



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
DIPARTIMENTO DI SCIENZE DELLA VITA E DELL' AMBIENTE

Corso di Laurea in Scienze Biologiche

Riconoscimento di coralli mediante reti neurali profonde nel basso fondale del Golfo di Eilat (Aqaba)

Deep neural network recognition of shallow water corals in the Gulf of Eilat (Aqaba)

Tesi di Laurea di:

Francesco Conforti

Docente Referente
Chiar.ma Prof.

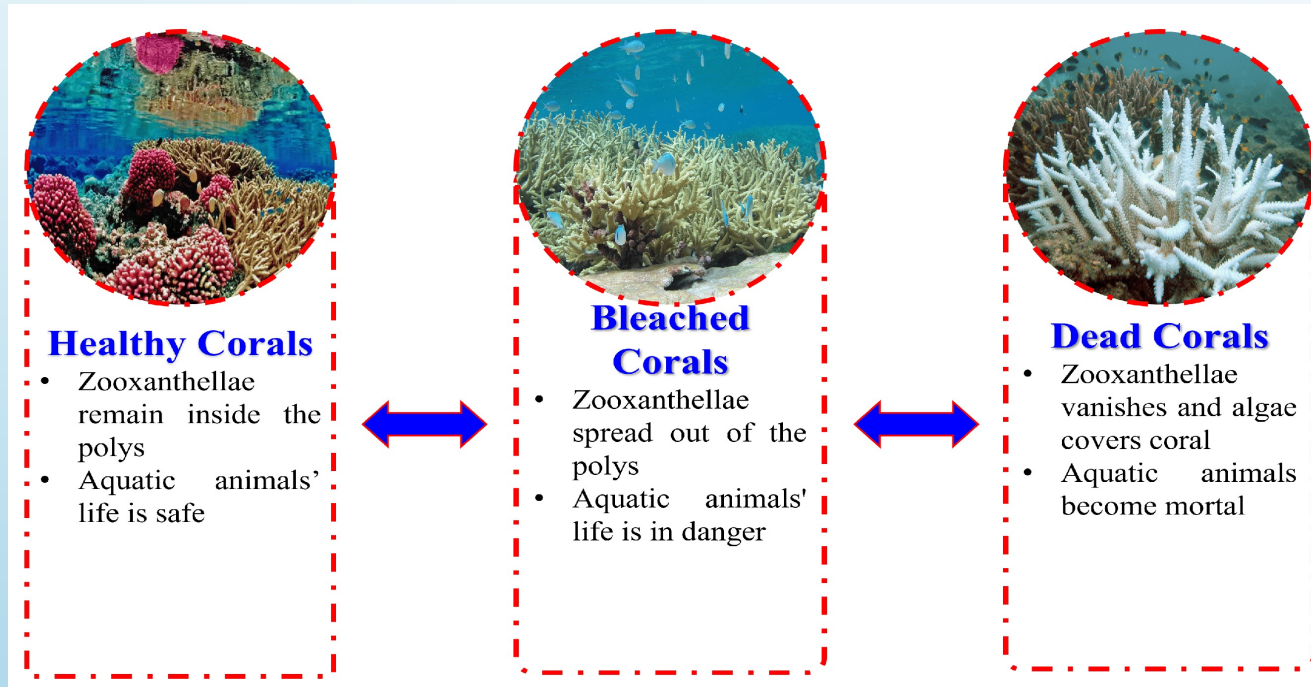
Emanuela Fanelli

Sessione Straordinaria
Anno Accademico 2022/2023

LE BARRIERE CORALLINE

- <1% della superficie totale delle acque
- 25% della biodiversità totale
- a rischio di scomparsa (cause naturali ed antropiche)

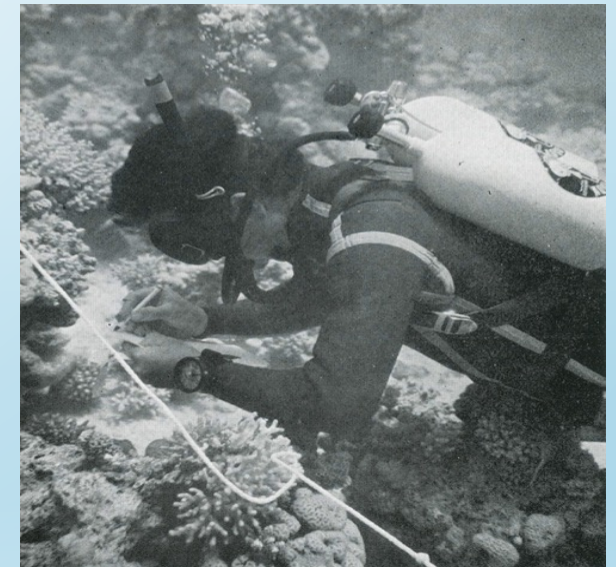
Stato di salute dei coralli e della vita acquatica associata.



