Monitoraggio multiscala di Posidonia oceanica con GeoAI nel progetto POSEIDON

Stefania Manca[1], Alessandro Acierno[5],Edward Borgogno[2], Giulia Ceccherelli[3], Filiberto Chiabrando[2], Francesca Gallitto[1], Valeria Longhi[1], Paolo Maschio[1], Francesca Matrone[1], Fabio Menna[3], Erica Nocerino[4], Sabrina Rossi[1,6], Massimiliano Scalici[5], Silvia Secco[5], Beatrice Tanduo[2], Payam Yari[1], Andrea Maria Lingua[1]

[1] DIATI, Politecnico di Torino - (andrea.lingua, stefania.manca, francesca.gallitto, valeria.longhi, francesca.matrone, paolo.maschio, payam.yari)@polito.it
[2] DAD, Politecnico di Torino - (filiberto.chiabrando, edward.borgogno, beatrice.tanduo)@polito.it
[3] Dipartimento di Scienze chimiche, fisiche, matematiche e naturali Università degli Studi di Sassari – (cecche, fmenna)@uniss.it
[4] Dipartimento di Scienze Umanistiche e Sociali, Università degli Studi di Sassari - enocerino@uniss.it
[5] Dipartimento di Scienze, Università degli Studi Roma Tre - (alessandro.acierno , massimiliano.scalici, silvia.secco)@uniroma3.it
[6] Osservatorio Naturalistico dell'Isola di Culuccia

Abstract. l progetto POSEIDON sviluppa un workflow GeoAI multiscala per il monitoraggio di Posidonia oceanica, integrando Sentinel-2, UAV, USV, fotogrammetria subacquea, imaging iperspettrale e analisi video. La segmentazione semantica mappa le praterie e ne evidenzia variazioni temporali; DEM, rilievi UHR/BUHR e indici spettrali quantificano dinamica costiera e stato della vegetazione. SDI, WebGIS e storytelling supportano consultazione e gestione.

Parole chiave: Posidonia oceanica; GeoAI; fotogrammetria subacquea; monitoraggio multiscala; deep learning.

1 Introduzione

Posidonia oceanica (L.) Delile è una fanerogama marina endemica del Mediterraneo, presente fino a circa 40-50 m di profondità. Le praterie sostengono la biodiversità, partecipano al ciclo dei nutrienti e al sequestro del carbonio, attenuano l'energia del moto ondoso e contribuiscono alla stabilità dei litorali [1]. La loro presenza è anche un indicatore della qualità ecologica delle acque [2]. Sulla spiaggia, gli accumuli di foglie spiaggiate, o *banquette*, proteggono il sedimento dall'erosione e ospitano comunità di invertebrati. Prateria sommersa e deposito costiero formano quindi un sistema

connesso, nel quale variazioni di copertura, struttura o volume assumono significato ecologico e gestionale.
La mappatura tradizionale combina immersioni, video, fotografia e campionamenti locali. Queste tecniche forniscono osservazioni dirette, ma richiedono tempi e risorse che ne limitano la frequenza e l'estensione. La difficoltà aumenta quando si confrontano più anni: ogni campagna deve conservare geometria, risoluzione e criteri di classificazione abbastanza stabili da rendere interpretabili le differenze. Le immagini satellitari consentono un monitoraggio costiero sistematico e multitemporale ([7], [8]) e offrono archivi sistematici e ripetibili, ma in acque basse il segnale del fondale si mescola con gli effetti della colonna d'acqua, della profondità, della torbidità e dell'illuminazione. I pixel di transizione contengono inoltre più substrati e riducono la separabilità delle classi [4,5].
Random Tree e Support Vector Machine, quando applicati ai singoli pixel, utilizzano principalmente le informazioni spettrali, senza considerare direttamente il contesto spaziale circostante [13]. La segmentazione semantica considera invece spettro e vicinato: U-Net conserva i dettagli mediante connessioni encoder-decoder [5], mentre DeepLabv3 usa convoluzioni dilatate per rappresentare più scale [6]. Anche questi modelli richiedono riferimenti affidabili e una validazione distinta dalla verifica sul campo.
POSEIDON - *multitemPOral SEagrass mapping and monitoring of posIDONia meadows and banquettes for blue carbon conservation* - risponde a questi limiti collegando tre livelli di dettaglio: la scala satellitare consente osservazioni ripetute su aree estese; l'Ultra High Resolution (UHR) descrive *banquette*, batimetria e habitat costieri con dettaglio centimetrico; la Beyond Ultra High Resolution (BUHR) osserva strutture, pigmenti e fauna a scala millimetrica. La Spatial Data Infrastructure (SDI), il WebGIS e le applicazioni web conservano il nesso tra dati, metodi e risultati consentendo di passare da mappe isolate a un processo ripetibile nel quale ogni scala chiarisce limiti lasciati aperti dalla precedente.
Il contributo consiste nell'integrare questa catena osservativa con una catena interpretativa: problema, dato, elaborazione, evidenza, significato e applicazione. L'articolo valuta la trasferibilità della classificazione satellitare da Culuccia a Capo Testa-Punta Falcone e mostra come i risultati delle diverse scale possano essere comunicati mediante storytelling scientifico senza separare la narrazione dalla tracciabilità del dato.

