

L'IA PER IL MONITORAGGIO DEL TERRITORIO

I PROGETTI RECENTI EVIDENZIANO LE CAPACITÀ DI QUESTE TECNOLOGIE, OFFRENDO BASI PER MIGLIORARE L'ACCURATEZZA E LA TEMPESTIVITÀ DEI DATI. RIMANGONO SFIDE SIGNIFICATIVE, COME LA NECESSITÀ DI DATASET DI ALTA QUALITÀ PER L'ADDESTRAMENTO DEGLI ALGORITMI E LA GENERALIZZAZIONE DEI MODELLI SU DIVERSE AREE GEOGRAFICHE.

Negli ultimi anni, l'intelligenza artificiale (Ia) ha trasformato radicalmente numerosi settori, cambiando il modo in cui raccogliamo, analizziamo e utilizziamo le informazioni. Grazie alla sua capacità di elaborare rapidamente grandi volumi di dati complessi, l'Ia ha dimostrato un notevole potenziale in vari ambiti, tra cui il monitoraggio ambientale. Ciò apre nuove possibilità per studiare e comprendere le dinamiche ambientali, diventando uno strumento chiave per la salvaguardia del nostro pianeta.

Nel contesto del monitoraggio territoriale, l'Ia combinata con il telerilevamento ha ottenuto risultati notevoli. I principali campi di applicazione includono:

- monitoraggio dei cambiamenti nel suolo: rileva modifiche nell'uso e nella copertura del suolo producendo cartografia aggiornata per identificare fenomeni come deforestazione, urbanizzazione e supportare la pianificazione territoriale
- rilevamento delle aree di degrado: identifica processi di erosione e desertificazione, permettendo interventi tempestivi nella gestione delle aree degradate
- mappatura della biodiversità: combina immagini satellitari e dati *in situ* per prevedere e favorire la conservazione delle specie
- identificazione di infrastrutture non autorizzate: analizza immagini in ambito urbano per monitorare e far rispettare le normative edilizie.

Intelligenza artificiale per uso e copertura del suolo

Un settore in cui l'intelligenza artificiale ha avuto un impatto significativo è la mappatura dell'uso e della copertura del suolo (Lulc) mediante immagini satellitari



1.1 Superfici artificiali ed edifici



1.2 Superfici naturali (non vegetate)



2.1 Vegetazione legnosa



2.2 Vegetazione erbacea

FIG. 1 COPERTURA DEL SUOLO A ROMA

Esempi di classi di copertura del suolo ottenuti da classificazione automatica del comune di Roma tramite deep learning.

o aeree. Disporre di dati aggiornati e affidabili su tali aspetti è cruciale per valutare l'impatto delle attività umane sul territorio e sugli ecosistemi, orientando le decisioni verso una gestione sostenibile del suolo. I cambiamenti di Lucl possono influenzare la biodiversità, le funzioni ecologiche e i cicli biogeochimici. Un'analisi accurata è quindi essenziale per raggiungere gli obiettivi di sviluppo sostenibile stabiliti dalle Nazioni unite (United Nations, 2015).

In Europa, il programma *Copernicus Land monitoring service* (Eea, 2023) fornisce una vasta gamma di dati su Lucl. Sebbene affidabili e ampiamente utilizzati, questi dati presentano limitazioni, come la bassa frequenza di aggiornamento e sistemi di classificazione misti.

La crescente disponibilità di dati satellitari ha facilitato lo sviluppo di nuove tecniche di mappatura, ma la loro gestione rimane complessa a causa della varietà intrinseca delle immagini, delle diverse scale di rilevamento e della necessità di tecnologie e software specializzati. In particolare, la mappatura del Lucl attraverso telerilevamento rappresenta una sfida significativa. Ciò è dovuto alla vasta gamma di elementi antropici e naturali con caratteristiche diverse (colori, forme e texture). Tale complessità si intensifica nei contesti

dinamici, come le aree urbane e periurbane, dove fenomeni rapidi, come l'abusivismo edilizio e i cantieri, richiedono un monitoraggio continuo e preciso. In questo contesto l'Ia diventa fondamentale, riuscendo a gestire e strutturare l'enorme flusso di informazioni disponibili e offrendo soluzioni avanzate.