- Scopo dello studio: usare il *Deep Learning* automatizzato per il riconoscimento e lo studio dei coralli nella barriera corallina del Golfo di Eilat (Israele)
- La Barriera di Eilat è tra le più settentrionali ed è altamente diversificata (100 specie)



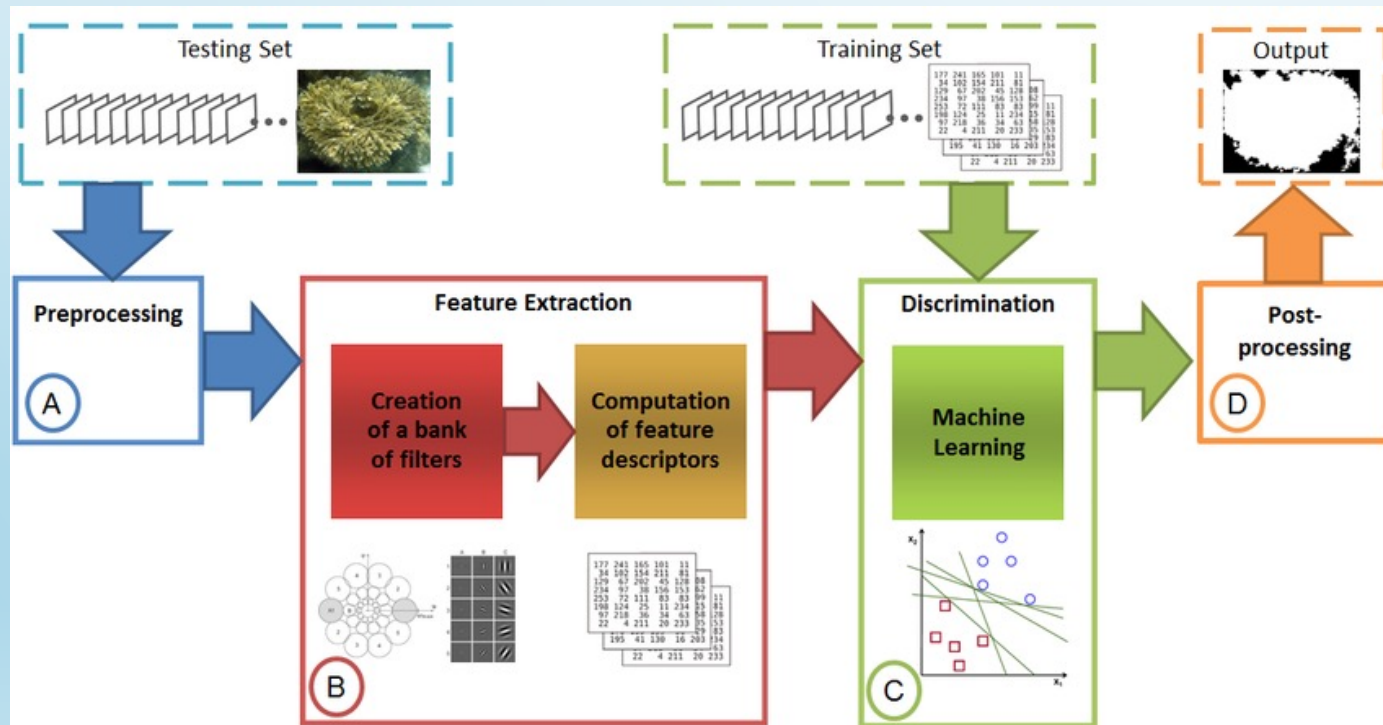
Basso fondale di Eilat Coral Beach



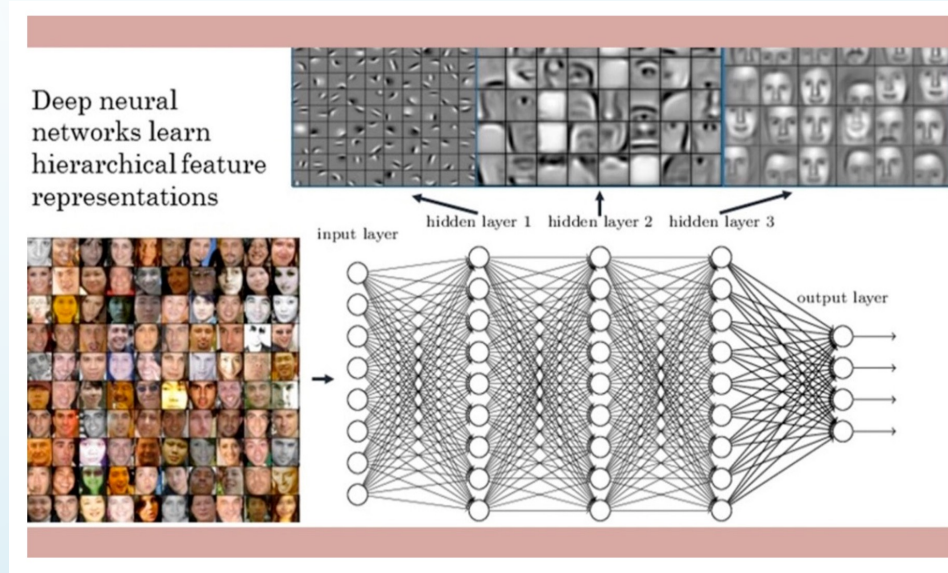
Lavoro pionieristico nel 1971 di Loya "The coral reefs of Eilat" (line transect)

IL DEEP LEARNING

- Evita le difficoltà dei metodi manuali, essenziale per questo tipo di ricerca e studio
- Vengono elaborati algoritmi che estraggono informazioni da grandi *dataset*
- Rete neurale applicata ai dati sulle barriere coralline:
 - CNN : *Convolutional Neural Network* (ResNet50, VGG16)



Block diagram of coral reef detector



Si usa il *deep learning* insieme a piattaforme di condivisione di immagini per annotazioni completamente o semi-automatizzate
Es. *CoralNet* o *BenthoBox*

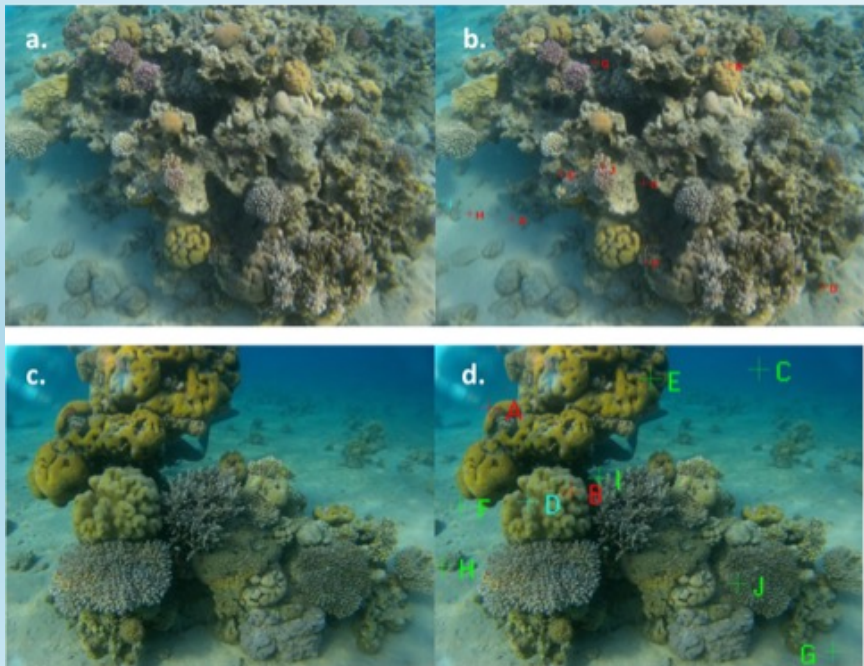
WORK PROCESS (DA GIUGNO 2017 A GIUGNO 2018)

Metodi utilizzati:

1. 4 siti di campionamento fotografati ogni mese durante il giorno (+1000 immagini fisse e molte ore video di operatori subacquei, separando poi i fotogrammi)
2. Transetti (4 per ogni sito) per stimare la % di copertura nei 4 siti a 5, 10, 15 e 20 m di profondità
3. CNNs (DL) usati per una efficiente classificazione delle specie di coralli e test statistici per confrontare presenza e proporzioni dell'abbondanza delle specie di corallo, misurate con metodi diversi in più siti



Location of study areas in the natural reserve (NR).



La % di copertura dei coralli funge da indicatore sulla salute generale della barriera

In questo studio viene registrata la copertura di **11 specie** di coralli, risultati divisi in:

1. numero di specie e % copertura mediante "Point Estimated" e "FijiImageJ" (a sinistra)
2. classificazione dei coralli tramite analisi delle immagini con *Deep Learning*

(a) Coral species in the Gulf of Eilat; (b) Coral Point Count software for the annotation process; (c) photograph of an additional spot of the coral reef; (d) annotation process.