2 Obiettivi e aree di studio

L'obiettivo generale è costruire prodotti spaziali confrontabili che sostengano monitoraggio, verifica sul campo e comunicazione. A questo scopo il progetto: (i) mappa le classi bentoniche associate a *P. oceanica*; (ii) misura variazioni tra epoche; (iii) descrive prateria e *banquette* a risoluzione crescente; (iv) stima indicatori fisiologici e biologici mediante imaging; (v) organizza dati e risultati in servizi geospaziali interoperabili; (vi) trasforma tali prodotti in una narrazione spaziale comprensibile a ricercatori, gestori e utenti del mare. Gli obiettivi non sono

indipendenti: la copertura satellitare orienta l'osservazione locale, il dettaglio UHR e BUHR aiuta a interpretare le classi e la pubblicazione digitale conserva la relazione tra evidenza e decisione.
Le attività interessano diversi settori costieri della Sardegna, Capo Testa-Punta Falcone, Culuccia, Porto Torres, Porto Conte, Capo Caccia, Capo Carbonara-Villasimius e aree dell'Area Marina Protetta Tavolara-Punta Coda Cavallo (Fig. 1).

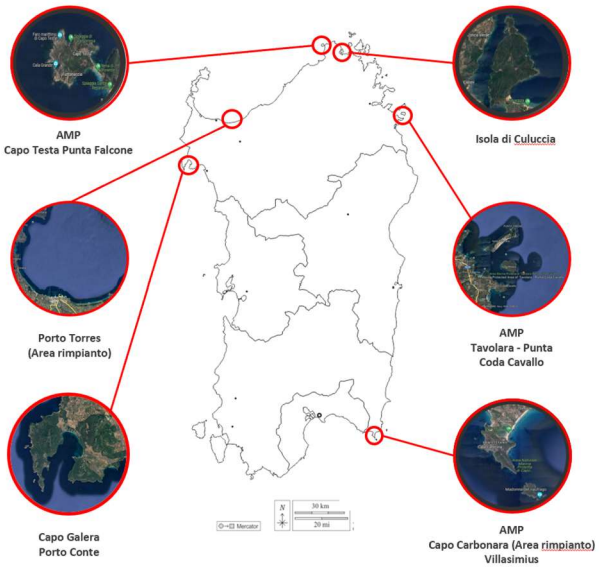

Fig. 1 Aree di studio

La validazione satellitare approfondita riguarda due siti della Sardegna settentrionale. Culuccia è l'area di studio iniziale, scelta per la disponibilità di osservazioni pregresse e conoscenza locale; Capo Testa-Punta Falcone verifica il trasferimento del workflow in un'altra area. La spiaggia Maurizio Vitale a Culuccia ospita il monitoraggio delle *banquette*; Porto Conte è il sito di integrazione tra veicolo autonomo e camera subacquea; i video ittici provengono dall'AMP Tavolara-Punta Coda Cavallo. Il disegno collega così condizioni operative diverse senza assumere che una singola configurazione sia valida ovunque.

