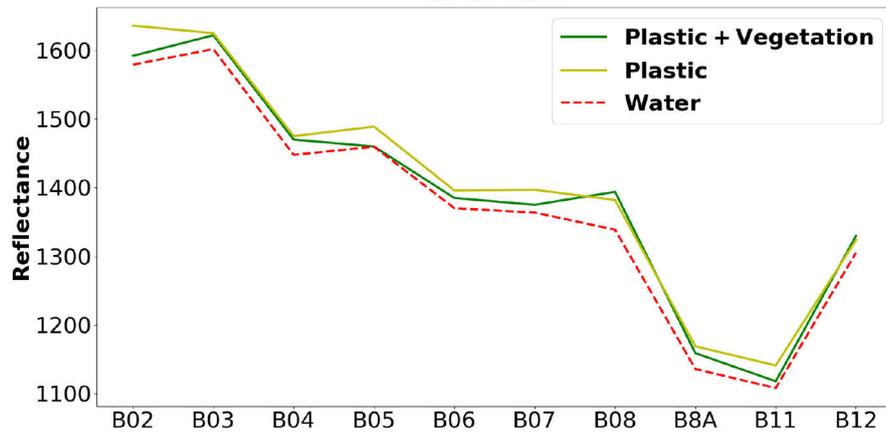
Sentinel 2: Spectral Signature of Maximum
07-02-2022



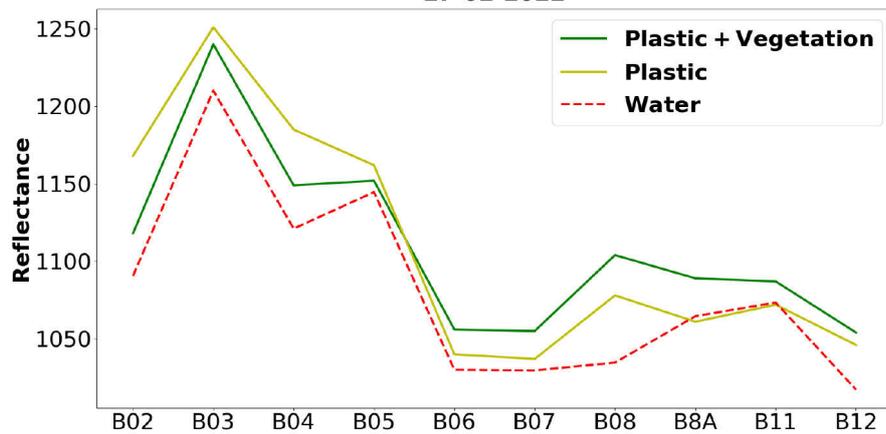
Sentinel 2: Spectral Signature of Maximum
12-02-2022



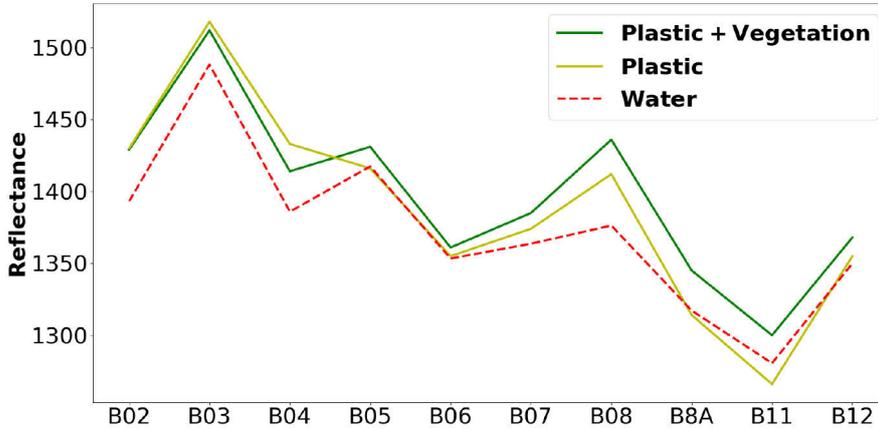
Sentinel 2: Spectral Signature of Maximum
25-02-2022



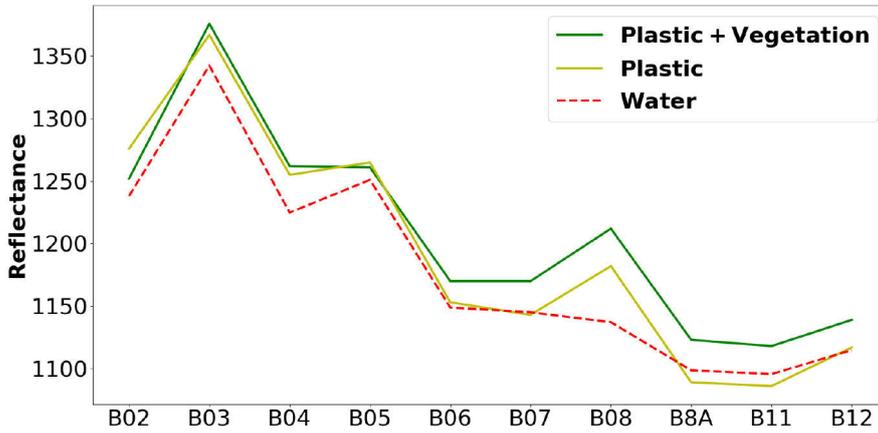
Sentinel 2: Spectral Signature of Maximum
27-02-2022



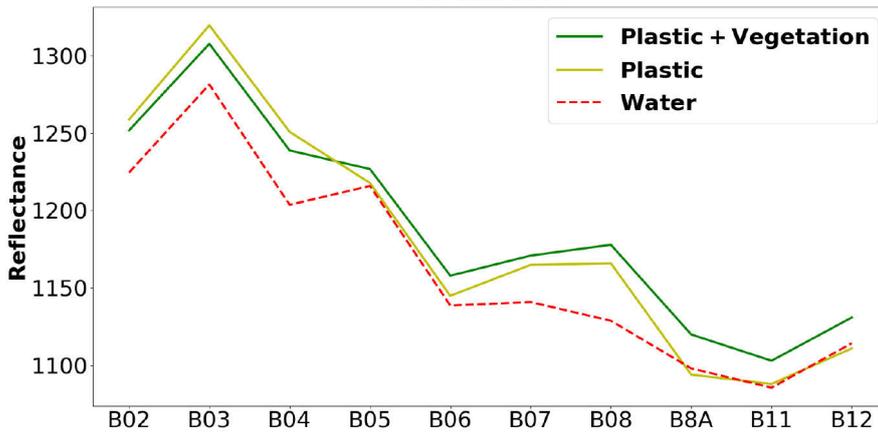
Sentinel 2: Spectral Signature of Maximum
02-03-2022



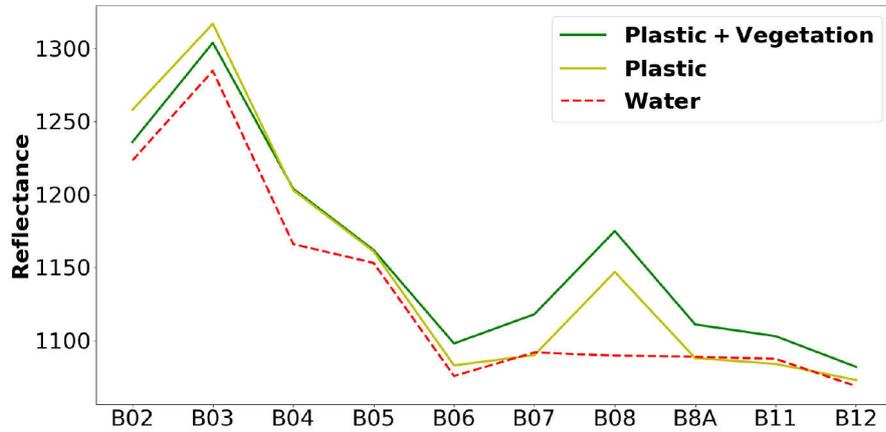
Sentinel 2: Spectral Signature of Maximum
09-03-2022



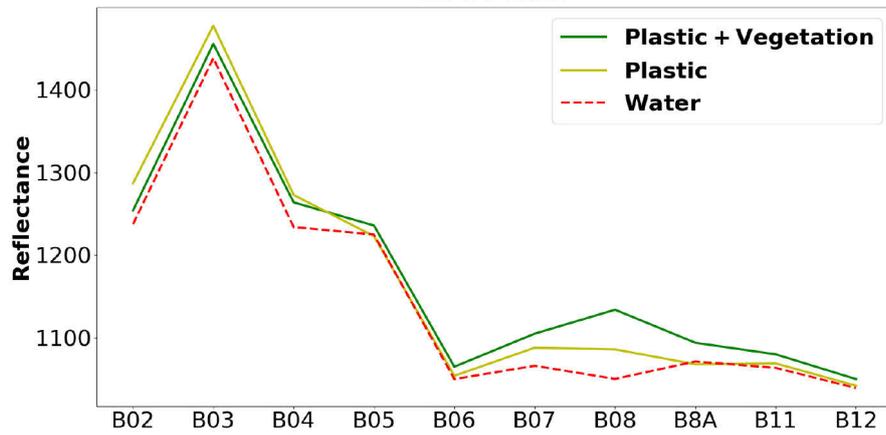
Sentinel 2: Spectral Signature of Maximum
22-03-2022



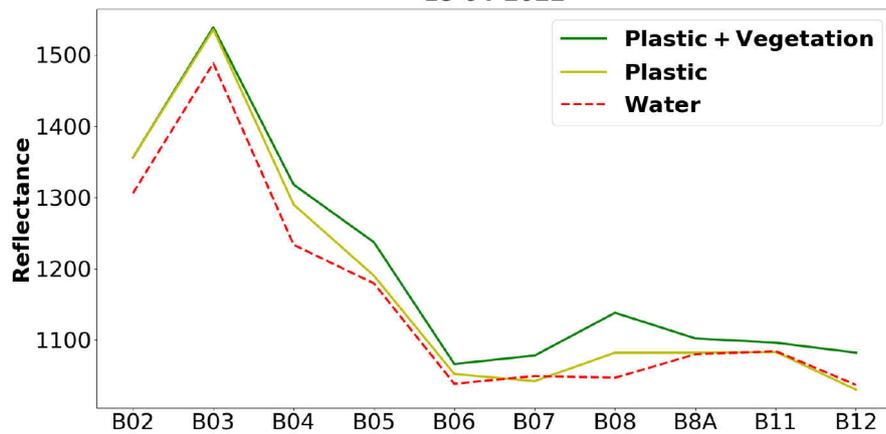
Sentinel 2: Spectral Signature of Maximum
24-03-2022