I nuovi metodi di elaborazione delle immagini stanno migliorando l'efficacia della classificazione Lucl. In particolare, i modelli di *deep learning* (Dl), basati su reti neurali artificiali, hanno assunto un ruolo predominante, con applicazioni di successo in contesti urbani, agricoli e forestali. Tra le tecniche più diffuse si incontrano le *Convolutional neural networks* (Cnn), le *Recurrent neural networks* (Rnn), le *Generative adversarial networks* (Gan) e le *Long short-term memory* (Lstm).

Attualmente, le Cnn sono le più ampiamente adottate in tale ambito,

grazie alla loro capacità di integrare caratteristiche spettrali delle immagini con il contesto spaziale. La loro tipica architettura a strati consente di catturare pattern complessi a diverse scale, migliorando così la classificazione di superfici eterogenee. Queste qualità, insieme alla loro scalabilità e all'efficacia nella gestione di grandi volumi di dati, hanno fatto dell'algoritmo Cnn uno strumento sempre più presente nella mappatura della Lucl.

Le attività sperimentali di Ispra

Ispra è attivamente impegnato nel miglioramento della mappatura del suolo, integrando immagini satellitari e tecnologie Ia. L'obiettivo è creare una cartografia aggiornata e ad alta risoluzione spaziale, utile per monitorare il territorio, il paesaggio e i processi

TAB. 1 CLASSIFICAZIONE AUTOMATICA DELLA COPERTURA DEL SUOLO

Sistema di classificazione adottato ispirato al modello Eagle.

I Level	II Level
Superfici abiotiche - non vegetate	- Superfici abiotiche artificiali - Superfici abiotiche naturali
Superfici vegetate	- Vegetazione legnosa - Vegetazione erbacea
Corpi idrici	