3 Dati, piattaforme e workflow multiscala

3.1 Scala satellitare

Il livello a risoluzione media utilizza Sentinel-2 Level-2A, scelto perché fornisce riflettanza *bottom-of-atmosphere* già corretta per gli effetti atmosferici. Per la validazione metodologica sono state selezionate scene di settembre 2015: mare più calmo, torbidità contenuta e chioma della *P. oceanica* prossima al massimo stagionale

migliorano la leggibilità del fondale. Le scene candidate avevano copertura nuvolosa generalmente inferiore al 10%. Sono state impiegate B01-B09, B8A, B11 e B12; B10, dedicata ai cirri, è esclusa. Le bande native a 20 e 60 m sono ricampionate a 10 m con interpolazione bilineare. La Scene Classification Layer isola i pixel d'acqua, mentre una batimetria MaGIC [10] aggiunge un vincolo ambientale per classi spettralmente simili collocate a profondità diverse. La correzione della colonna d'acqua non è stata applicata: i test riportati non indicano un miglioramento significativo e il workflow fornisce esplicitamente la profondità al modello.

La carta di riferimento armonizza habitat EMODnet e substrati del GeoNetwork CNR-ISMAR in sei classi: Posidonia degradata o matte morta, Posidonia su matte/sabbia, Posidonia su roccia, assenza di Posidonia su sabbia, assenza di Posidonia su sedimenti misti e mare profondo. Le zone prive di informazione oltre l'isobata di 20 m sono assegnate alla classe profonda. La copertura continua evita lacune ambigue nell'estrazione dei campioni. Questa carta è però un riferimento tematico derivato da prodotti esistenti, non una ground truth di campo indipendente; le metriche misurano quindi accordo con il riferimento armonizzato.

L'impiego di modellazione DeepLabv3 ha consentito di analizzare il contesto spaziale a diverse scale, migliorando la classificazione di aree irregolari e caratterizzate da transizioni graduali. Per mitigare lo sbilanciamento del dataset e migliorare il riconoscimento delle classi meno rappresentate, vengono adottate tecniche di *oversampling*, ponderazione e bilanciamento delle classi. L'intero workflow è sviluppato in ambiente ArcGIS Pro, e attraverso la creazione di un progetto ModelBuilder, le fasi di *preprocessing*, classificazione e validazione vengono integrate in una *pipeline* automatizzata e riproducibile, applicabile alle diverse epoche di analisi.

Le prestazioni del modello sono valutate mediante matrici di confusione e indicatori statistici quali Overall Accuracy (OA), User's Accuracy (UA), Producer's Accuracy (PA) e coefficiente Kappa. La validazione metodologica viene condotta sulla scena del 2015, mentre la successiva analisi multi-temporale prevede il confronto pixel per pixel delle mappe relative al 2015, 2018, 2021 e 2024, al fine di individuare e quantificare le transizioni tra classi e le variazioni delle rispettive superfici nel tempo. Sulla scena 2015 di Culuccia, si è raggiunti (dopo 17 test) valori di OA = 0,831 e Kappa = 0,786.