Sentinel 2: Spectral Signature of Maximum
11-04-2022

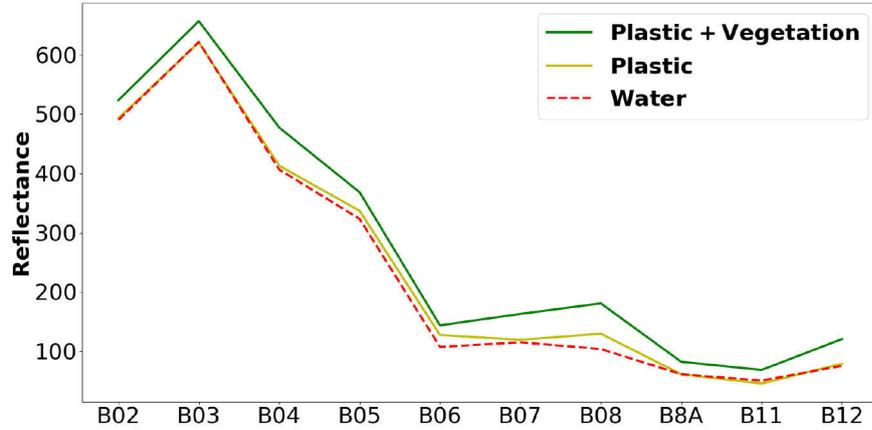


Sentinel 2: Spectral Signature of Maximum
18-04-2022

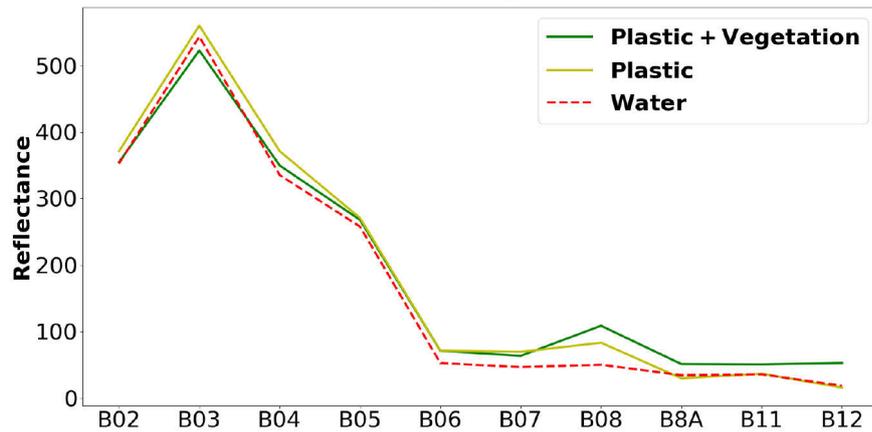


Allegato 5: Firma spettrale dei valori medi per ogni data

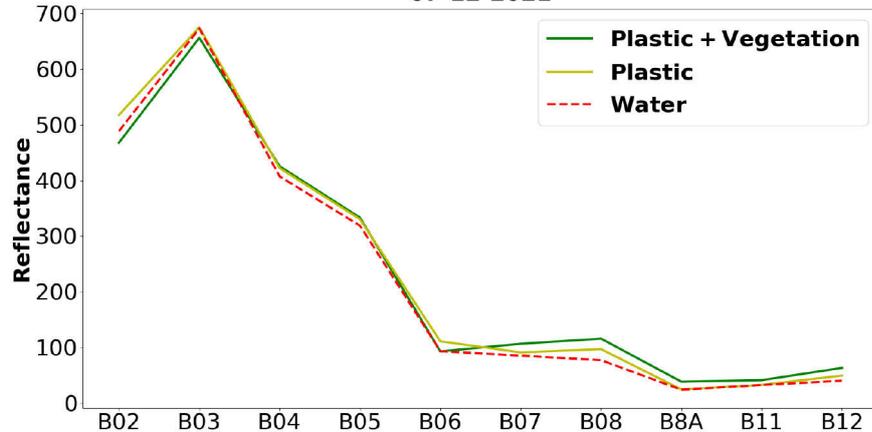
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
24-11-2021



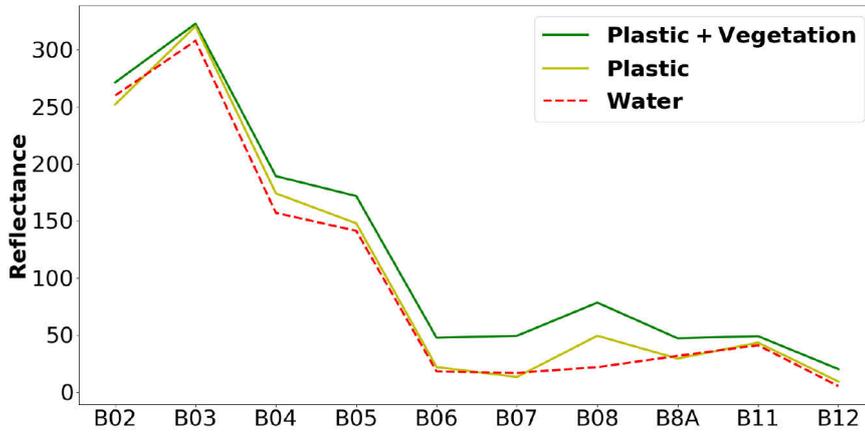
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
29-11-2021



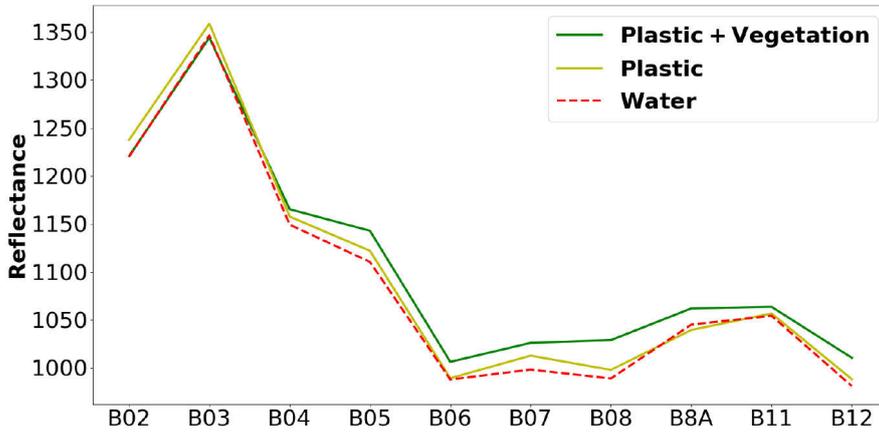
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
07-12-2021



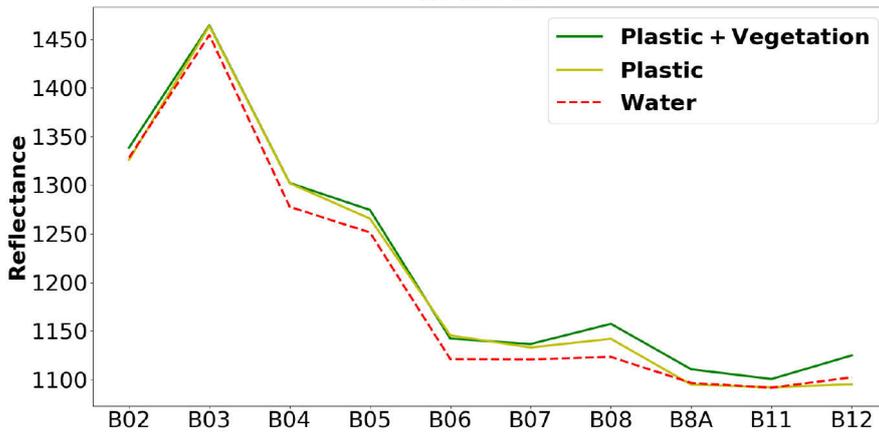
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
13-01-2022



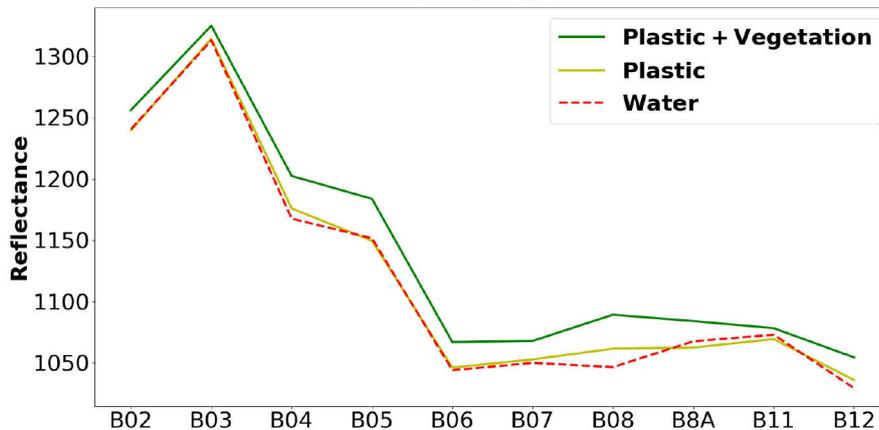
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
02-02-2022



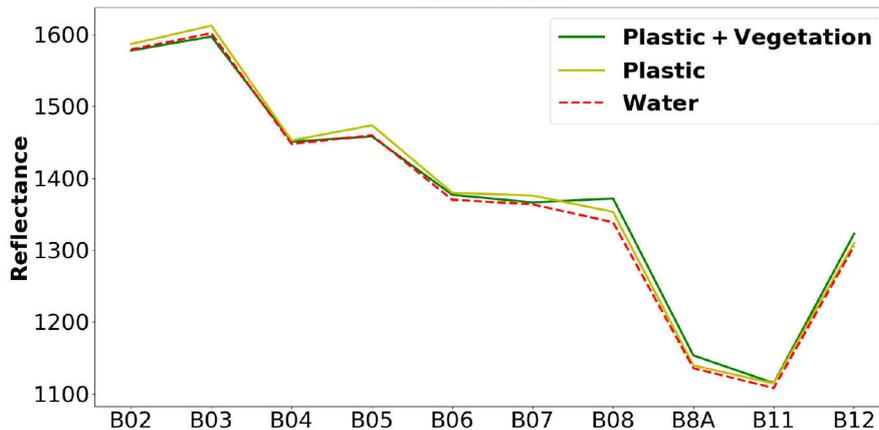
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
07-02-2022



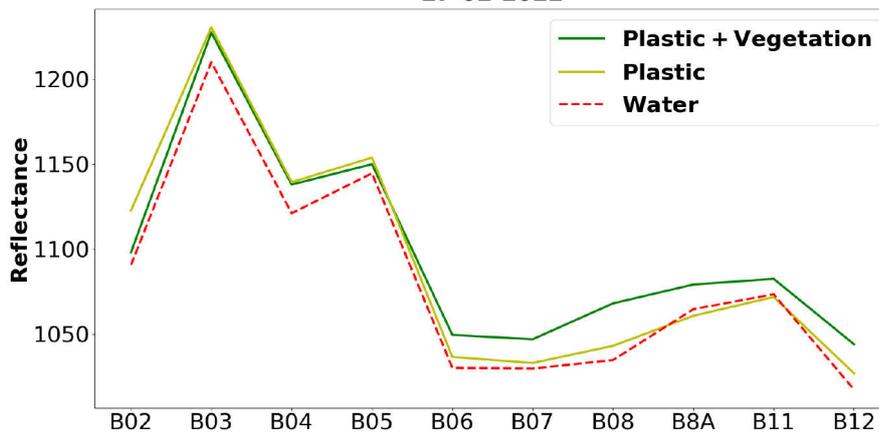
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
12-02-2022