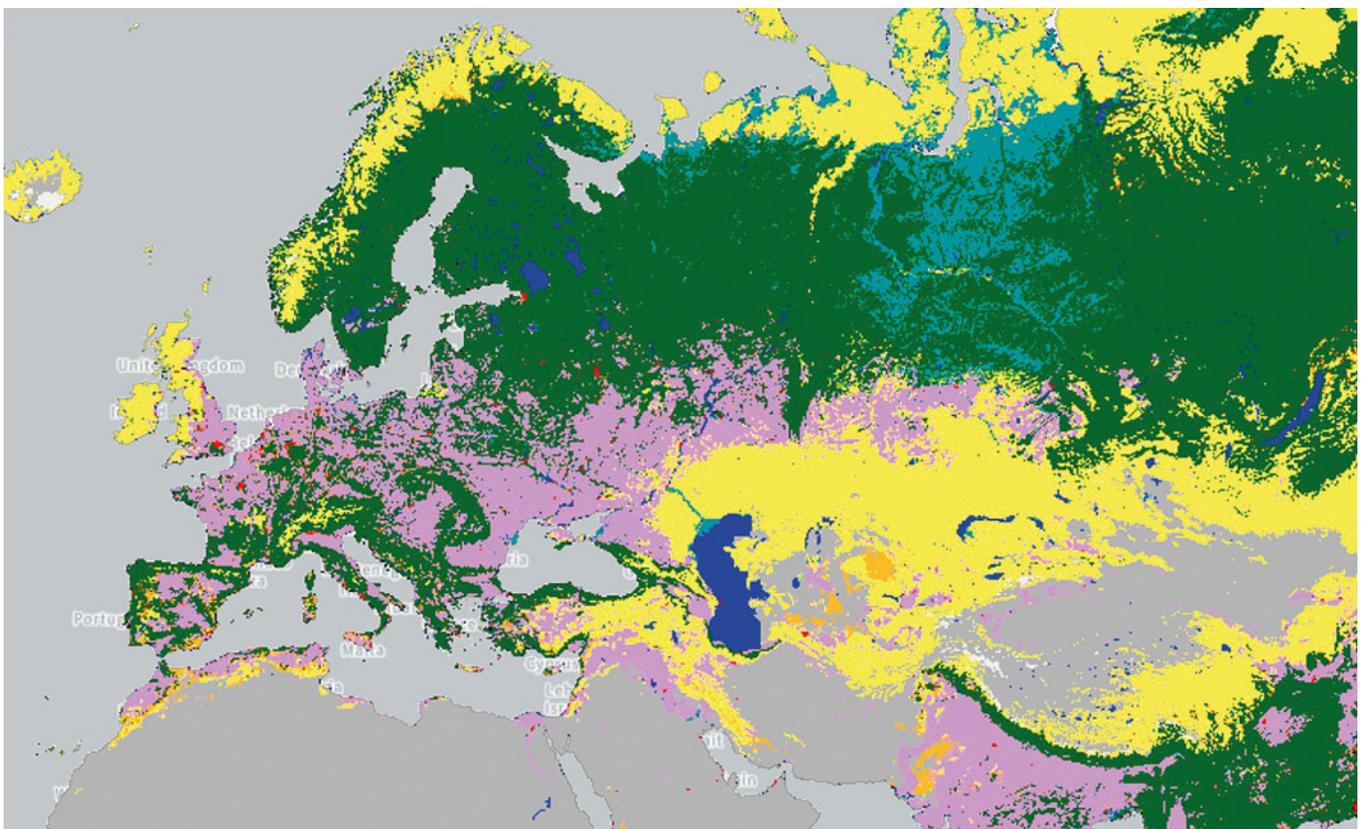


FIG. 2 COPERTURA DEL SUOLO 2019

Copernicus Land monitoring service fornisce informazioni spaziali a livello globale su diversi tipi (classi) di copertura fisica della superficie terrestre e uso. Nell'immagine si riporta il prodotto Dynamic Land Cover per l'anno base 2019, i cui dati vengono aggiornati annualmente e sono disponibili per gli anni 2015-2019 (<https://land.copernicus.eu/en/map-viewer?product=333e4100b79045daa0ff16466ac83b7f>).

naturali e antropogenici. In particolare, Ispra ha avviato sperimentazioni per la classificazione automatica della copertura del suolo, utilizzando algoritmi di DL su immagini multispettrali del satellite Sentinel-2. Questo approccio è stato applicato ai comuni di Roma e Pescara, impiegando il sistema di classificazione di *tabella 1*, che segue il modello europeo Eagle (Arnold et al., 2013).

Nel caso di Roma, sono stati testati due modelli Cnn: Vgg16 e Dense Net121. Entrambi con architetture avanzate che permettono una robusta estrazione di caratteristiche da immagini complesse e a elevata dimensionalità. Vgg16, noto per la sua profondità, consente un'elevata analisi gerarchica delle immagini, catturando pattern complessi. Dense Net121 introduce una connessione diretta tra ogni strato, garantendo un flusso d'informazione più efficiente. I modelli sono stati applicati su immagini singole e su configurazioni multi-temporali. I risultati hanno mostrato accuratèzze tra il 67% e l'87%, a seconda del modello e della data di riferimento. Vgg16 ha ottenuto l'accuratèzza maggiore nell'analisi multi-temporale, dimostrandosi particolarmente efficace nella classificazione delle aree urbane (*figura 1*). Dense Net121, sebbene efficace, ha mostrato una leggera riduzione dell'accuratèzza complessiva (72%).

Per Pescara, l'analisi ha coinvolto immagini tra il 2018 e il 2021, insieme agli indici spettrali Ndvi e Ndw per affinare l'identificazione di vegetazione e acqua. Inoltre è stato dedicato un focus particolare all'ottimizzazione dei parametri della rete. È stata testata una semplice Cnn su due scenari: il primo utilizzando immagini dello stesso anno ma di stagioni diverse, il secondo utilizzando immagini di anni diversi ma dello stesso periodo. I risultati evidenziano che il secondo scenario ha prodotto le migliori performance, con un'accuratèzza complessiva del 75% (*figura 3*). Questo suggerisce che l'aspetto temporale è cruciale, poiché le variazioni stagionali possono introdurre problematiche che richiedono una maggiore capacità di generalizzazione da parte del modello (Munafò, 2023).

Le sperimentazioni condotte da Ispra e i recenti progetti *Dynamic world* (Brown et al., 2022) di Google e Esri 2020 Global land use land cover (Karra et al., 2021) evidenziano le promettenti capacità di

queste tecnologie per il monitoraggio del territorio, offrendo solide basi per migliorare l'accuratèzza e la tempestività di produzione dei dati. Tuttavia, rimangono delle sfide significative, come la necessità di dataset di alta qualità per l'addestramento degli algoritmi e la generalizzazione dei modelli su diverse aree geografiche.