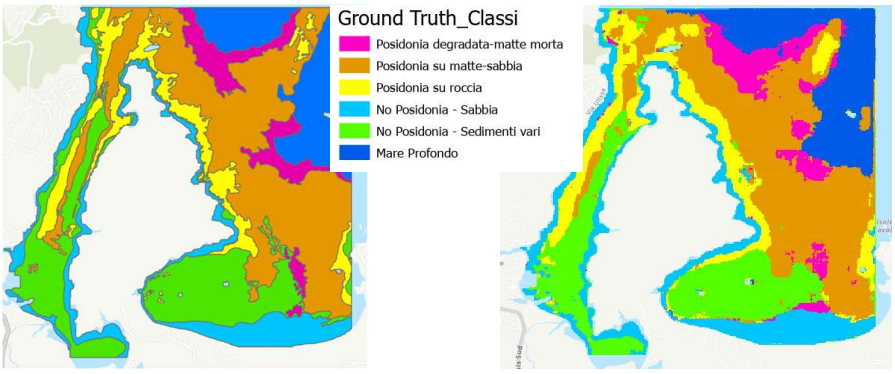

Fig. 2 Classificazione 2015, Penisola di Culuccia

I risultati ottenuti a Culuccia evidenziano inoltre un miglioramento nel riconoscimento della classe Posidonia su roccia, inizialmente poco identificata. Il trasferimento a Capo Testa-Punta Falcone produce OA = 0,883 e Kappa = 0,843, con UA tra 0,75 e 0,97 e PA tra 0,75 e 0,91. Il miglior risultato nel secondo sito conferma che la logica di *preprocessing* e *training* può essere riutilizzata, pur con *validation split* e *padding* adattati. Nell'analisi multi-temporale, l'area totale delle tre classi di Posidonia passa da 2,012 km² nel 2015 a 1,844 km² nel 2024: -0,168 km², circa -8%. Si tratta di una variazione cartografica da interpretare con le incertezze del riferimento e delle scene, non di una stima causale del degrado. L'area complessivamente monitorata mediante imaging è circa 70 km².

3.2 Scala UHR con UAV banquette e USV

Il monitoraggio dell'evoluzione delle *banquette* è stato condotto mediante rilievi UAV con acquisizione di immagini RGB, integrati con punti di controllo e verifica rilevati tramite GNSS-RTK ed elaborazioni fotogrammetriche basate sulla tecnica Structure from Motion (SfM). Tra il 2022 e il 2025 sono state effettuate quattro campagne di acquisizione, impiegando piattaforme DJI Phantom 4, DJI Matrice 300 e DJI Matrice 4. I rilievi hanno consentito di ottenere una Ground Sample Distance (GSD) compresa tra 3.1 e 17.2 mm/pixel, con un'accuratezza RTK dichiarata nell'ordine di 1–2 cm [2]. Per ciascuna campagna sono state generate ortofoto e modelli digitali di superficie (DSM) mediante Structure from Motion, utilizzati per ricostruire e confrontare la morfologia delle *banquette* nelle diverse epoche. L'analisi delle variazioni altimetriche è stata effettuata attraverso il confronto tra DSM opportunamente co-registrati, calcolandone le differenze di quota. Le variazioni ottenute sono state classificate in tre categorie (fig. 3), corrispondenti ad aumento, stabilità e diminuzione della superficie, sulla base di una soglia definita considerando l'incertezza verticale propagata, espressa dalla relazione $\sigma_{\Delta z} = \sqrt{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)}$ indicando con 1 e 2 le due epoche di acquisizione comparate. Tale approccio permette di distinguere le variazioni morfologiche significative dalle differenze potenzialmente riconducibili all'incertezza delle misure.
Le variazioni volumetriche sono state quindi stimate suddividendo le superfici in aree omogenee e moltiplicando, per ciascuna di esse, l'estensione areale per la variazione altimetrica media. L'incertezza volumetrica è stata valutata a partire dall'incertezza verticale propagata e dalla superficie interessata. I risultati evidenziano una dinamica morfologica caratterizzata dall'alternanza di fenomeni erosivi, redistribuzione e accumulo del materiale spiaggiato. Nel periodo compreso tra giugno 2022 e giugno 2024 è stata stimata una perdita volumetrica di 74 ± 16 m³, accompagnata da accumuli localizzati pari a 23 ± 7 m³. Tra giugno e ottobre 2024 sono state registrate ulteriori diminuzioni di 34 ± 12 m³ e incrementi di 5 ± 3 m³. Il confronto tra giugno 2024 e luglio 2025 (Fig. 3) ha invece evidenziato perdite di 12 ± 4 m³ e accumuli più consistenti, pari a 96 ± 18 m³. Le diminuzioni volumetriche interessano prevalentemente il margine rivolto verso mare, mentre gli incrementi osservati nelle porzioni interne possono essere associati all'ispessimento dei depositi preesistenti. Gli accumuli localizzati lungo il margine esterno possono invece indicare un avanzamento della *banquette* verso mare, evidenziando la natura dinamica di queste formazioni e la loro evoluzione nel tempo.

