



GREEN UP DAY DEL 21ESIMO SECOLO
UTILIZZARE I DRONI PER INDIVIDUARE E
CLASSIFICARE I RIFIUTI

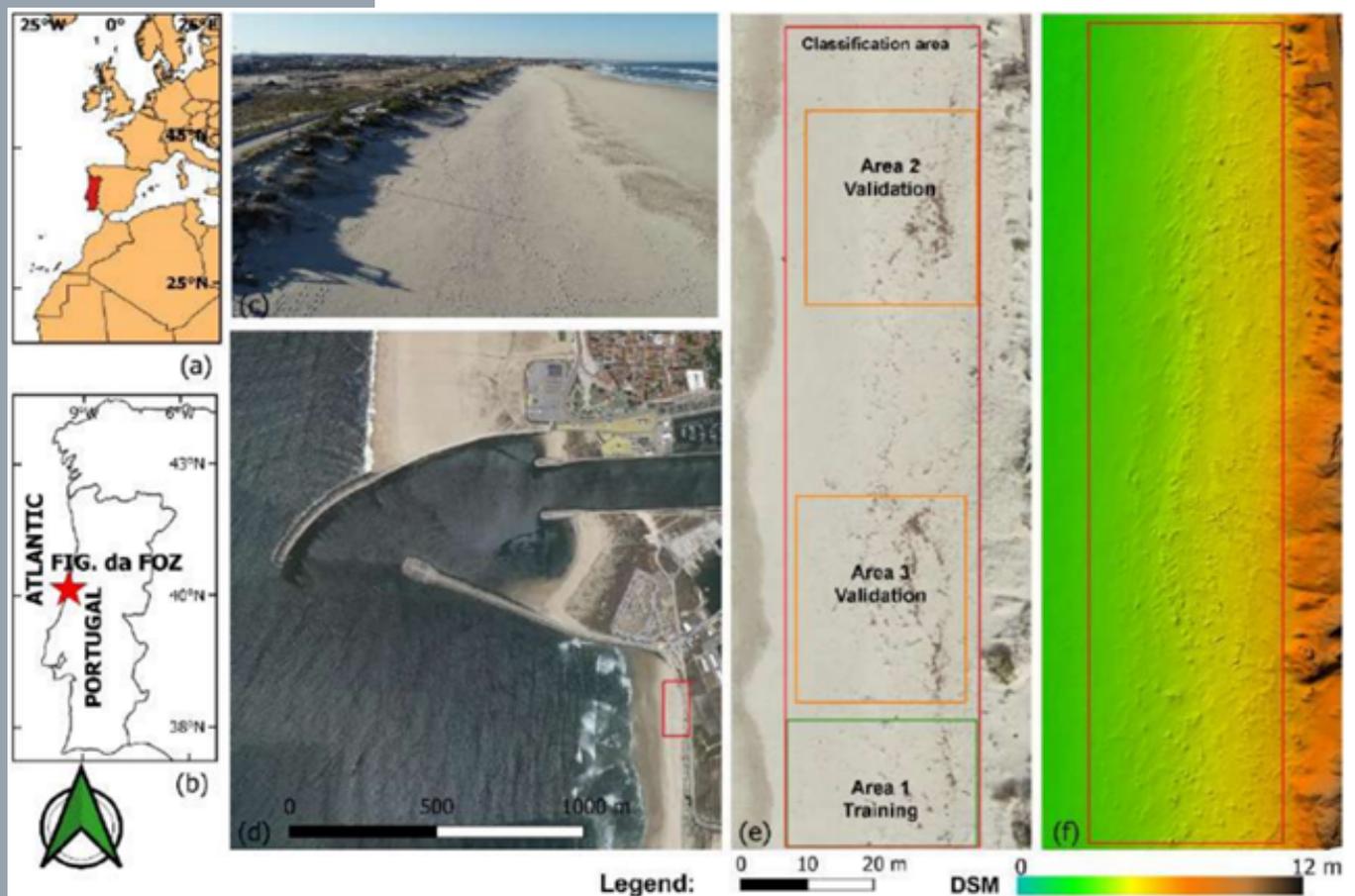
DI KEITH PETERSON

Sysdeco Italia s.r.l.

A volte i motti e gli slogan aziendali, come il nostro "trasformando il modo in cui il mondo funziona", non sembrano relazionarsi con il lavoro di tutti i giorni, ma dopo aver letto la pubblicazione di Gonçalves et al. 2020, ho avuto una comprensione più profonda di qual è il mio contributo, per quanto piccolo possa essere.