ELABORAZIONE IMMAGINI

Dopo gli scatti, essi vengono ritagliati e ridimensionati a 200x200 pixel (*Sub-images*)

Verifica della compatibilità delle immagini con l'architettura del *network* scelto

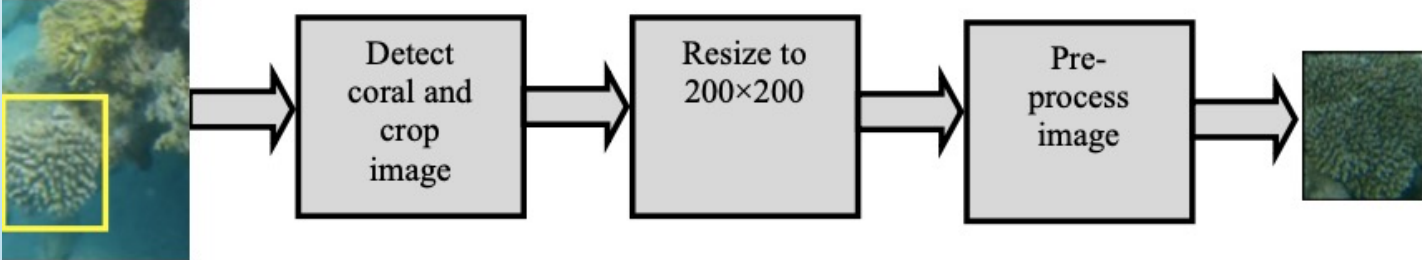
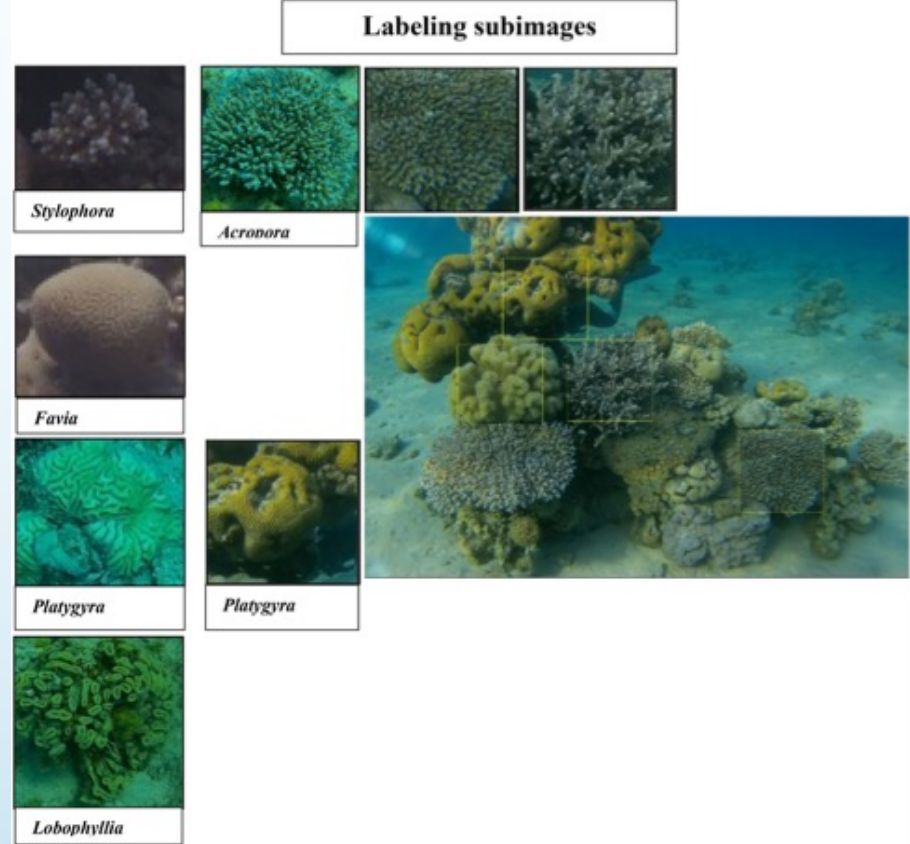


Figure 4. Preprocessing of an image.



Campioni di 4 specie di coralli studiate

Esempi di immagini pre-elaborate e le relative etichette



Successivamente il *software* DL classificherà le immagini suddividendole nelle varie classi che si analizzeranno

RISULTATI CON DEEP LEARNING

- 90% di precisione in un test preliminare per classificare 4 specie (*Acropora*, *Favia*, *Platygyra* e *Stylophora*)

Supplementary Table 3. Summary of total accuracy.