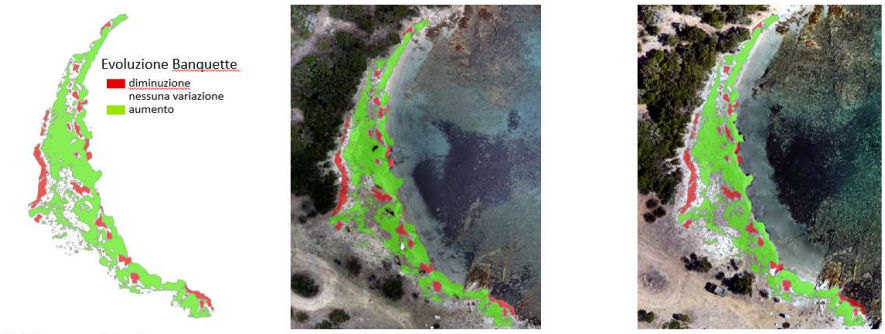

Fig. 3 Differenza DEM e ortofoto per il monitoraggio stagionale della banquette tra giugno '24 e luglio '25.

3.3 Scala BUHR con fotogrammetria e imaging iperspettrale

La scena subacquea combina attenuazione cromatica, torbidità, texture ripetitiva e movimento delle foglie. Il workflow usa immagini sovrapposte, correzione cromatica, matching, orientamento e ricostruzione densa ([8]). I metodi *learning-based* aumentano in alcuni casi densità e distribuzione dei *tie point*, ma non migliorano sistematicamente l'accuratezza metrica; risultano soprattutto più completi nelle aree difficili.

Rig stereoscopici sincronizzati riducono la decorrelazione temporale. ORCA, sviluppato nel progetto PNRA, integra due Nikon D850 da 46 MP, un controllore ottico esterno e un data logger che sincronizza camere e dati di pressione e inerziali con PRINSY; l'acquisizione quasi simultanea, dell'ordine di 0,0005 s, consente misure per triangolazione con GSD sub-millimetrico. CRAB (Calibrated Rig for Aquatic photogrammetric Bicamera system) utilizza due Sony ILX-LR1 da circa 60 MP (9504 × 6336 pixel), in custodie di alluminio stagne su base rigida, con illuminazione dedicata e cupole da 90 mm di raggio di curvatura. Le camere, sincronizzate tramite microcontrollore entro 0,01-0,02 s, sono state calibrate in ambiente controllato con pannello parzialmente immerso per mantenere fuoco e ridurre la distorsione. Il *rig*, pensato per l'uso da parte di subacquei (ma adattabile a ROV), permette di scalare i modelli SfM senza punti di controllo a terra; i primi test a 6-7 m di profondità, verificati con pannello e cubo di calibrazione, hanno confermato la ricostruzione 3D accurata. Il livellamento idrostatico PRINSY fornisce inoltre un riferimento locale con RMSE di circa 2 mm.

L'imaging iperspettrale impiega la Senop Rikola, camera snapshot a doppio sensore basata su interferometro Fabry-Pérot. La sequenza programmabile di bande copre 500-900 nm con risoluzione spettrale di 1 nm, idonea ad analizzare *Posidonia oceanica* degradata, morta o restaurata a scala sub-centimetrica. Per l'acquisizione subacquea sono disponibili una custodia stagna, due lampade alogene (Fig. 4) a spettro completo e *target* di riflettanza nota per la calibrazione. Gli ipercubi sono stati acquisiti su foglie appena prelevate lungo un transetto di 20 m a 15 m di profondità. La calibrazione geometrica in Matlab ha prodotto un errore medio di riproiezione inferiore a 1 pixel; la