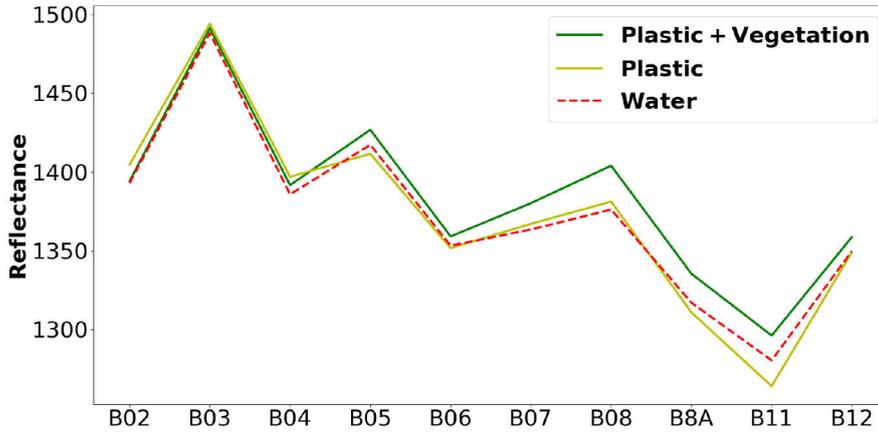
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
25-02-2022



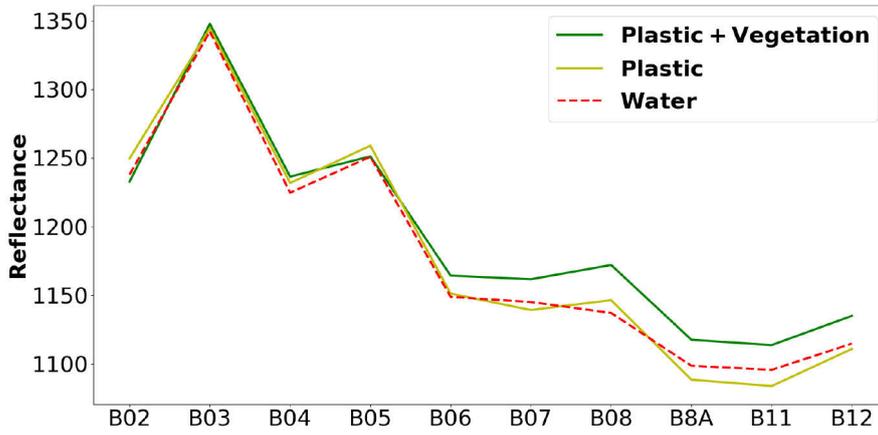
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
27-02-2022



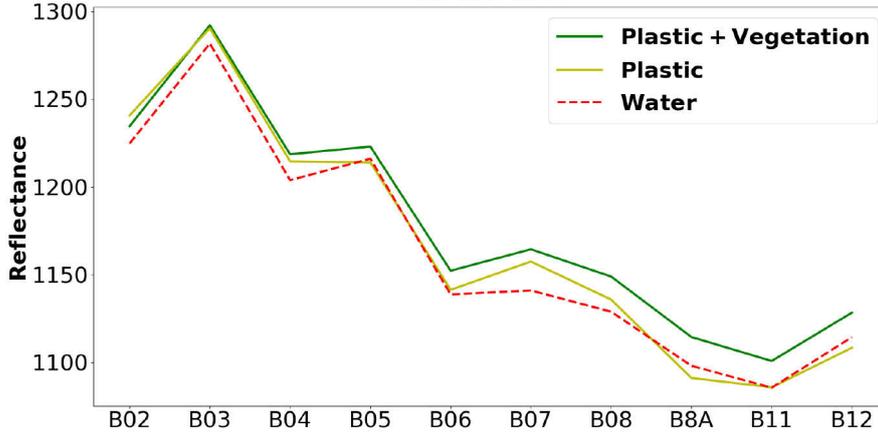
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
02-03-2022



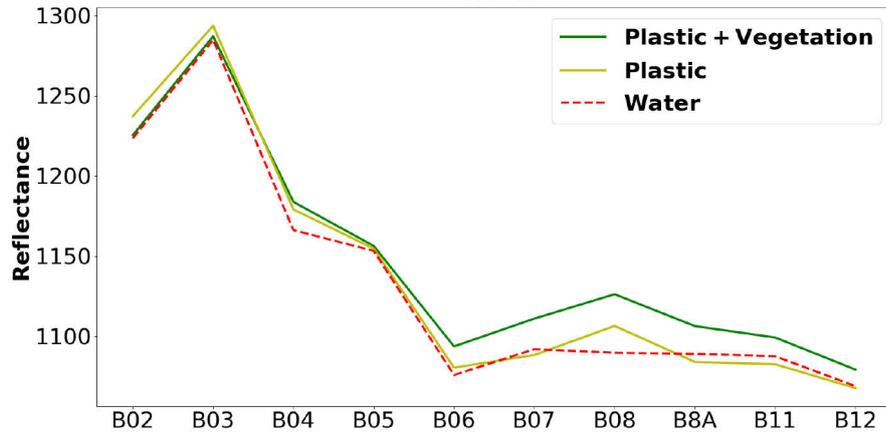
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
09-03-2022



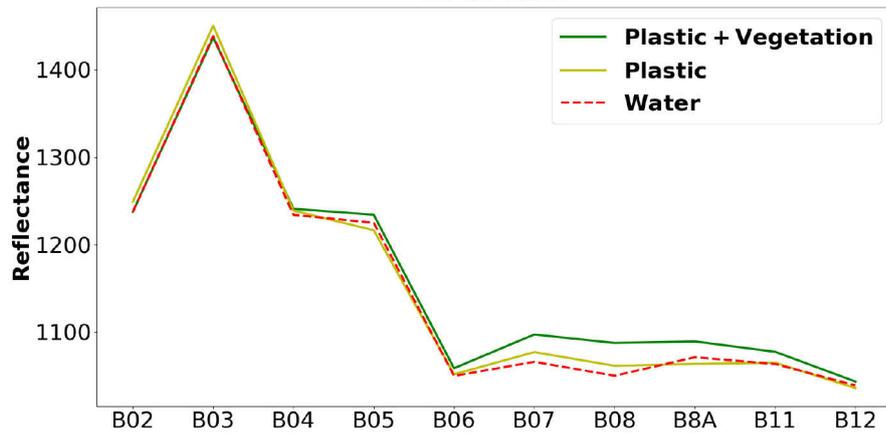
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
22-03-2022



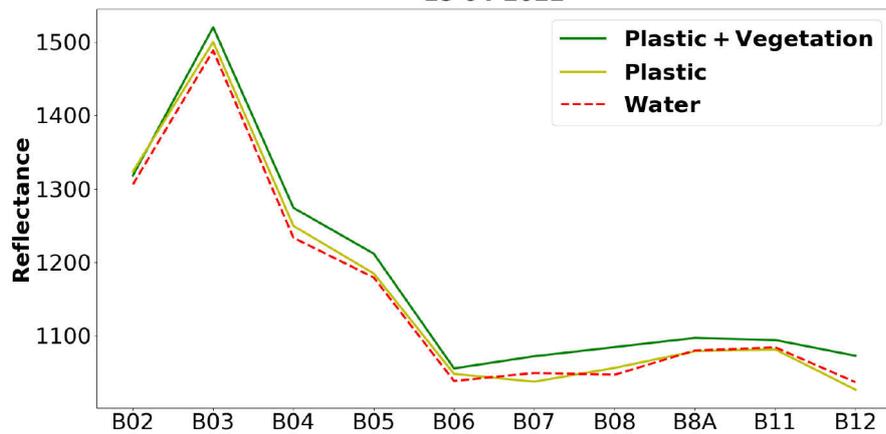
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
24-03-2022



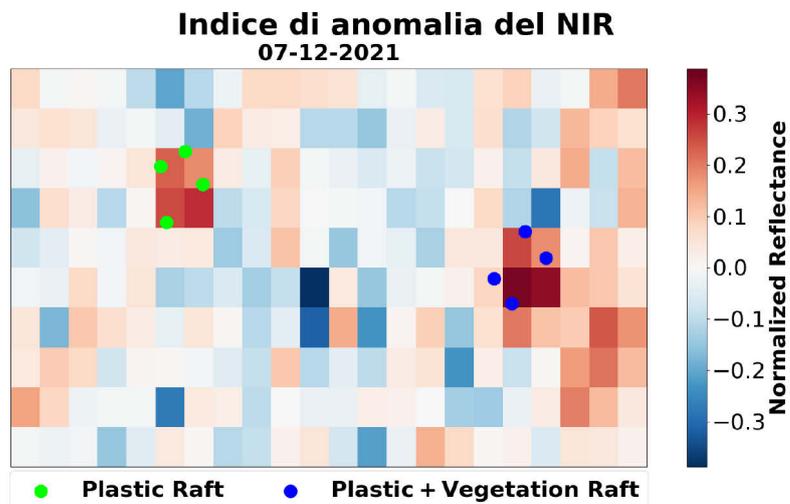
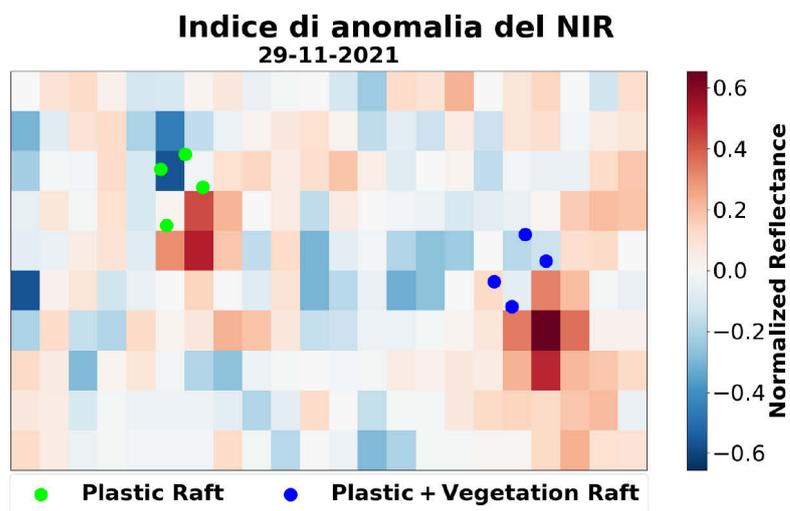
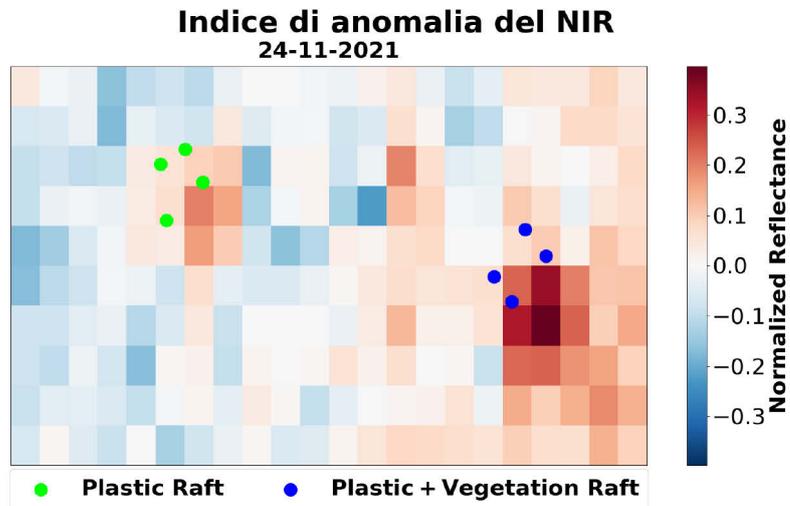
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
11-04-2022