<i>Acropora</i>	<i>Favia</i>	<i>Platygyra</i>	<i>Stylophora</i>	Total accuracy	Total false
93.33%	93.33%	80%	93.33	90%	10%

Supplementary Table 4. Summary of deep learning test results of coral species.

Number	Coral Species	True	False	True (%)
1	<i>Acropora</i>	162	17	81
2	<i>Cyphastrea</i>	160	93	80
3	<i>Echinopora</i>	146	27	73
4	<i>Favia</i>	134	81	67
5	<i>Goniastrea</i>	139	41	69.5
6	<i>Lobophyllia</i>	184	2	92
7	<i>Montipora</i>	183	68	91.5
8	<i>Pavona</i>	141	39	70.5
9	<i>Platygyra</i>	179	6	89.5
10	<i>Porites</i>	148	54	74
11	<i>Stylophora</i>	187	9	93.5

→ Massima precisione

- Metodo DL dimostrato applicando i risultati dai 3 siti al 4° sito esterno per classificare 11 specie: precisione media dell' 80,13% (con l'aggiunta di 2200 immagini delle 11 classi)

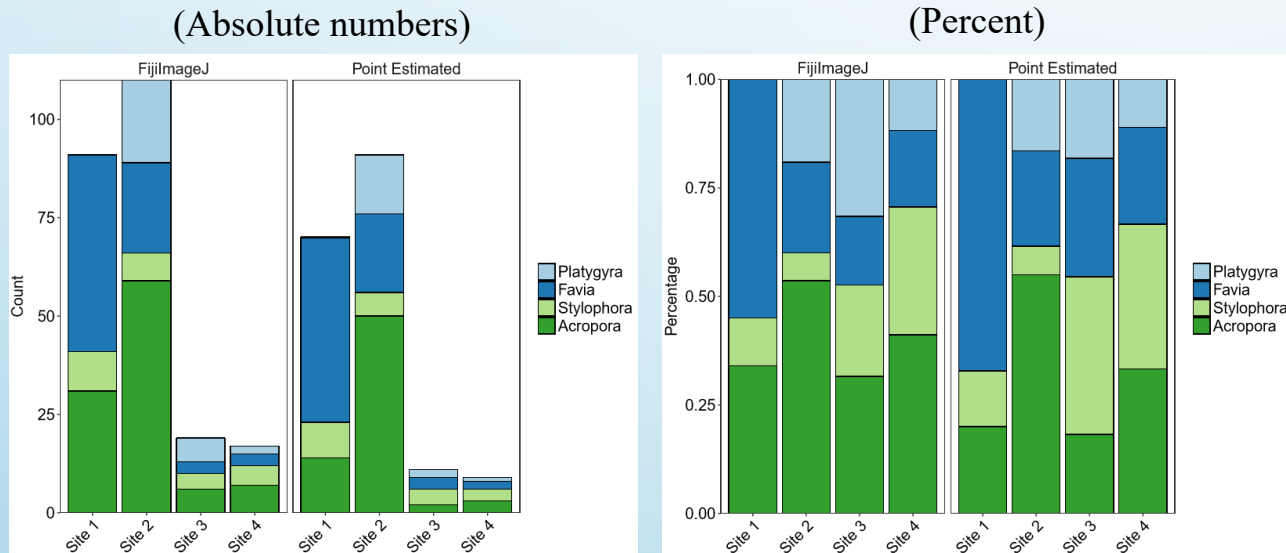
Supplementary Table 6. Cross validation accuracy results.

Cross Fold	Accuracy
Cross fold 0	81.54%
Cross fold 1	82.27%
Cross fold 2	82.81%
Cross fold 3	81.54%
Cross fold 4	81.90%
Average Accuracy	82.01 %

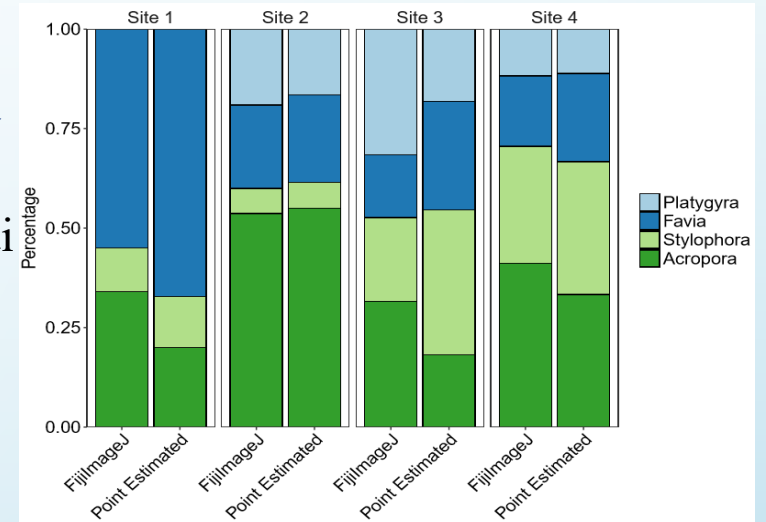
- Risultati della convalida incrociata dimostrano che il modello può analizzare nuovi dati da siti aggiuntivi non utilizzati nel *training*