co-registrazione dei sensori, basata su SURF, RANSAC e trasformazione di similitudine 2D, ha lasciato residui di circa 0,7 pixel. La calibrazione radiometrica con tre pannelli grigi ha raggiunto un errore inferiore al 2,5% di riflettanza. Sono stati calcolati 34 indici e misurati in laboratorio clorofille, carotenoidi e pigmenti totali.
Il 70% dei campioni è stato utilizzato per costruire modelli lineari, robusti, esponenziali e di potenza e il 30% per la validazione. Tra gli indici iperspettrali, ChlRI red-edge, calcolato alle lunghezze d'onda indicate nei materiali (779 e 727 nm), mostra la relazione più forte con la clorofilla totale trasformata in logaritmo ($r = -0,77$; $p < 0,0001$). SIPI, basato su 805.1, 506.3 e 675.1 nm, presenta una correlazione moderata con il rapporto carotenoidi/clorofilla totale ($r = 0.59$; $p < 0.001$). Non emerge invece una correlazione significativa per i pigmenti totali. I modelli esponenziali raggiungono R^2 circa 0,99 sul training ma generalizzano poco; modelli lineari e di potenza risultano più stabili in validazione. Il risultato sottolinea che un *fit* elevato sul *training* non è sufficiente in presenza di un campione limitato.

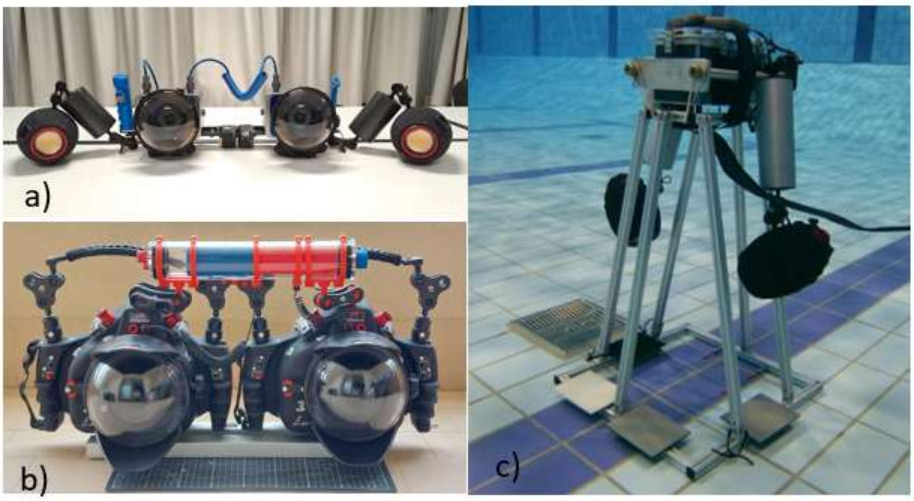

Fig. 4 a) CRAB, b) ORCA, c) Setup Rikola

Il livello UHR comprende inoltre rilievi con il veicolo autonomo BlueBoat 120. Un ecoscandaglio Alpha-Wi fornisce la batimetria, mentre una GoPro HERO10 orientata verso il fondale acquisisce sequenze ottiche. I tempi GNSS delle immagini sono sincronizzati con la traiettoria GNSS-RTK registrata da ArduPilot e le posizioni sono interpolate all'istante di scatto. Nel test di Porto Conte, svolto tra 0,5 e 3 m di profondità su circa 1000 m², i residui RMS della trasformazione di similitudine tra posizioni fotogrammetriche e traiettoria RTK sono risultati entro 5 cm; è stato prodotto un ortomosaico a 1 cm. Complessivamente, l'integrazione UAV-USV ha coperto circa 1 km².

3.4 Rilevamento e conteggio della fauna

Nell'AMP Tavolara-Punta Coda Cavallo, operatori subacquei hanno acquisito nell'agosto 2024 video con action camera 4K a 15 m di profondità, lungo un transetto lineare di 50 m percorso a 12 m/min e replicato tre volte. Il dataset SardinIA comprende 729 immagini e 28 specie ittiche endemiche del Mediterraneo; l'annotazione ha richiesto sei ore di lavoro a due esperti.
La pipeline integra object detection e multi-object tracking. Sono stati confrontati DeepFins, DeepEcomar, YOLOv8 (Fig. 5) e YOLOE; per il tracking sono stati testati SAMURAI, ByteTrack e DeepSort. Il tracciamento evita il doppio conteggio dello stesso individuo tra fotogrammi successivi. DeepSort è risultato il metodo più affidabile nel mantenimento delle identità, mentre YOLOE addestrato su SardinIA ha fornito il migliore equilibrio complessivo. I conteggi automatici sono stati confrontati con censimenti visuali subacquei e video condotti da operatori, mostrando accordo elevato sull'abbondanza totale e sulle specie dominanti.