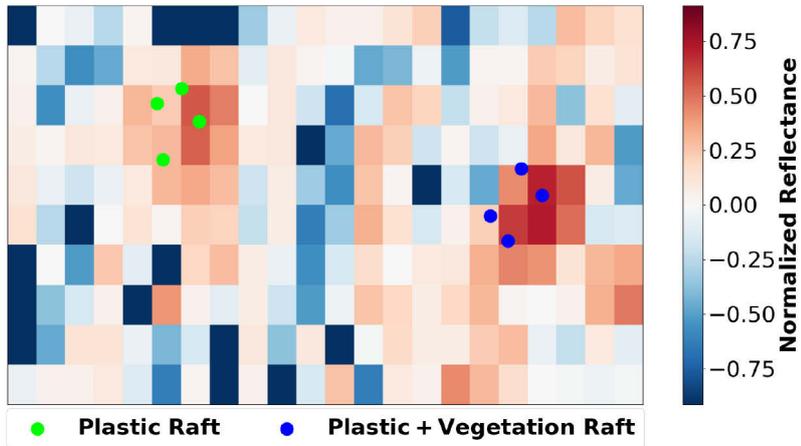
Sentinel 2: Spectral Signature of Mean
18-04-2022



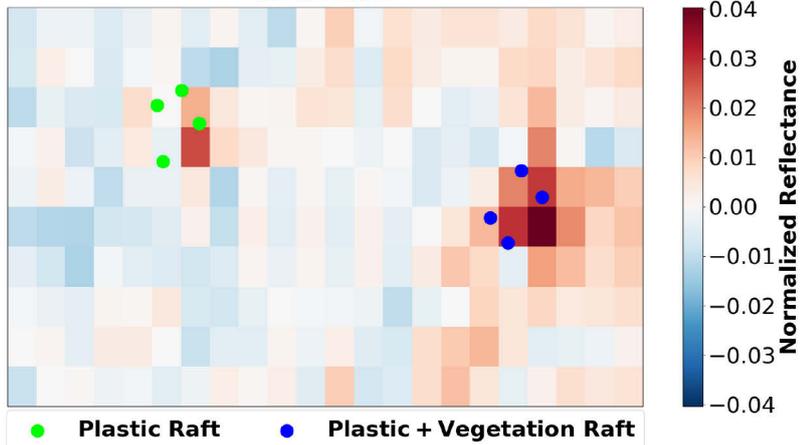
Allegato 6: Indice di Anomalia del NIR



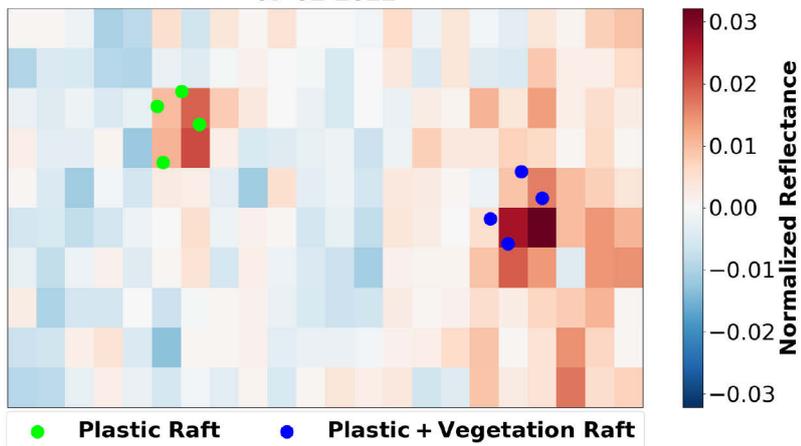
Indice di anomalia del NIR
13-01-2022



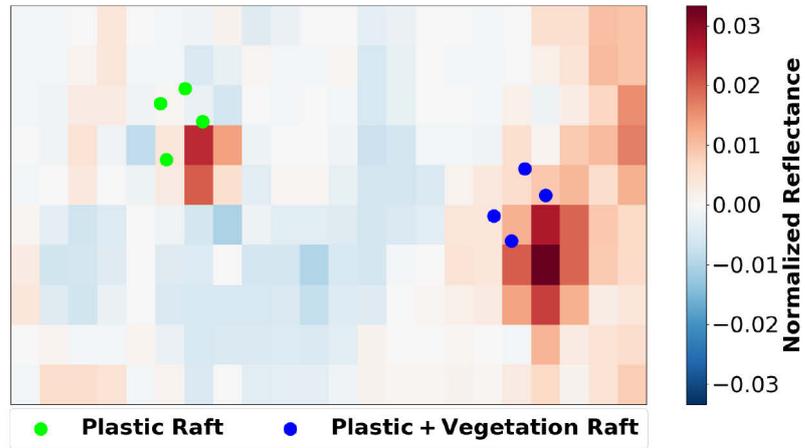
Indice di anomalia del NIR
02-02-2022



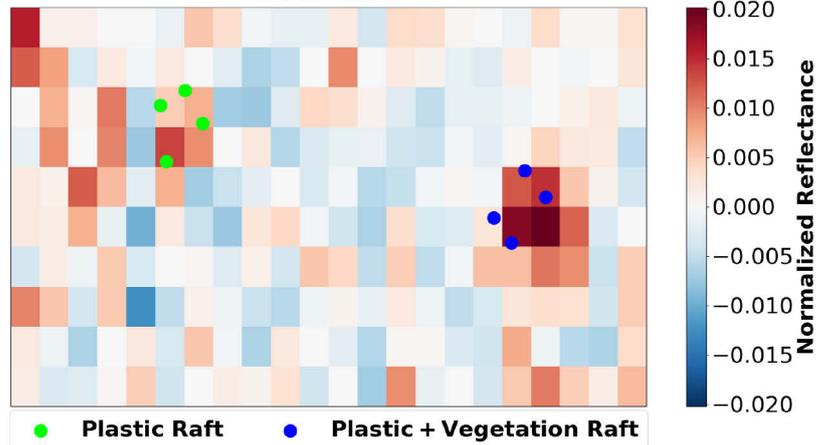
Indice di anomalia del NIR
07-02-2022



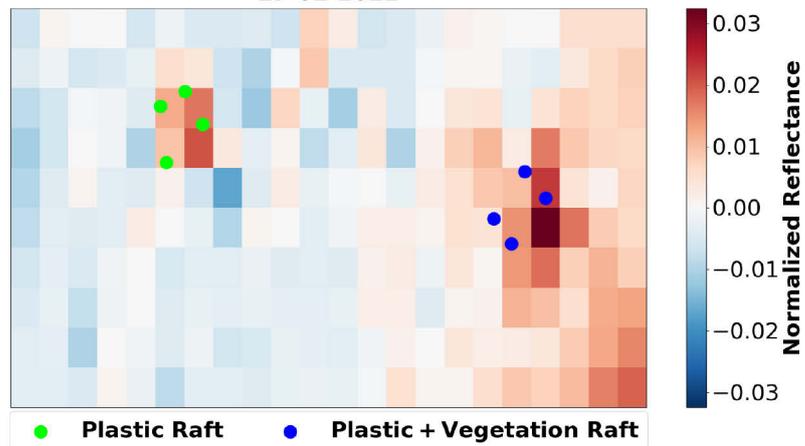
Indice di anomalia del NIR
12-02-2022



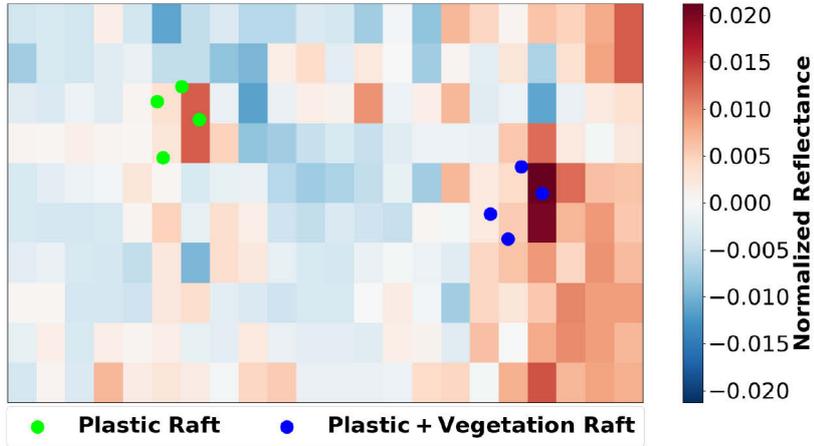
Indice di anomalia del NIR
25-02-2022



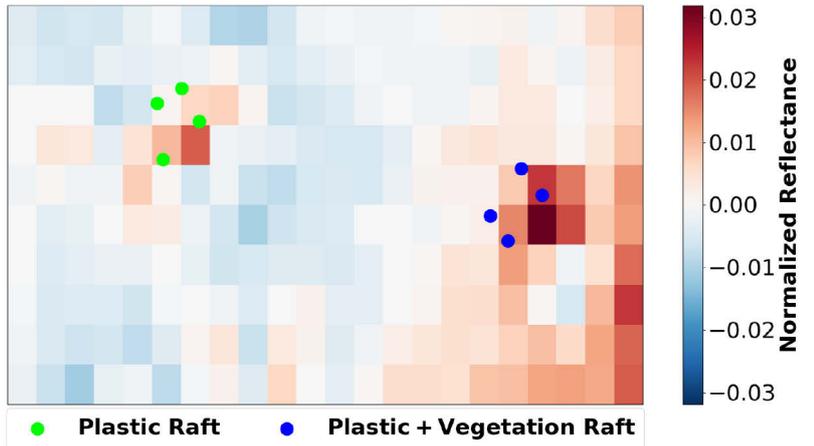
Indice di anomalia del NIR
27-02-2022



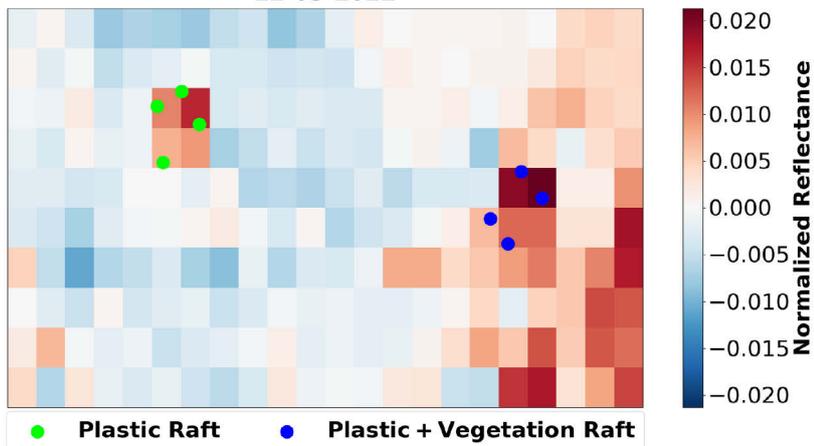
Indice di anomalia del NIR
02-03-2022



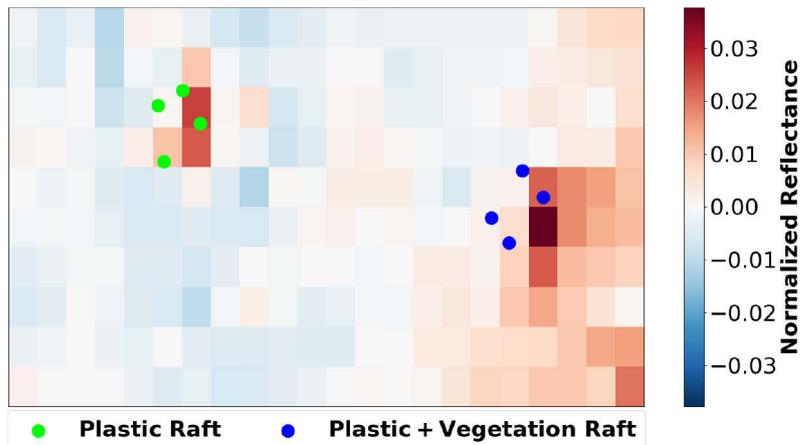
Indice di anomalia del NIR
09-03-2022



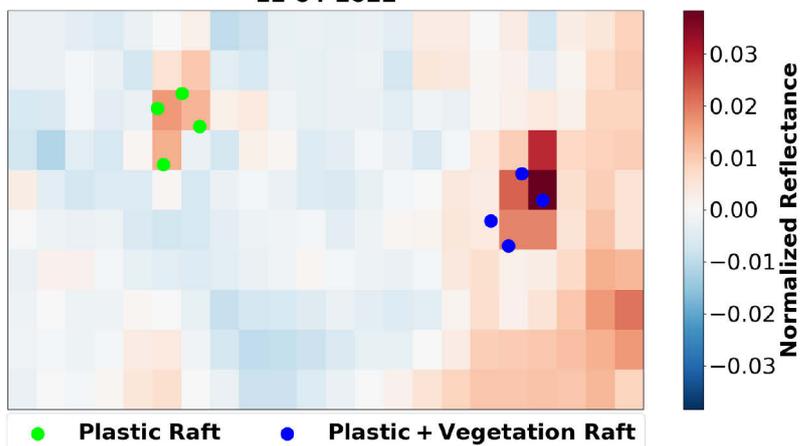
Indice di anomalia del NIR
22-03-2022



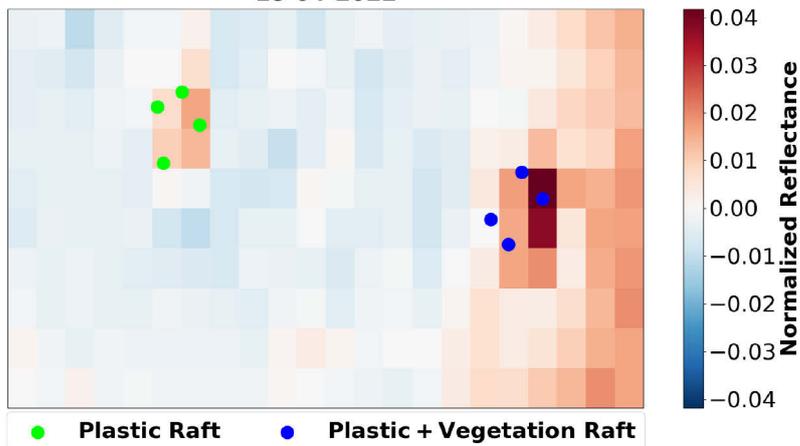
Indice di anomalia del NIR
24-03-2022



Indice di anomalia del NIR
11-04-2022



Indice di anomalia del NIR
18-04-2022



Allegato 7: codice Python “Anomaly Detector”

```
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
@author: Chiocchetti Francesco
"""

import numpy as np
from osgeo import gdal
import os
import rasterio
import rasterio.mask
import os
import glob
import fiona
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib
import geopandas as gpd
import pandas as pd
from pyproj import Proj, transform
import rioarray
from heapq import nlargest, nsmallest
import statistics
import csv
from matplotlib.lines import Line2D
from itertools import cycle
from copy import copy, deepcopy
from rasterio.plot import show
from affine import Affine

#%% COSA VUOI ELABORARE?
#####
#####
#####
#SOLO LE VERITA = yes
#INTERA ASTA = no
#####
#####
only_verità_a_terra = 'no'
#####
#####
#####

#%% COME LO VUOI ELABORARE?
#####
#####
#####
#CLASSIFICAZIONE CON SOLO LA MATRICE 3X3 = yes
#CLASSIFICAZIONE CON MATRICE 5X5 = no
```

```

#####
#####
only_class_con_3x3 = 'yes'
#####
#####
#####
#####

%%DEFINISCE IL PERCORSO DELLE IMMAGINI (VERITA A TERRA oppure
INTERA ASTA DEL FIUME)
if only_verità_a_terra == 'yes':

    mypath          =          'D:\\Franz\\unipd          2021-
22\\TESI\\Po_Basin\\Anomaly_Detector\\Verita_terra_zattere\\'
    save_path       =          'D:\\Franz\\unipd          2021-
22\\TESI\\Po_Basin\\Anomaly_Detector\\Verita_terra_zattere\\Ris
ultati\\'

else:

    mypath          =          'D:\\Franz\\unipd          2021-
22\\TESI\\Po_Basin\\Anomaly_Detector\\Applicazione_asta_Po\\Cli
pped_Images\\'
    save_path       =          'D:\\Franz\\unipd          2021-
22\\TESI\\Po_Basin\\Anomaly_Detector\\Applicazione_asta_Po\\Ris
ultati\\'

#carica tutti i rasters classificati in una lista
class_images = []
for c_rasters      in          glob.glob(mypath          +
'verità_classificate\\Class*.tif'):
    rasters_cl = rasterio.open(c_rasters)
    class_images.append(rasters_cl)

river_value_arr = []
for rast in class_images:
    river_value_arr.append(rast.read(1)) #la banda 1 classifica i
fiumi con il valore = 1

%% Carica le directories
#carica tutti i percorsi delle sole B08 in una lista
imagenames_read = []
for S2_rasters in glob.glob(mypath + 'verità_B08_S2\\S2*.tif'):
#scelgo la banda da caricare
    rasters_S2 = rasterio.open(S2_rasters)
    imagenames_read.append(rasters_S2)