RISULTATI CON METODI TRADIZIONALI

- Non c'è differenza tra i metodi "Point Estimated" e "FijiImageJ" su ciascun sito
- Differenza significativa tra copertura coralli e il n° di colonie per i 4 siti con i 2 metodi

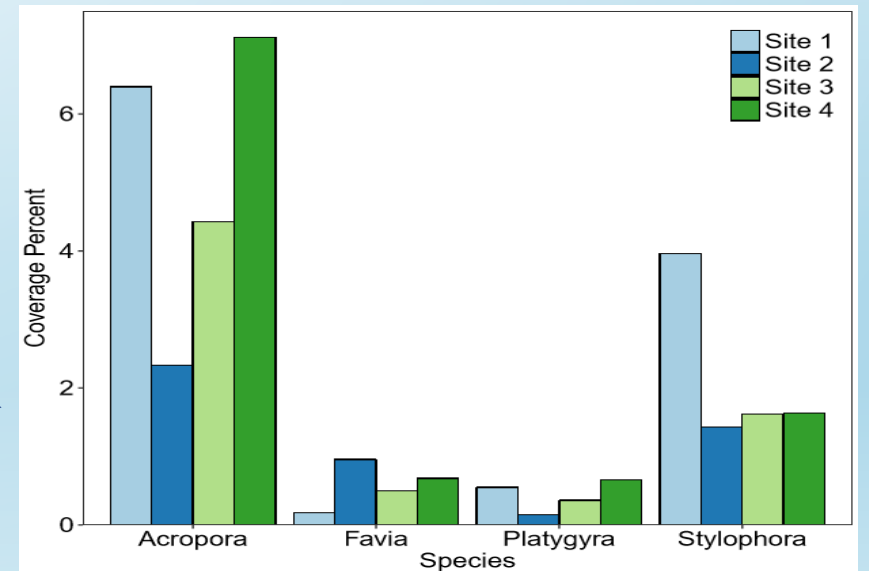


Proportions of each coral species (% and absolute numbers) between 4 sites, within each method



Proportions of 4 coral species (%) in each method and on each site

- Differenza nella copertura delle specie tra i 4 siti e le loro percentuali di copertura (la % più alta in ognuno dei 4 siti è di *Acropora*)

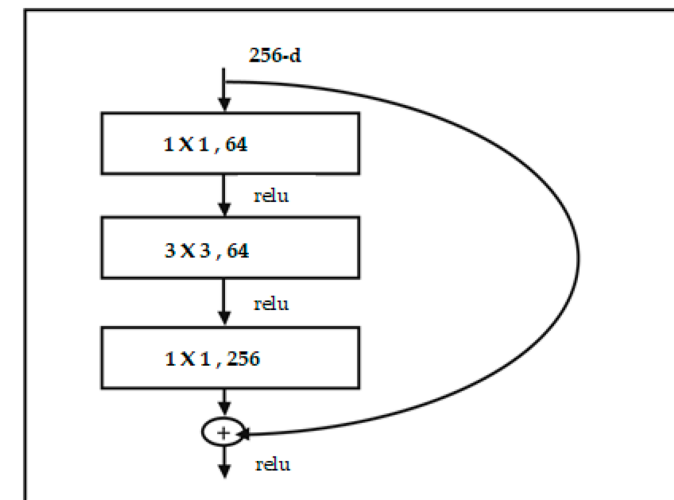


Coverage percentage at each site for each coral species

CLASSIFICAZIONE CON RESNET-50

- Il *Residual Network (50 layers)* è una rete neurale convoluzionale (CNN) che simula l'organizzazione della corteccia visiva animale, viene configurato in base alle caratteristiche del set di dati (taglia, n° e tipi di classi, ecc.)
- Applicazione del ResNet-50 su 5500 immagini per la classificazione dei coralli in 11 specie
- Questa CNN supera, come dimostrato precedentemente, le indagini manuali grazie al suo livello di precisione e velocità. Si dimostra la migliore per questo tipo di studi