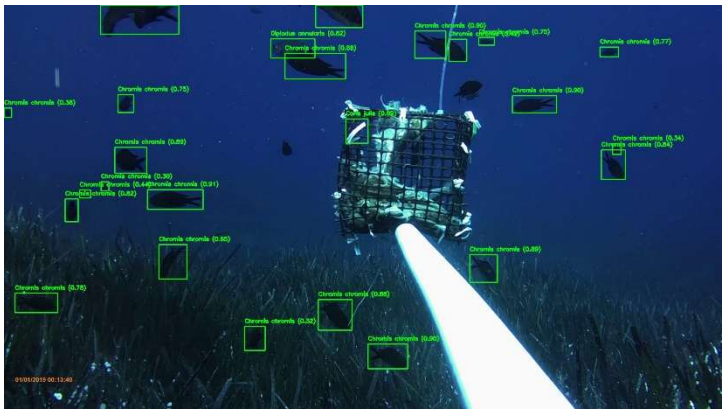

Fig. 5 Risultati ottenuti con YOLOv8 su fotogrammi selezionati.

4 Gestione e valorizzazione dei dati geospaziali

La Spatial Data Infrastructure (SDI) raccoglie prodotti satellitari, rilievi UAV, indagini geomatiche e osservazioni in situ in un geodatabase relazionale multiscala. I layers sono pubblicati e interrogati attraverso GIS e WebGIS. La POSEIDON Web App, sviluppata con ArcGIS Online e ArcGIS Experience Builder, integra servizi geografici, geolocalizzazione e dati spaziali in un'interfaccia rivolta sia alla ricerca sia agli utenti del mare. La visualizzazione della distribuzione di Posidonia e delle aree sensibili può quindi orientare la consultazione prima della navigazione e rendere leggibili risultati che, in forma di raster o tabella, resterebbero destinati a specialisti.
ArcGIS StoryMaps organizza la comunicazione in una sequenza: ruolo ecologico, pressioni, osservazioni, dati, risultati e implicazioni. La mappa regionale introduce la scala del problema, le classificazioni localizzano le classi, i confronti temporali ne mostrano il cambiamento e i prodotti UHR/BUHR chiariscono ciò che si osserva

localmente. Lo storytelling diventa così il livello interpretativo della SDI: conserva la provenienza del dato e rende consultabile la catena di elaborazione senza sostituire la documentazione tecnica.

5 Conclusioni e sviluppi futuri

Il progetto POSEIDON evidenzia le potenzialità di un approccio integrato e multiscala per il monitoraggio di Posidonia oceanica, combinando tecniche geomatiche, osservazioni da remoto e intelligenza artificiale. La classificazione satellitare mediante DeepLabv3-ResNet34 ha raggiunto valori di Overall Accuracy (OA) e Kappa pari a 0,831/0,786 a Culuccia e 0,883/0,843 a Capo Testa-Punta Falcone, mostrando buone prestazioni e potenzialità di trasferimento tra aree differenti. Tuttavia, la validazione è stata condotta rispetto a cartografie armonizzate e non a osservazioni indipendenti sul campo. Analogamente, la riduzione cartografica di 0,168 km² delle classi di Posidonia rilevata nel periodo 2015–2024 richiede ulteriori verifiche prima di essere interpretata come effettiva regressione della prateria.
L'integrazione di rilievi UAV e USV, fotogrammetria subacquea, analisi iperspettrali e riconoscimento automatico della fauna consente di descrivere l'ecosistema a differenti scale spaziali, integrando le informazioni satellitari con osservazioni di maggiore dettaglio. Permangono tuttavia alcune criticità legate alle condizioni ambientali, alla qualità delle acquisizioni e alla rappresentatività dei dataset utilizzati. In questo contesto, SDI, WebGIS e StoryMap (https://arcg.is/1Gyea02) favoriscono l'organizzazione, la condivisione e l'interpretazione dei risultati, mentre lo storytelling scientifico ne facilita la comunicazione a ricercatori, enti gestori e cittadini.
Gli sviluppi futuri saranno orientati all'ampliamento della validazione spaziale e temporale, alla standardizzazione dei protocolli di acquisizione e all'impiego dei dati ad altissima risoluzione per verificare e perfezionare le classificazioni satellitari. Nel complesso, POSEIDON propone un approccio metodologico potenzialmente replicabile, il cui consolidamento potrà contribuire alla conoscenza, alla conservazione e alla gestione sostenibile degli ecosistemi costieri mediterranei.