L'articolo dell'autore intitolato Quantifying Marine Macro Litter Abundance on a Sandy Beach Using Unmanned Aerial Systems and Object-Oriented Machine Learning Methods, è stato pubblicato nel giornale MDPI remote sensing ed esplora l'uso dell'approccio basato sui droni per identificare e classificare automaticamente i rifiuti marini.

La spiaggia di Cabedelo è stata selezionata come area di studio. Si tratta di una spiaggia sabbiosa dell'Oceano Atlantico situata sulla costa nord portoghese. Gli autori hanno definito un'area di campionamento e due aree di validazione per la loro ricerca.



Le immagini aeree RGB sono state acquisite con un drone Phantom 4 Pro e la risoluzione finale dell'immagine era di 5,5 mm.

Oltre ai dati ottici, un DSM è stato derivato da una densa nuvola di punti 3D. La classificazione dei dati ha preso in considerazione 4 classi, definite come segue dagli autori:

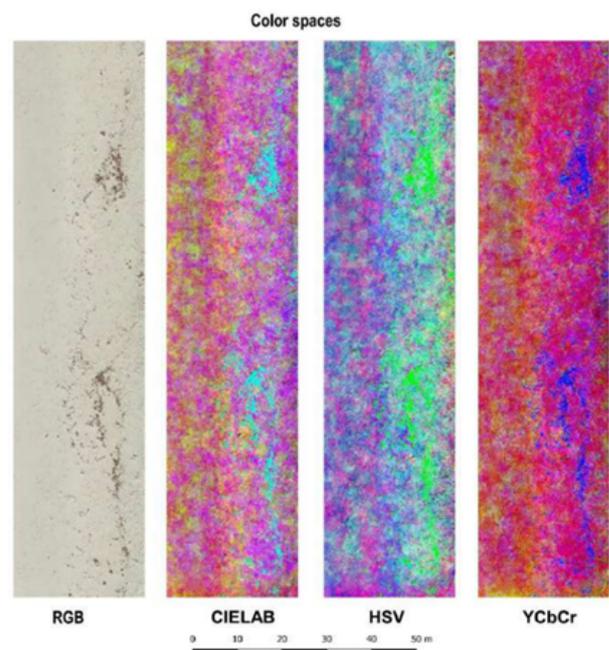
1. Macro rifiuti marini (Marine Macro Litter - MML) - Materiale solido persistente, prodotto o lavorato
2. Detriti della vegetazione - detriti non antropogenici (vegetazione)
3. Sabbia asciutta - tutti i tipi di sabbia asciutta situata vicino alla riva
4. Ombre proiettate - Ombre di tutti i tipi di oggetti elevati e impronte

Per classificare le 4 classi, gli autori hanno deciso di implementare con eCognition di Trimble un approccio machine learning usando tecniche di classificazione supervised. Queste tecniche richiedono training samples e una selezione attenta delle features discriminanti in modo che il modello possa apprendere accuratamente la differenza tra le classi target.

Oltre ai dati RGB, gli autori hanno anche scelto di includere informazioni aggiuntive sul colore: Hue based (HSV = Saturazione e valore), perceptually uniform (CIE-Lab) e luminance-based YCbCr. In questo modo sono state create 12 features da usare nella successiva classificazione OBIA:

- Bands 1-3 = RGB
- Bands 4-6 = perceptually uniform (CIE-Lab)
- Bands 7-9 = hue-based (HSV)
- Bands 10-12 = luminance-based YCbCr