Per mappature identità



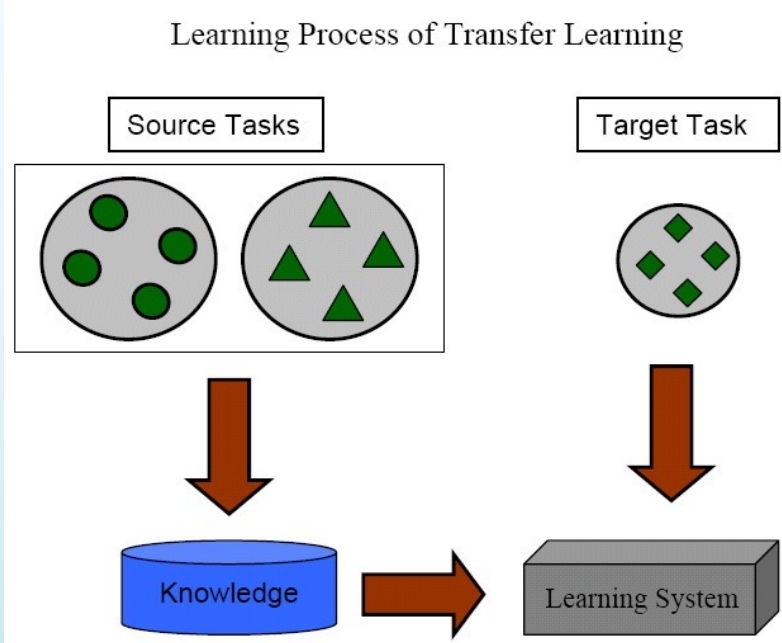
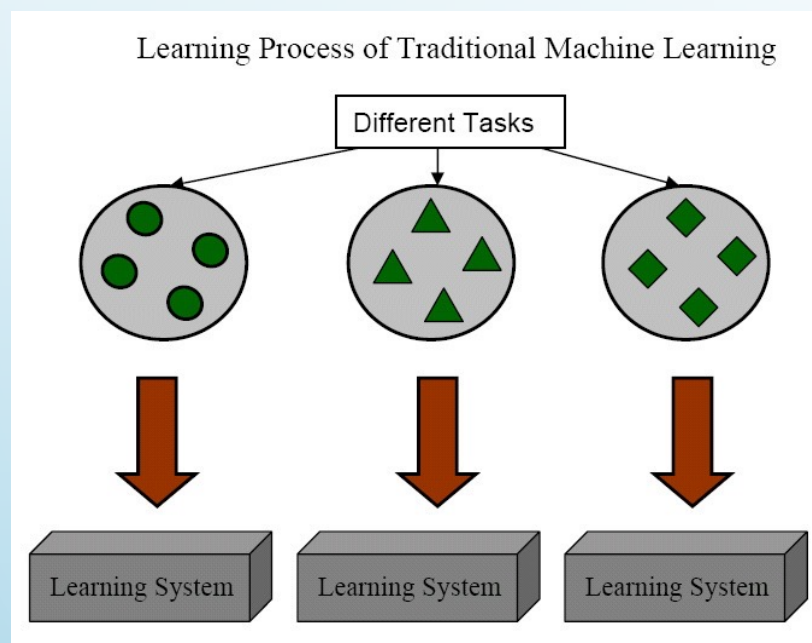
ResNet building block from 'Neural Network Recognition of Marine Benthos and Corals'

Supplementary Table 1. Gómez-Ríos et al. (2018) accuracies obtained on two datasets:

	Shihavuddin's Method	Inception v3	ResNet-50	ResNet-152	DenseNet - 121	DenseNet - 161
Eilat	95.79%	95.25%	97.85%	97.85%	91.03%	93.81%
RSMAS	92.74%	96.03%	97.67%	97.95%	89.73%	91.10%

TRANSFER LEARNING (TL) CON VGG-16

- Il DL è essenziale per preservare le barriere coralline in tempo reale, viene usato insieme al TL (*Machine learning* automatizzato)



Utilizzo di un network modificato (VGG-16) pre-addestrato con TL su milioni di immagini provenienti da categorie diverse

- VGG-16 modificato ha riscontrato un'accuratezza media del 90% (migliore di quello senza modifiche) ed ha richiesto un tempo di addestramento notevolmente breve
- Seguendo il presente studio, i metodi DL per indagini sulle barriere coralline possono estendersi per coprire qualsiasi specie e substrato, a condizione che i dati siano sufficientemente generici per l'esame in questione