imagenames_list = []
for B08 in imagenames_read:
    imagenames_list.append(B08.read())

#####
#####à
#carica tutti i percorsi delle sole B04 in una lista (NDVI)
imagenames_read_B04 = []

```

```

for S2_rasters_4 in glob.glob(mypath + 'verità_B04_S2\\S2*.tif'):
#scelgo la banda da caricare
    rasters_S2_4 = rasterio.open(S2_rasters_4)
    imagenames_read_B04.append(rasters_S2_4)

imagenames_list_B04 = []
for B04 in imagenames_read_B04:
    imagenames_list_B04.append(B04.read())

#####
#####à

#carica tutti i percorsi delle sole B03 in una lista (NDWI)
imagenames_read_B03 = []
for S2_rasters_3 in glob.glob(mypath +
'verità_B03_S2\\S2*.tif'): #banda da caricare
    rasters_S2_3 = rasterio.open(S2_rasters_3)
    imagenames_read_B03.append(rasters_S2_3)

imagenames_list_B03 = []
for B03 in imagenames_read_B03:
    imagenames_list_B03.append(B03.read())

###%RICAVA LE DATE/NOMI
#ricava solo il nome dei files per estarrre le date
from os import listdir
from os.path import isfile, join
onlyfiles = [f for f in listdir(mypath + 'verità_B08_S2\\') if
isfile(join(mypath + 'verità_B08_S2\\', f))]

#ricava tutte le date delle immagini e le metto in una lista
lista_date = []
for path in onlyfiles:
    lista_date.append(path[7:17])

#crea un dataframe
lista_date_df = pd.DataFrame(lista_date)

###%LAVORA SUI VALORI
#trova gli indici dell'acqua (acqua = 1)
water_indexes = []
for ind_wat in range(len(class_images)):
    water_indexes.append(np.where(river_value_arr[ind_wat] == 1))

#trova i valori nella B08 che corrispondono all'acqua
water_values = []
for nm_2_2 in range(len(water_indexes)):
    for idx in range(len(water_indexes[nm_2_2][0])):

water_values.append(imagenames_list[nm_2_2][0][water_indexes[nm_2_2][0][idx]][water_indexes[nm_2_2][1][idx]])
#divide la lista con la lunghezza degli indici
#trova le dimensioni
size = []
for siz in water_indexes:

```

```

size.append(len(siz[0]))

#divide la lista
data = water_values
sizes = size
it = iter(data)
water_values_images = [[next(it) for _ in range(size)] for size
in sizes]

#fa la media dei valori acqua
water_mean = []
for mean_img in water_values_images:
    water_mean.append(statistics.mean(mean_img))

#B08
#NDVI ---> (B08 - B04 / B08 + B04)
ndvi = []
for bnd in range(len(imagenames_list)):
    ndvi.append((imagenames_list[bnd][0].astype(float) -
imagenames_list_B04[bnd][0].astype(float))/(imagenames_list[bnd
][0].astype(float) + imagenames_list_B04[bnd][0].astype(float))

#B03
#NDWI ---> (B03 - B08 / B03 + B08)
ndwi = []
for bnd_3 in range(len(imagenames_list)):
    ndwi.append((imagenames_list_B03[bnd_3][0].astype(float) -
imagenames_list[bnd_3][0].astype(float))/(
imagenames_list_B03[bnd_3][0].astype(float) +
imagenames_list[bnd_3][0].astype(float))

#creo una matrice vuota piena di zeri, da riempire con i soli
valori normalizzati
zero_matr = []
for zro in imagenames_list:
    zero_matr.append(np.zeros((zro.shape[1], zro.shape[2])))

#PARAMETRI ANOMALY DETECTOR NDVI
#####
rif_norm_zattere_0_V = 0.124    #riflettanza NDVI delle zattere
minimo
rif_norm_acqua_V = -0.01        #riflettanza NDVI dell'acqua
#####

#PARAMETRI ANOMALY DETECTOR NDWI
#####
rif_norm_zattere_1_W = -0.12    #riflettanza NDWI delle zattere
massimo
rif_norm_acqua_W = 0.17         #riflettanza NDWI dell'acqua
#####
#crea una copia
river_value_arr_NV = deepcopy(river_value_arr)
river_value_arr_NW = deepcopy(river_value_arr)