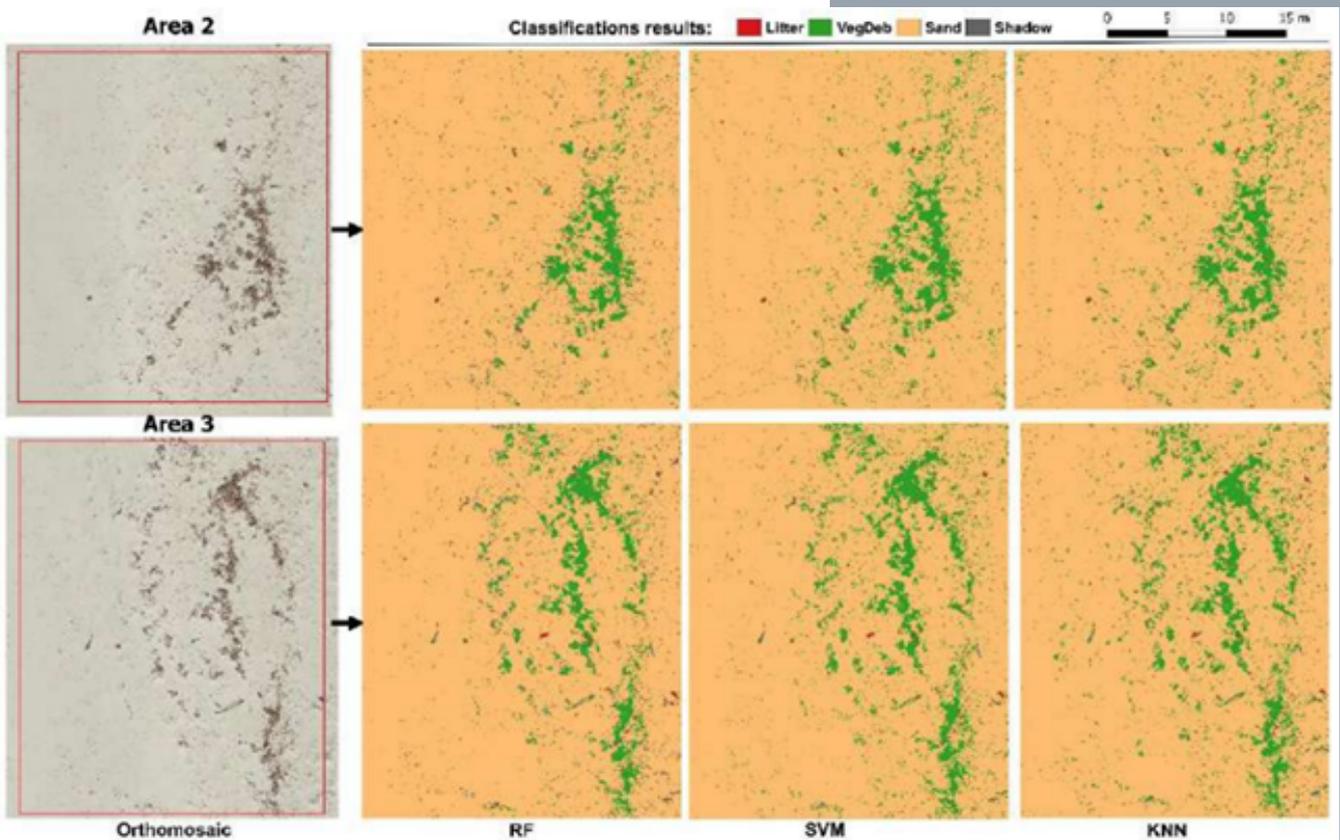
La classificazione si è basata su oggetti immagine generati con la Multiresolution segmentation. Gonçalves et al. hanno scelto di valutare 3 modelli di classificazione supervised nello studio: 1) Random Forest (RF), 2) Support Vector Machine (SVM) e 3) K-Nearest Neighbor (KNN). eCognition ha 5 diversi modelli di classificazione supervised, oltre ai tre citati. Infatti gli utenti hanno anche a disposizione i modelli Decision Trees e Bayes.



Poiché ogni modello ha parametri diversi, è necessario considerare un certo grado di "messa a punto" durante l'applicazione. Gli autori hanno iniziato con i parametri di default e poi hanno modificato i parametri primari uno per uno per determinare i migliori risultati.