Ringraziamenti

Il progetto POSEIDON è stato finanziato dal Ministero dell'Università nell'ambito dei progetti di rilevanza nazionale (PRIN-PNRR) basato su risorse Next Generation EU. Si ringraziano BIRU srl e l'osservatorio Naturalistico dell'Isola di Culuccia per la collaborazione nell'ambito del progetto.

Riferimenti bibliografici

1. Telesca, L. et al.: Seagrass meadows (*Posidonia oceanica*) distribution and trajectories of change. *Scientific Reports* 5, 12505 (2015).

2. Montefalcone, M.: Ecosystem health assessment using the Mediterranean seagrass *Posidonia oceanica*: a review. *Ecological Indicators* 9, 595-604 (2009).
3. Traganos, D., Reinartz, P.: Mapping Mediterranean seagrasses with Sentinel-2 imagery. *Marine Pollution Bulletin* 134, 197-209 (2018).
4. Mederos-Barrera, A., Marcello, J., Eugenio, F., Hernández, E.: Seagrass mapping using high resolution multispectral satellite imagery: a comparison of water column correction models. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 113, 102990 (2022).
5. Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T.: U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: MICCAI, pp. 234-241. Springer (2015).
6. Chen, L.-C. et al.: DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs. *IEEE TPAMI* 40(4), 834-848 (2018).
7. Zollini, S., Dominici, D., Alicandro, M., Cuevas-González, M., Angelats, E., Ribas, F., & Simarro, G. (2023). New Methodology for Shoreline Extraction Using Optical and Radar (SAR) Satellite Imagery. Journal of Marine Science and Engineering, 11(3), 627.
8. Angelini, R., Angelats, E., Luzi, G., Masiero, A., Simarro, G., & Ribas, F. (2024). Development of Methods for Satellite Shoreline Detection and Monitoring of Megacusp Undulations. Remote Sensing, 16(23), 4553
9. Balletti, C., Guerra, F., Tsioukas, V., & Vernier, P. (2014). Calibration of Action Cameras for Photogrammetric Purposes. Sensors, 14(9), 17471–17490.
10. Dipartimento della Protezione Civile. (2020). Progetto MaGIC: Marine Geohazards along the Italian Coasts. Presidenza del Consiglio dei Ministri, Italia. https://www.protezionecivile.gov.it/it/approfondimento/progetto-magic-marine-geohazards-along-italian-coasts/
11. European Marine Observation and Data Network (EMODnet). (s.d.). EMODnet Seabed Habitats. European Commission, Directorate-General for Maritime Affairs and Fisheries (DG MARE). https://emodnet.ec.europa.eu/en/seabed-habitats
12. Consiglio Nazionale delle Ricerche – Istituto di Scienze Marine (CNR-ISMAR). (s.d.). GeoNetwork: Marine Geospatial Data Catalogue. CNR-ISMAR. https://seamap-catalog.data.ismar.cnr.it/
13. Ma, L., Liu, Y., Zhang, X., Ye, Y., Yin, G., & Johnson, B. A. (2019). Deep Learning in Remote Sensing Applications: A Meta-Analysis and Review. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 152, 166–177.