```

```

#sostituisce tutti i valori dell'immagine classificata con i
valori del NDVI
only_river_array_NDVI = []
for norm_val_V in range(len(ndvi)):
    mask_V = (river_value_arr_NV[norm_val_V] == 1)
    only_river_V = np.copy(zero_matr[norm_val_V])
    only_river_V[mask_V] = ndvi[norm_val_V][mask_V]
    only_river_array_NDVI.append(only_river_V)

#sostituisce tutti i valori dell'immagine classificata con i
valori del NDWI
only_river_array_NDWI = []
for norm_val_W in range(len(ndwi)):
    mask_W = (river_value_arr_NW[norm_val_W] == 1)
    only_river_W = np.copy(zero_matr[norm_val_W])
    only_river_W[mask_W] = ndwi[norm_val_W][mask_W]
    only_river_array_NDWI.append(only_river_W)

#evidenzia tutti i valori sopra una certa soglia
evid_anom_1_NDVI = []
for ev_anom_V in only_river_array_NDVI:
    ev_anom_V[np.where((ev_anom_V > rif_norm_zattere_0_V))] = 2
#possibili zattere (VALORE 2 NEL RASTER)
    ev_anom_V[np.where(ev_anom_V < rif_norm_acqua_V)] = 1 #acqua
    (VALORE 1 NEL RASTER)
    evid_anom_1_NDVI.append(ev_anom_V)

#####

evid_anom_1_NDWI = []
for ev_anom_W in only_river_array_NDWI:
    ev_anom_W[np.where(ev_anom_W > rif_norm_acqua_W)] = 1 #acqua
    (VALORE 1 NEL RASTER)
    ev_anom_W[np.where((ev_anom_W < rif_norm_zattere_1_W))] = 2
#possibili zattere (VALORE 2 NEL RASTER)
    evid_anom_1_NDWI.append(ev_anom_W)

%% SALVA TUTTE LE B08 NORMALIZZATE CON L'ACQUA COME RASTERS
RINOMINATE CON LE CORRISPETTIVE DATE:
for data_img in range(len(lista_date_df[0])):
    out_meta = class_images[data_img].meta
    out_meta.update({"dtype": rasterio.float32, "height":
only_river_array_NDVI[data_img].shape[0], "width":
only_river_array_NDVI[data_img].shape[1], "count": 1})

    #salva NDVI
    with rasterio.open(save_path + 'Only_Normalized\\' +
lista_date_df[0][data_img] + '_NDVI.tif', "w", **out_meta) as
dest:
        dest.write(ndvi[data_img], indexes = 1) #salva i normalizzati

    #salva NDWI

```

```

    with rasterio.open(save_path + 'Only_Normalized\\' +
lista_date_df[0][data_img] + '_NDWI.tif', "w", **out_meta) as
dest:
    dest.write(ndwi[data_img], indexes = 1) #salva i normalizzati

    #salva NDVI classificato 3x3
    with rasterio.open(save_path + 'Only_Classified\\' +
lista_date_df[0][data_img] + '_class_NDVI.tif', "w", **out_meta)
as dest:
    dest.write(evid_anom_1_NDVI[data_img], indexes = 1) #salva
le anomalie evidenziate

    #salva NDWI classificato 3x3
    with rasterio.open(save_path + 'Only_Classified\\' +
lista_date_df[0][data_img] + '_class_NDWI.tif', "w", **out_meta)
as dest:
    dest.write(evid_anom_1_NDWI[data_img], indexes = 1) #salva
le anomalie evidenziate

%%CREA UNA MATRICE 3x3 ATTORNO AD OGNI POSSIBILE ANOMALIA E
VERIFICA I SUOI VALORI ALL'INTERNO DELLA MATRICE
evid_anom_NDVI = [[] for i in range(len(evid_anom_1_NDVI))]
for all_raster_V in range(len(evid_anom_1_NDVI)):
    evid_anom_NDVI[all_raster_V] =
np.pad(evid_anom_1_NDVI[all_raster_V], 2) #doppio contorno di
zeri!!! questo è NDVI

evid_anom_NDWI = [[] for i in range(len(evid_anom_1_NDWI))]
for all_raster_W in range(len(evid_anom_1_NDWI)):
    evid_anom_NDWI[all_raster_W] =
np.pad(evid_anom_1_NDWI[all_raster_W], 2) #doppio contorno di
zeri!!! questo è NDWI

river_value_arr_zero = [[] for i in range(len(river_value_arr))]
for all_raster_CNN in range(len(river_value_arr)):
    river_value_arr_zero[all_raster_CNN] =
np.pad(river_value_arr[all_raster_CNN], 2) #doppio contorno di
zeri!!! questo è il class CNN

#trova gli indici attorno ad ogni possibile valore di anomalia
(valore = 2)
#NDVI
anomaly_index_NDVI = []
for anom_V in evid_anom_NDVI:
    an_ind_V = (np.where(anom_V == 2))
    anomaly_index_NDVI.append((np.asarray(an_ind_V).T))
#trova gli indici attorno ad ogni possibile valore di anomalia
(valore = 2)
#NDWI
anomaly_index_NDWI = []
for anom_W in evid_anom_NDWI:
    an_ind_W = (np.where(anom_W == 2))
    anomaly_index_NDWI.append((np.asarray(an_ind_W).T))

#divide gli indici delle principali anomalie in due liste (righe
e colonne)

```

```

#NDVI
list_row_princ_V = []
list_col_princ_V = []
for num_of_anom_V in anomaly_index_NDVI:
    list_row_princ_V.append(num_of_anom_V[:,0].tolist())
    list_col_princ_V.append(num_of_anom_V[:,1].tolist())

#divide gli indici delle principali anomalie in due liste (righe
e colonne)
#NDVI
list_row_princ_W = []
list_col_princ_W = []
for num_of_anom_W in anomaly_index_NDWI:
    list_row_princ_W.append(num_of_anom_W[:,0].tolist())
    list_col_princ_W.append(num_of_anom_W[:,1].tolist())

%%CREA UNA MATRICE 3X3 ATTORNO AL VALORE = 2 (POSSIBILE ZATTERA)
if only_class_con_3x3 == 'yes':
    #NDVI
    #crea una matrice 3x3 attorno all'anomalia
    ind_tot_3x3_NDVI = [[] for i in range(len(anomaly_index_NDVI))]
    for ind_3_V in range(len(anomaly_index_NDVI)):
        for ind_1_V in anomaly_index_NDVI[ind_3_V]:
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]
ind_1_V[1] -1)) #0
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0], ind_1_V[1] -
1)) #1
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]
ind_1_V[1] -1)) #2
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]
ind_1_V[1])) #3
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]
ind_1_V[1] +1)) #4
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0], ind_1_V[1]))
#5 CENTROIDE (= valore 2)
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]
ind_1_V[1])) #6
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0], ind_1_V[1]
+1)) #7
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]
ind_1_V[1] +1)) #8]
    else:

    #crea una matrice 5x5 attorno all'anomalia
    ind_tot_3x3_NDVI = [[] for i in range(len(anomaly_index_NDVI))]
    for ind_3_V in range(len(anomaly_index_NDVI)):
        for ind_1_V in anomaly_index_NDVI[ind_3_V]:
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]
ind_1_V[1] -1)) #0
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0], ind_1_V[1] -
1)) #1
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]
ind_1_V[1] -1)) #2
            ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]
ind_1_V[1])) #3

```

```

        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                -1,
ind_1_V[1] +1)) #4
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0], ind_1_V[1]))
#5 CENTROIDE (= valore 2)
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                +1,
ind_1_V[1])) #6
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0], ind_1_V[1]
+1)) #7
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                +1,
ind_1_V[1] +1)) #8]

#####
matrice 5x5
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                -2,
ind_1_V[1] -2)) #1
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                -2,
ind_1_V[1] -1)) #2
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                -2,
ind_1_V[1])) #3
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                -2,
ind_1_V[1] +1)) #4
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                -2,
ind_1_V[1] +2)) #5
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                -1,
ind_1_V[1] +2)) #6
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0], ind_1_V[1]
+2)) #7
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                +1,
ind_1_V[1] +2)) #8
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                +2,
ind_1_V[1] +2)) #9
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                +2,
ind_1_V[1] +1)) #10
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                +2,
ind_1_V[1])) #11
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                +2,
ind_1_V[1] -1)) #12
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                +2,
ind_1_V[1] -2)) #13
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                +1,
ind_1_V[1] -2)) #14
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0], ind_1_V[1] -
2)) #15
        ind_tot_3x3_NDVI[ind_3_V].append((ind_1_V[0]                -1,
ind_1_V[1] -2)) #16

if only_class_con_3x3 == 'yes':
    #NDWI
    #crea una matrice 3x3 attorno all'anomalia
    ind_tot_3x3_NDWI = [[] for i in range(len(anomaly_index_NDWI))]
    for ind_3_W in range(len(anomaly_index_NDWI)):
        for ind_1_W in anomaly_index_NDWI[ind_3_W]:
            ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0]                -1,
ind_1_W[1] -1)) #0

```

```

    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0], ind_1_W[1] -
1)) #1
    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] +1,
ind_1_W[1] -1)) #2
    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] -1,
ind_1_W[1])) #3
    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] -1,
ind_1_W[1] +1)) #4
    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0], ind_1_W[1]))
#5 CENTROIDE (= valore 2)
    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] +1,
ind_1_W[1])) #6
    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0], ind_1_W[1]
+1)) #7
    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] +1,
ind_1_W[1] +1)) #8]

```

else:

```

#crea una matrice 5x5 attorno all'anomalia
ind_tot_3x3_NDWI = [[] for i in range(len(anomaly_index_NDWI))]
for ind_3_W in range(len(anomaly_index_NDWI)):
    for ind_1_W in anomaly_index_NDWI[ind_3_W]:
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] -1,
ind_1_W[1] -1)) #0
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0], ind_1_W[1] -
1)) #1
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] +1,
ind_1_W[1] -1)) #2
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] -1,
ind_1_W[1])) #3
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] -1,
ind_1_W[1] +1)) #4
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0], ind_1_W[1]))
#5 CENTROIDE (= valore 2)
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] +1,
ind_1_W[1])) #6
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0], ind_1_W[1]
+1)) #7
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] +1,
ind_1_W[1] +1)) #8]

```

```

#####
matrice 5x5
    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] -2,
ind_1_W[1] -2)) #1
    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] -2,
ind_1_W[1] -1)) #2
    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] -2,
ind_1_W[1])) #3
    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] -2,
ind_1_W[1] +1)) #4
    ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0] -2,
ind_1_W[1] +2)) #5

```

```

        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0]          -1,
ind_1_W[1] +2)) #6
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0],      ind_1_W[1]
+2)) #7
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0]          +1,
ind_1_W[1] +2)) #8
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0]          +2,
ind_1_W[1] +2)) #9
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0]          +2,
ind_1_W[1] +1)) #10
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0]          +2,
ind_1_W[1])) #11
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0]          +2,
ind_1_W[1] -1)) #12
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0]          +2,
ind_1_W[1] -2)) #13
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0]          +1,
ind_1_W[1] -2)) #14
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0],      ind_1_W[1] -
2)) #15
        ind_tot_3x3_NDWI[ind_3_W].append((ind_1_W[0]          -1,
ind_1_W[1] -2)) #16

```

```

###
#NDVI
#divide gli indici delle matrici 3x3 in due liste (righe e
colonne)
list_row_3x3_NDVI = [[] for i in range(len(ind_tot_3x3_NDVI))]
list_col_3x3_NDVI = [[] for i in range(len(ind_tot_3x3_NDVI))]
for ind_tt_1_V in range(len(ind_tot_3x3_NDVI)):
    list_row_3x3_NDVI[ind_tt_1_V], list_col_3x3_NDVI[ind_tt_1_V] =
zip(*ind_tot_3x3_NDVI[ind_tt_1_V])

```

```

#NDWI
#divide gli indici delle matrici 3x3 in due liste (righe e
colonne)
list_row_3x3_NDWI = [[] for i in range(len(ind_tot_3x3_NDWI))]
list_col_3x3_NDWI = [[] for i in range(len(ind_tot_3x3_NDWI))]
for ind_tt_1_W in range(len(ind_tot_3x3_NDWI)):
    list_row_3x3_NDWI[ind_tt_1_W], list_col_3x3_NDWI[ind_tt_1_W] =
zip(*ind_tot_3x3_NDWI[ind_tt_1_W])