Le future ricerche potrebbero concentrarsi sull'integrazione di nuovi tipi di dati e sull'uso di tecniche di *transfer learning*. Con l'aumento della disponibilità di

dati ad alta risoluzione e il continuo perfezionamento degli algoritmi di IA, si prevede una risoluzione di molte delle attuali limitazioni, facilitando una migliore gestione territoriale.

Giulia Cecili

Dottoranda dell'Università degli studi del Molise presso Ispra

Supervisor: Luca Congedo (Sistema informativo nazionale ambientale, Ispra) e Marco Marchetti (Department of architecture and project, Università di Roma La Sapienza)

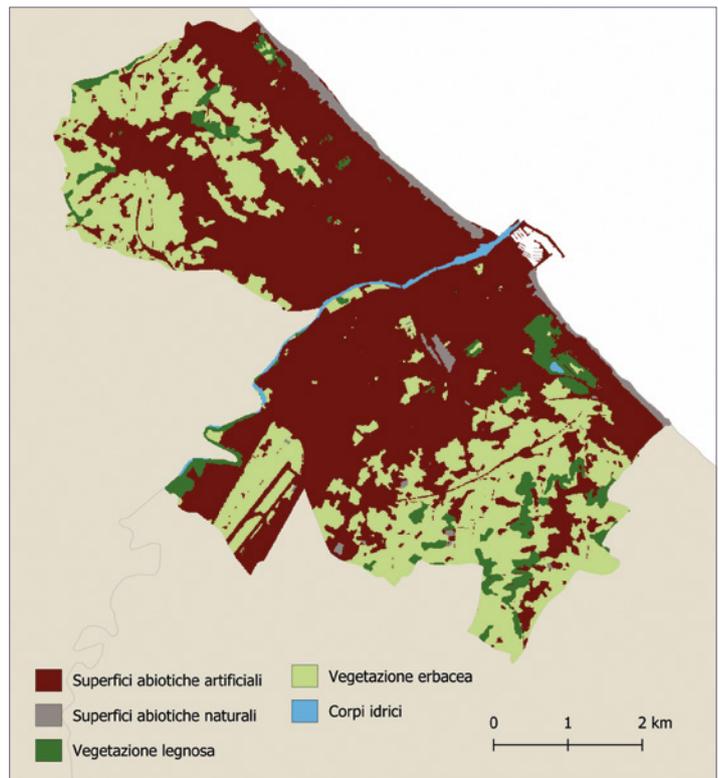


FIG. 3
 COPERTURA DEL
 SUOLO A PESCARA

Classificazione al 2021
 ottenuta tramite deep
 learning.

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

Arnold S., Kosztra B., Banko G., Smith G., Hazeu G., Bock M., Sanz N. V., 2013, "The Eagle concept-A vision of a future. European land monitoring framework", Official land use and areal statistics view project corine laCd cover view project, www.researchgate.net/publication/257985598

Brown C.F., Brumby S.P., Guzder-Williams B., Birch T., Hyde S.B., Mazzariello J., Czerwinski W., Pasquarella V.J., Haertel R., Ilyushchenko S., Schwehr K., Weisse M., Stolle F., Hanson C., Guinan O., Moore R., Tait A. M., 2022, "Dynamic World, Near real-time global 10 m land use land cover mapping", Scientific Data, 9(1), <https://doi.org/10.1038/s41597-022-01307-4>

Eea, 2023, 27 febbraio, Copernicus land monitoring service, <https://land.copernicus.eu/>

Karra K., Kontgis C., Statman-Weil Z., Mazzariello J.C., Mathis M., Brumby S.P., 2021, "Global land use/land cover with sentinel 2 and deep learning", *International geoscience and remote sensing symposium (IGARSS)*, 2021-july, 4704-4707, <https://doi.org/10.1109/IGARSS47720.2021.9553499>

Munafò M., *Consumo di suolo, dinamiche territoriali e servizi ecosistemici*, Edizione 2023, Rapporto Ispra-Snpa.

United Nations, 2015, "Transforming our World: The 2030 Agenda for sustainable development", A/RES/70/1.