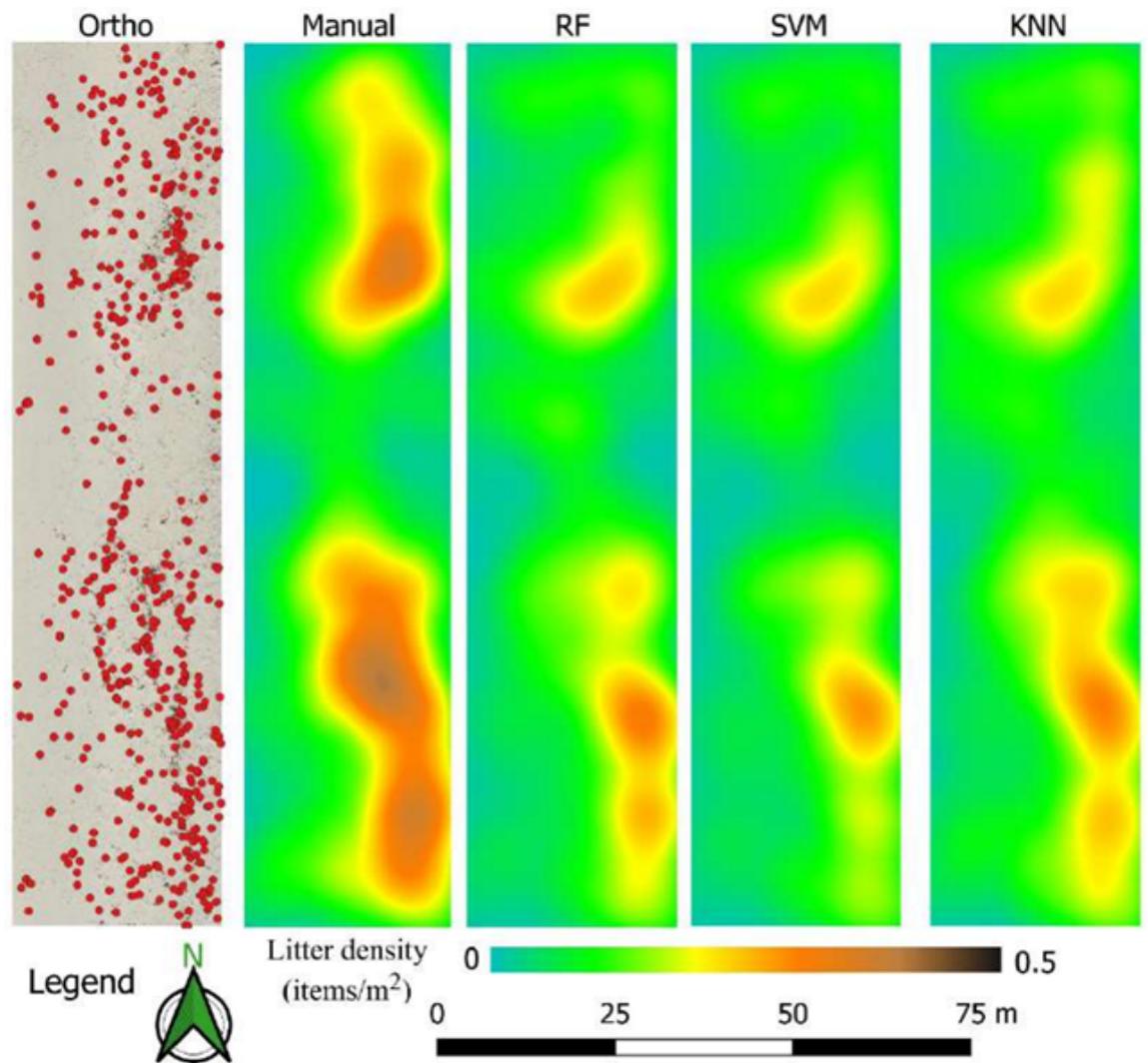
Per valutare le prestazioni dei loro modelli, i risultati delle classificazioni sono stati confrontati con i dati di validazione "selezionati e processati manualmente da un operatore in ambiente GIS" - il centroide di ogni oggetto automaticamente classificato come MML è stato confrontato con i centroidi degli oggetti selezionati manualmente come verità a terra e se la distanza tra i due era inferiore a 20 cm l'oggetto era ritenuto correttamente classificato.

Nonostante i risultati visivamente simili, un'analisi dettagliata dei diversi modi ha rivelato che i risultati RF avevano il numero più alto di veri positivi (True Positives - TP), mentre il modello SVM risultava avere il più basso numero di falsi positivi (False Positives - FP) e quindi la precisione più elevata (77%). L'F-score generale (una misura dell'accuratezza della classificazione) per i 3 modelli era: 65% per KNN, 68% per SVM e 72% per RF.



Insieme all'identificazione di MML, la quantificazione è anche estremamente importante. In questo studio sono stati utilizzati stimatori di densità del kernel (KDES), per cui il centroide dell'oggetto viene trasferito con una funzione KDE a una superficie continua che rappresenta il numero di elementi MML per metro quadrato.

I risultati della classificazione supervised hanno anche dimostrato una "forte correlazione" con le mappe di abbondanza generate manualmente con valori r-square di 0,79 (RMSE 0,028 elementi / m2) per RF, 0,76 (RMSE 0,027 elementi / m2) per SVM e 0,83 (RMSE 0,026 elementi / m2) per KNN.



In definitiva, gli autori notano che il classificatore RF "ha ottenuto risultati migliori", ma il modello KNN ha portato al "miglior fattore di correlazione". Anche la trasferibilità del metodo di classificazione supervised si è rivelata positiva e gli autori sono convinti che il loro approccio possa essere facilmente usato a livello di produzione dati sfruttando i vantaggi dell'elaborazione batch di eCognition Server.

L'approccio di classificazione OBIA basato sulla nomenclatura proposta è stata efficiente per l'estrazione della classe MML e si è dimostrato adatto ad essere trasferito ad altre immagini. È bello vedere il successo di questo studio perché notiamo un interesse crescente nel rilevamento di rifiuti marittimi / costieri attraverso l'utilizzo del telerilevamento.