```

```

#NDVI
#divide le liste in intervalli (matrice 3x3 = 9 valori o 5x5 =
25 valori)
#####
if only_class_con_3x3 == 'yes':

```

```

    n = 9

```

```

else:

```

```

    n = 25

```

```

#####

for nmd_3_V in range(len(anomaly_index_NDVI)):
    list_row_3x3_NDVI[nmd_3_V] = [list_row_3x3_NDVI[nmd_3_V][i:i +
n] for i in range(0, len(list_row_3x3_NDVI[nmd_3_V]), n)] #indice
della riga
    list_col_3x3_NDVI[nmd_3_V] = [list_col_3x3_NDVI[nmd_3_V][i:i +
n] for i in range(0, len(list_col_3x3_NDVI[nmd_3_V]), n)] #indice
della colonna

#NDWI
#divide le liste in intervalli
for nmd_3_W in range(len(anomaly_index_NDWI)):
    list_row_3x3_NDWI[nmd_3_W] = [list_row_3x3_NDWI[nmd_3_W][i:i +
n] for i in range(0, len(list_row_3x3_NDWI[nmd_3_W]), n)] #indice
della riga
    list_col_3x3_NDWI[nmd_3_W] = [list_col_3x3_NDWI[nmd_3_W][i:i +
n] for i in range(0, len(list_col_3x3_NDWI[nmd_3_W]), n)] #indice
della colonna

#NDVI
#indicizza la matrice principale e trova i corrispettivi valori
DELLA MATRICE 3X3 mediante l'uso degli indici
matrix_3x3_NDVI = [[] for i in range(len(anomaly_index_NDVI))]
for n_mtr_V in range(len(anomaly_index_NDVI)):
    for nm_3_V in range(len(list_col_3x3_NDVI[n_mtr_V])):

matrix_3x3_NDVI[n_mtr_V].append(river_value_arr_zero[n_mtr_V][[
list_row_3x3_NDVI[n_mtr_V][nm_3_V],
list_col_3x3_NDVI[n_mtr_V][nm_3_V]])]

#NDWI
#indicizza la matrice principale e trova i corrispettivi valori
DELLA MATRICE 3X3 mediante l'uso degli indici
matrix_3x3_NDWI = [[] for i in range(len(anomaly_index_NDWI))]
for n_mtr_W in range(len(anomaly_index_NDWI)):
    for nm_3_W in range(len(list_col_3x3_NDWI[n_mtr_W])):

matrix_3x3_NDWI[n_mtr_W].append(river_value_arr_zero[n_mtr_W][[
list_row_3x3_NDWI[n_mtr_W][nm_3_W],
list_col_3x3_NDWI[n_mtr_W][nm_3_W]])]

#NDVI
#rimuove il valore di tutte le matrici, corrisponde alla possibile
anomalia
matrix_3x3_remove_NDVI = [[] for i in
range(len(matrix_3x3_NDVI))]
for rmve_3_V in range(len(matrix_3x3_NDVI)):
    for rmve_1_3_V in range(len(matrix_3x3_NDVI[rmve_3_V])):

matrix_3x3_remove_NDVI[rmve_3_V].append(np.delete(matrix_3x3_ND
VI[rmve_3_V][rmve_1_3_V], 5)) #nella posizione 5 c'è il centroide
della matrice

#NDWI

```

```

#rimuove il Valore di tutte le matrici, corrisponde alla possibile
anomalia
matrix_3x3_remove_NDWI      =      [[]      for      i      in
range(len(matrix_3x3_NDWI))]
for rmWe_3_W in range(len(matrix_3x3_NDWI)):
    for rmWe_1_3_W in range(len(matrix_3x3_NDWI[rmWe_3_W])):

matrix_3x3_remove_NDWI[rmWe_3_W].append(np.delete(matrix_3x3_ND
WI[rmWe_3_W][rmWe_1_3_W], 5)) #nella posizione 5 c'è il centroide
della matrice

###
#VERIFICA I PIXEL ATTORNO ALL'ANOMALIA SECONDA FASE (uso la
matrice 3x3 con 5 valori per vedere cosa c'è oltre il centroide)
condition_satisf_2_OK_NDVI    =      [[]      for      i      in
range(len(matrix_3x3_remove_NDVI))] #NDVI
condition_satisf_2_OK_NDWI    =      [[]      for      i      in
range(len(matrix_3x3_remove_NDWI))] #NDWI

#####
#####
#NDVI
#primo caso: se è tutto circondato da 1 (=acqua) è una zattera
for dhs_1_V in range(len(matrix_3x3_remove_NDVI)):
    for ertd_1_V in range(len(matrix_3x3_remove_NDVI[dhs_1_V])):

        if      all(i      ==      1      for      i      in
matrix_3x3_remove_NDVI[dhs_1_V][ertd_1_V]): #tutto uguale ad 1 =
zattera (LA MATRICE LA VERIFCO NEL CNN)

condition_satisf_2_OK_NDVI[dhs_1_V].append('possibile_zattera_0
K')

    else:

condition_satisf_2_OK_NDVI[dhs_1_V].append('no_zattera') #mi
serve per tenere conto degli indici reali in np.where (dove =
"true" è l'indice reale di np.where)

#NDWI
#primo caso: se è tutto circondato da 1 (=acqua) è una zattera
for dhs_1_W in range(len(matrix_3x3_remove_NDWI)):
    for ertd_1_W in range(len(matrix_3x3_remove_NDWI[dhs_1_W])):

        if      all(i      ==      1      for      i      in
matrix_3x3_remove_NDWI[dhs_1_W][ertd_1_W]): #tutto uguale ad 1 =
zattera (LA MATRICE LA VERIFCO NEL CNN)

condition_satisf_2_OK_NDWI[dhs_1_W].append('possibile_zattera_0
K')

    else:

condition_satisf_2_OK_NDWI[dhs_1_W].append('no_zattera_') #mi

```

```
serWe per tenere conto degli indici reali in np.where (doWe =
"true" è l'indice reale di np.where)
```

```
##%VALORE RAPPRESENTATIVO A TUTTI GLI INDICI DELLE ANOMALIE
#NDVI
#MATRICE 3X3
#ricava gli indici dei match (='possibile_zattera') nella lista
booleana della matrice 3x3 con i solo 1
match_list_3x3_SIC_NDVI = [[] for i in
range(len(condition_satisf_2_OK_NDVI))]

for mtc_V in range(len(condition_satisf_2_OK_NDVI)):
#ricava gli indici dei match (='possibile_zattera') nella lista
booleana della matrice 3x3 con i solo 1
    match_list_3x3_SIC_NDVI[mtc_V] = [i for i, x in
enumerate(condition_satisf_2_OK_NDVI[mtc_V]) if x ==
'possibile_zattera_OK']

#NDWI
#MATRICE 3X3
#ricava gli indici dei match (='possibile_zattera') nella lista
booleana della matrice 3x3 con i solo 1
match_list_3x3_SIC_NDWI = [[] for i in
range(len(condition_satisf_2_OK_NDWI))]

for mtc_W in range(len(condition_satisf_2_OK_NDWI)):
#ricava gli indici dei match (='possibile_zattera') nella lista
booleana della matrice 3x3 con i solo 1
    match_list_3x3_SIC_NDWI[mtc_W] = [i for i, x in
enumerate(condition_satisf_2_OK_NDWI[mtc_W]) if x ==
'possibile_zattera_OK']

#ricava gli indici originali delle anomalie nella matrice dalle
liste principali (3x3)
#SIC NDVI
real_index_anom_row_3x3_SIC_NDVI = [[] for i in
range(len(match_list_3x3_SIC_NDVI))]
real_index_anom_col_3x3_SIC_NDVI = [[] for i in
range(len(match_list_3x3_SIC_NDVI))]
for lst_inds_SIC_V in range(len(match_list_3x3_SIC_NDVI)):
    real_index_anom_row_3x3_SIC_NDVI[lst_inds_SIC_V] =
([list_row Princ_V[lst_inds_SIC_V][i] for i in
match_list_3x3_SIC_NDVI[lst_inds_SIC_V]])
    real_index_anom_col_3x3_SIC_NDVI[lst_inds_SIC_V] =
([list_col Princ_V[lst_inds_SIC_V][i] for i in
match_list_3x3_SIC_NDVI[lst_inds_SIC_V]])

#SIC NDWI
real_index_anom_row_3x3_SIC_NDWI = [[] for i in
range(len(match_list_3x3_SIC_NDWI))]
real_index_anom_col_3x3_SIC_NDWI = [[] for i in
range(len(match_list_3x3_SIC_NDWI))]
for lst_inds_SIC_W in range(len(match_list_3x3_SIC_NDWI)):
```

```

    real_index_anom_row_3x3_SIC_NDWI[lst_inds_SIC_W] =
    ([list_row Princ_W[lst_inds_SIC_W][i] for i in
match_list_3x3_SIC_NDWI[lst_inds_SIC_W]])
    real_index_anom_col_3x3_SIC_NDWI[lst_inds_SIC_W] =
    ([list_col Princ_W[lst_inds_SIC_W][i] for i in
match_list_3x3_SIC_NDWI[lst_inds_SIC_W]])

%%COMBINA I VETTORI COLONNE E RIGHE DI NDVI E NDWI E LI CONFRONTA

#NDVI
real_index_anom_TOT_NDVI = [[] for i in
range(len(match_list_3x3_SIC_NDWI))]
for iner_V in range(len(match_list_3x3_SIC_NDWI)):
    real_index_anom_TOT_NDVI[iner_V] = [list(a) for a in
zip(real_index_anom_row_3x3_SIC_NDWI[iner_V],
real_index_anom_col_3x3_SIC_NDWI[iner_V])]

#NDWI
real_index_anom_TOT_NDWI = [[] for i in
range(len(match_list_3x3_SIC_NDWI))]
for iner_W in range(len(match_list_3x3_SIC_NDWI)):
    real_index_anom_TOT_NDWI[iner_W] = [list(a) for a in
zip(real_index_anom_row_3x3_SIC_NDWI[iner_W],
real_index_anom_col_3x3_SIC_NDWI[iner_W])]

%% COMPARA LE DUE LISTE PER OGNI VALORE E RETURN BOOLEAN
real_index_anom_FINAL_3x3_SIC = [[] for i in
range(len(real_index_anom_TOT_NDVI))]

for allls in range(len(real_index_anom_TOT_NDVI)):
    for i in real_index_anom_TOT_NDVI[allls]:
        real_index_anom_FINAL_3x3_SIC[allls].append(i in
real_index_anom_TOT_NDWI[allls])

%%RICAVA GLI INDICI
#ricava gli indici dei match (='possibile_zattera') nella lista
booleana della matrice 3x3 con i solo 1
match_list_FINAL = [[] for i in
range(len(real_index_anom_FINAL_3x3_SIC))]

from itertools import compress
#filtra gli indici anomali con il booleano generato dalla
combinazione dell'NDVI e NDWI
for final_anom in range(len(real_index_anom_FINAL_3x3_SIC)):
    match_list_FINAL[final_anom] =
list(compress(real_index_anom_TOT_NDVI[final_anom],
real_index_anom_FINAL_3x3_SIC[final_anom]))

#separa gli indici delle righe e delle colonne
match_list_FINAL_row = [[] for i in
range(len(match_list_3x3_SIC_NDWI))]
match_list_FINAL_col = [[] for i in
range(len(match_list_3x3_SIC_NDWI))]
for lst_inds_SIC_F in range(len(match_list_3x3_SIC_NDWI)):