CONCLUSIONI E SFIDE FUTURE

- Questo è stato il primo studio con l'applicazione del DL nel golfo di Eilat (risultato molto efficace nei 4 siti interessati) e fornirà strumenti per seguire l'effetto del cambiamento climatico su questa barriera corallina
- Lo studio include solo specie di coralli e tuttavia ha raggiunto la precisione di simili ricerche che includevano anche classi sorprendentemente diverse, come ricci di mare, alghe e sabbia
- Il perfezionamento e lo sviluppo dei metodi DL descritti sono soprattutto applicabili a tutte le altre barriere coralline
- Lo sviluppo futuro del DL servirà per monitorare la composizione dei coralli, estrarre le frequenze di distribuzione (taglia/età) delle popolazioni di singole specie, individuare i cambiamenti e le strategie utili alla salvaguardia di tutte le barriere coralline

BIBLIOGRAFIA

- RAPHAEL, A., DUBINSKY, Z., ILUZ, D. ET AL. DEEP NEURAL NETWORK RECOGNITION OF SHALLOW WATER CORALS IN THE GULF OF EILAT (AQABA). *SCI REP* 10, 12959 (2020). <https://www.nature.com/articles/s41598-020-69201-w>
- JAMIL, S.; RAHMAN, M.; HAIDER, A. BAG OF FEATURES (BOF) BASED DEEP LEARNING FRAMEWORK FOR BLEACHED CORALS DETECTION. *BIG DATA COGN. COMPUT.* 2021, 5, 53. <https://www.mdpi.com/2504-2289/5/4/53>
- IMPLEMENTATION OF A FAST CORAL DETECTOR USING A SUPERVISED MACHINE LEARNING AND GABOR WAVELET FEATURE DESCRIPTORS - SCIENTIFIC FIGURE ON RESEARCHGATE.
https://www.researchgate.net/publication/289242081_Implementation_of_a_fast_coral_detector_using_a_supervised_machine_learning_and_Gabor_Wavelet_feature_descriptors
- RAPHAEL, A.; DUBINSKY, Z.; ILUZ, D.; NETANYAHU, N.S. NEURAL NETWORK RECOGNITION OF MARINE BENTHOS AND CORALS. *DIVERSITY* 2020, 12, 29. <https://www.mdpi.com/1424-2818/12/1/29>
- S. J. PAN AND Q. YANG, "A SURVEY ON TRANSFER LEARNING," IN *IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERING*, VOL. 22, NO. 10, PP. 1345-1359, OCT. 2010 <https://doi.org/10.1109/TKDE.2009.191>
- LOYA, Y. & SLOBODKIN, L. B. THE CORAL REEFS OF EILAT (GULF OF EILAT, RED SEA). *SYMP. ZOOL. SOC. LOND.* 28, 117–139 (1971). https://www.researchgate.net/publication/285242744_The_coral_reefs_of_Eilat_Gulf_of_Eilat_Red_Sea

RIASSUNTO ESTESO

Il presente studio descrive l'implementazione del deep learning automatizzato per il riconoscimento dei coralli nel basso fondale del Golfo di Eilat, Mar Rosso. L'obiettivo del progetto è applicare un'analisi basata su reti neurali profonde, utilizzando un vasto corpus di migliaia di immagini subacquee, al fine di automatizzare il processo manuale di identificazione di 11 specie di coralli comuni tra le oltre 100 specie documentate nelle barriere coralline di Eilat.

La ricerca affronta una sfida significativa dovuta alla marcata variabilità morfologica intra-specifica riscontrabile anche all'interno della stessa colonia di coralli. Questa variabilità è influenzata da diversi parametri, quali l'età, la profondità, le correnti marine, l'irradiazione luminosa, la posizione geografica e la competizione interspecifica.

Il team di ricerca ha sviluppato un ampio *dataset* costituito da oltre 5.500 immagini di coralli, applicando diverse CNNs (ResNet50 e VGG16) e il *transfer learning*. I risultati ottenuti con DL e con i test statistici hanno dimostrato l'efficacia e l'affidabilità di questi processi automatizzati rispetto allo scrupoloso lavoro manuale. In particolare, si sottolinea la flessibilità del metodo nell'adattarsi all'inclusione di altre specie, conferendogli un ruolo di strumento versatile per future ricerche nella regione interessata e in altri ambienti dove non è stato ancora testato.

La metodica proposta emerge come una risorsa essenziale per il monitoraggio in tempo reale degli impatti negativi derivanti dai cambiamenti climatici globali e dalle attività antropogeniche sulle barriere coralline del Golfo di Eilat e di altre aree affini. Tale contributo sarà cruciale nell'analisi e nella valutazione dell'efficacia di varie iniziative di biorisanamento nel contesto della conservazione delle barriere coralline.