```

```

    match_list_FINAL_row[lst_inds_SIC_F],
match_list_FINAL_col[lst_inds_SIC_F]                                     =
zip(*match_list_FINAL[lst_inds_SIC_F])

%%
#modifica i valori all'interno del raster classificato per far
risaltare le anomalie
#sostituisce con dei valori gli indici delle anomalie confermati
per ogni classe
#####
#####
#SOVRASCRIVE LE ZATTERE 3X3 SICURE
#SIC
for f2mcz1_SIC in range(len(evid_anom_NDVI)):
    for f2mcz_1_1_SIC in
range(len(match_list_FINAL_row[f2mcz1_SIC])):

evid_anom_NDVI[f2mcz1_SIC][match_list_FINAL_row[f2mcz1_SIC][f2m
cz_1_1_SIC], match_list_FINAL_col[f2mcz1_SIC][f2mcz_1_1_SIC]] =
30

%%DEFINISCE LE NUOVE COORDINATE PER SALVARE LE IMMAGINI
#dal momento che rasterio georeferenzia l'immagine tenendo conto
del vertice dell'immagine in alto a sx, aggiungendo la prima
colonna e riga si sposta tutto di 1 pixel.
# modificare le coordinate di tutte le immagini (aggiungo due
pixel = 20 metri)
new_transform = [[] for i in range(len(class_images))]
for transf in range(len(class_images)):

new_transform[transf].append((class_images[transf].meta['transf
orm'][2] - 20)) #QUESTA VOLTA 20 METRI (due contorni di zero)

new_transform[transf].append((class_images[transf].meta['transf
orm'][5] + 20))

#info iniziali di georef
new_transform_final = [[] for i in range(len(class_images))]
for transf_f in range(len(class_images)):
    new_transform_final[transf_f] =
(list(class_images[transf_f].meta['transform']))

#aggiorna la lista con i valori corretti
for ind in range(len(new_transform_final)):
    new_transform_final[ind][2] = new_transform[ind][0]
    new_transform_final[ind][5] = new_transform[ind][1]
    del new_transform_final[ind][6:9]
    new_transform_final[ind] = tuple(new_transform_final[ind])
#ritrasforma in tuple
    new_transform_final[ind] = rasterio.Affine =
new_transform_final[ind] #affine

%% SALVA TUTTE LE B08 CLASSIFICATE CON LE ANOMALIE EVIDENZIATE:

```

```

#Save clipped imagery
out_meta_evid_anom = [[] for i in range(len(class_images))]
for al_im in range(len(class_images)):
    out_meta_evid_anom[al_im] = ({"driver": "GTiff",
        "height": evid_anom_NDVI[al_im].shape[0],
        "width": evid_anom_NDVI[al_im].shape[1],
        "transform": new_transform_final[al_im],
        "dtype": rasterio.float32,
        "count": 1,
        "crs": out_meta['crs']})

if only_verità_a_terra == 'yes':

    if only_class_con_3x3 == 'yes':

        #Save clipped imagery 3x3 verità a terra
        for data_img in range(len(lista_date_df[0])):
            with rasterio.open(save_path + 'Only_Anomalies\\' +
                lista_date_df[0][data_img] + '_verità_terra_NDVI_NDWI_3x3.tif',
                "w", **out_meta_evid_anom[data_img]) as dest:
                dest.write(evid_anom_NDVI[data_img], indexes = 1) #salva le
                anomalie evidenziate

        else:

            #Save clipped imagery 5x5 verità a terra
            for data_img in range(len(lista_date_df[0])):
                with rasterio.open(save_path + 'Only_Anomalies\\' +
                    lista_date_df[0][data_img] + '_verità_terra_NDVI_NDWI_5x5.tif',
                    "w", **out_meta_evid_anom[data_img]) as dest:
                    dest.write(evid_anom_NDVI[data_img], indexes = 1) #salva le
                    anomalie evidenziate

        else:

            if only_class_con_3x3 == 'yes':

                #Save clipped imagery 3x3 asta del fiume Po
                for data_img in range(len(lista_date_df[0])):
                    with rasterio.open(save_path + 'Only_Anomalies\\' +
                        lista_date_df[0][data_img] + '_asta_Po_NDVI_NDWI_3x3.tif', "w",
                        **out_meta_evid_anom[data_img]) as dest:
                        dest.write(evid_anom_NDVI[data_img], indexes = 1) #salva le
                        anomalie evidenziate

                else:

                    #Save clipped imagery 5x5 asta del fiume Po
                    for data_img in range(len(lista_date_df[0])):
                        with rasterio.open(save_path + 'Only_Anomalies\\' +
                            lista_date_df[0][data_img] + '_asta_Po_NDVI_NDWI_5x5.tif', "w",
                            **out_meta_evid_anom[data_img]) as dest:
                            dest.write(evid_anom_NDVI[data_img], indexes = 1) #salva le
                            anomalie evidenziate

```

```

%% PLOTTA LE POSIZIONI CON DEI PUNTI DELLE ANOMALIE SU UNA BASE
MAP
%%DEFINISCE IL PERCORSO DELL BASEMAP E LA CARICA
mypath_basemap = 'D:\\Franz\\unipd 2021-
22\\TESI\\Po_Basin\\Anomaly_Detector\\Basemap_asta_Po.tif'

#CARICA
base_map_src = rasterio.open(mypath_basemap)

#in RGB
base_map = base_map_src.read([1, 2, 3])
#tolglie i bordi neri della basemap
base_map[base_map==0] = np.max(base_map)

%%RICAVA I PUNTI DALLA POSIZIONE DELLE ANOMALIE
#definisco la funzione per trovare la distanza dallo spigolo in
alto a sx dell'immagine delle anomalie
def pixel2coord(x, y, k, f):
    xp = k - (((x-1)*10)+5) #trovo un indice in meno e aggiungo
5 metri cosi ho il punto al centro del pixel
    yp = f + (((y-1)*10)+5) #trovo un indice in meno e aggiungo
5 metri cosi ho il punto al centro del pixel
    return(xp, yp) # k = coordinate LAT
# f = coordinate LON

#trova i valori = 30 nel raster (=anomalie)
val_coord = [[] for i in range(len(evid_anom_NDVI))]
for vl_indx in range(len(evid_anom_NDVI)):
    val_coord[vl_indx] = np.where(evid_anom_NDVI[vl_indx] == 30)

#trova le coordinate
pixel_coord_ = [[] for i in range(len(evid_anom_NDVI))]
for cordd in range(len(val_coord)):
    pixel_coord_[cordd] = pixel2coord(val_coord[cordd][0],
val_coord[cordd][1],
new_transform[cordd][1],
new_transform[cordd][0])
# 0 = lat e 1 = lon

%% CREA UN DATAFRAME CON LE COORDINATE
#crea un vettore con le sole latitudini
latitudine_POINT = [[] for i in range(len(class_images))]
for cordd_lat in range(len(pixel_coord_)):
    latitudine_POINT[cordd_lat] = pixel_coord_[cordd_lat][0]

#crea un vettore con le sole longitudini
longitude_POINT = [[] for i in range(len(class_images))]
for cordd_lon in range(len(pixel_coord_)):
    longitude_POINT[cordd_lon] = pixel_coord_[cordd_lon][1]

#crea un dataframe per ogni raster
df_points = [[] for i in range(len(pixel_coord_))]
for df_pt in range(len(pixel_coord_)):
    df_points[df_pt] = pd.DataFrame({'lat':
latitudine_POINT[df_pt], 'lon': longitude_POINT[df_pt]})
%% COLORI
from random import randint

```

```

colors = []
n = len(evid_anom_NDVI)
for i in range(n):
    colors.append('#%06X' % randint(0, 0xFFFFFF))

# Turn interactive plotting off
plt.ioff()

font = {'family' : 'DejaVu Sans',
        'weight' : 'normal',
        'size' : 3}
matplotlib.rc('font', **font)

fig, ax = plt.subplots()
ax = show(base_map, ax=ax, transform=base_map_src.transform,
cmap='gray')
for dfpt_i in range(len(df_points)):
    df_points[dfpt_i].plot.scatter(ax = ax, x = 'lon', y = 'lat',
color = colors[dfpt_i], s = 0.3, label = lista_date[dfpt_i])
plt.suptitle("Position of Anomalies", fontsize=15, y=0.65)

if only_verità_a_terra == 'yes':

    if only_class_con_3x3 == 'yes':

        plt.savefig(save_path
                    +
                    '\\Location_of_Anomalies\\anomaly_location_VERITA_NDVI_NDWI_3x3
                    .jpg', dpi=1500) # save the figure to file

    else:

        plt.savefig(save_path
                    +
                    '\\Location_of_Anomalies\\anomaly_location_VERITA_NDVI_NDWI_5x5
                    .jpg', dpi=1500) # save the figure to file

    else:

        if only_class_con_3x3 == 'yes':

            plt.savefig(save_path
                        +
                        '\\Location_of_Anomalies\\anomaly_location_ASTA_NDVI_NDWI_3x3.j
                        pg', dpi=1500) # save the figure to file

        else:

            plt.savefig(save_path
                        +
                        '\\Location_of_Anomalies\\anomaly_location_ASTA_NDVI_NDWI_5x5.j
                        pg', dpi=1500) # save the figure to file

#%%

```

Ringraziamenti

Innanzitutto, ringrazio il mio relatore Prof. Simone Bizzi e il mio correlatore Dott. Andrea Brenna, per la loro grande disponibilità e cortesia, sempre pronti a darmi le giuste indicazioni in ogni fase della realizzazione dell'elaborato.

Grazie a voi ho accresciuto le mie conoscenze e le mie competenze.

Volevo ringraziare anche la mia famiglia per il supporto sia economico che morale datomi in tutti questi anni, il vostro esempio mi ha reso la persona che sono oggi e questo traguardo è anche vostro. Un particolare ringraziamento

va a mia mamma, che mi ha sempre sostenuto appoggiando ogni mia decisione, standomi vicino durante tutto il mio percorso di studi.

Un ringraziamento particolare va alla mia fidanzata Irene per avermi trasmesso la sua immensa forza e il suo coraggio. Grazie per tutto il tempo che mi hai dedicato. Grazie perché ci sei sempre stata soprattutto nei momenti più bui e difficili.

Non posso non menzionare i miei compagni di corso, nonché amici, con i quali ho condiviso un sacco di momenti bellissimi durante questo percorso. Grazie a voi tutte le difficoltà sono state più semplici da affrontare.

Grazie a tutti i miei amici di Moena per essere stati sempre presenti anche durante questa ultima fase del mio percorso di studi. Grazie per tutti i momenti di spensieratezza.

Ringrazio Mauro il pescatore che ci ha guidato con la sua barca nel rimorchio delle zattere all'interno della ex cava Motta Baluffi. Inoltre, un particolare ringraziamento va ai Comuni di Motta Baluffi e San Daniele Po per aver dato il permesso di installare le zattere e per l'assistenza in campo. Infine, ringrazio tutte le altre persone che hanno partecipato direttamente e indirettamente a questo progetto.