

MAIA: Mappatura Amianto con tecniche GIS e di Intelligenza Artificiale

di Enrico Bonansea, Luca Forestello, Ivan Cerato, Manuela Livorno, Gabriele Nicolò, Fulvio Raviola, Isabella Tinetti, Teo Ferrero, Roberto Cassulo, Marcella Alibrando, Massimiliano Carrino, Stefano Masera, Maria Cristina Prola



Fig. 1 - Nella figura si vedono due coperture in cemento amianto sulle quali è stata segnalata la presenza di MCA (evidenziata dalla stellina). Il riquadro rosso rappresenta la porzione di territorio corrispondente ad un quadrato di 10m x 10m attorno al punto riportato nella segnalazione (Immagini Ortofoto AGEA 2015).

L'amianto rappresenta una problematica ambientale e sanitaria di particolare rilievo in diverse aree del territorio nazionale.

Con l'emanazione della legge n. 257/1992 che vieta l'estrazione, la produzione e la commercializzazione dell'amianto ed il successivo DM 101/2003 è iniziata un'importante opera di monitoraggio e tutela ambientale attraverso l'avvio del processo di mappatura della presenza di amianto sul territorio e la bonifica dei siti più rilevanti.

La Regione Piemonte si è dotata, dal 2008, di una specifica legge per affrontare le problematiche relative all'amianto (L.R. n. 30/2008 "Norme per la tutela della salute, il risanamento dell'ambiente, la bonifica e lo smaltimento dell'amianto"). Da tale legge discende il Piano Regionale Amianto [1] con cui la Regione ha posto le basi per la mappatura dell'amianto di origine antropica su tutto il territorio

regionale.

Arpa Piemonte ha avviato già a partire dal 2013 la prima fase del progetto di mappatura delle coperture contenenti cemento-amianto (in seguito abbreviato MCA). La procedura, basata sull'analisi e classificazione automatica di tipo object oriented di ortofotoimmagini, ha riguardato un'area di indagine (definita "area prioritaria") di circa 10.000 kmq e ha portato all'individuazione di circa 120.000 coperture georeferenziate di edifici potenzialmente contenenti cemento amianto.

Nel 2019 è stata avviata un'attività sperimentale finalizzata allo studio e messa a punto di nuove tecniche di analisi di immagine basate su deep learning con reti neurali per il riconoscimento e la classificazione delle coperture in cemento amianto.

Nel 2020 l'attività di definizione metodologica è stata affinata e completata portando alla realizzazione ed applicazione del

Arpa Piemonte ha avviato nel 2019 un'attività sperimentale finalizzata allo studio e messa a punto di tecniche di analisi di immagini basate su deep learning e reti neurali. Nel 2020 il progetto ha portato alla realizzazione ed applicazione del modello denominato MAIA (Mappatura Amianto con tecniche GIS e di Intelligenza Artificiale) sull'intero territorio regionale.

modello denominato MAIA (Mappatura Amianto con tecniche GIS e di Intelligenza Artificiale) sull'intero territorio regionale al fine di realizzare la mappatura a scala regionale, estendendo lo studio a tutti i territori non inclusi nella prima area di studio prioritaria (circa 15.000 kmq), e monitorare nel tempo le trasformazioni delle coperture in amianto già oggetto di verifica con sopralluogo all'interno dell'area prioritaria.

Metodi

Le reti neurali utilizzano algoritmi ispirati alla struttura e al funzionamento delle reti neurali biologiche. Come queste, la rete neurale artificiale, è quindi un "sistema complesso" in grado di acquisire capacità di analisi attraverso una fase di addestramento basata su dati di input iniziali (training set) e quindi di analizzare, e classificare, tipologie di oggetti predefiniti senza la necessità di imporre modelli



Fig. 2 - I riquadri verdi identificano una porzione di territorio senza CMA di 10m x 10m (Immagini Ortofoto AGEA 2015).

matematici ed equazioni predefinite.

Nel campo dell'analisi delle immagini le reti neurali possono infatti essere efficacemente addestrate per individuare o classificare oggetti specifici, ad esempio, attraverso l'analisi delle sole caratteristiche geometriche, cromatiche, tessiturali etc.

Il progetto di Arpa Piemonte si è posto l'obiettivo di definire una metodologia di analisi integrata con strumenti di remote sensing, GIS ed Intelligenza artificiale per l'analisi e classificazione automatica di immagini aeree disponibili su scala regionale. La metodologia MAIA ha portato allo sviluppo di un modello di rete neurale in grado apprendere, riconoscere e classificare coperture con potenziale presenza di amianto, attraverso l'analisi multitemporale di più serie di ortofotografie.

La procedura si basa su una fase preliminare che prevede la *preparazione dei dati* (raccolta, elaborazione e strutturazione di tutti i dati di input necessari), la *progettazione e l'allestimento dell'infrastruttura*, lo *sviluppo degli strumenti e dei modelli* di calcolo con reti neurali e una fase di applicazione del modello su scala regionale suddivisa in più stadi:

- **Addestramento:** fasi di ricerca dei campioni (training set), addestramento della rete neurale, valutazione e ottimizzazione delle prestazioni.

- **Classificazione:** preparazione dei dati di input e applicazione della rete neurale sull'intera area di studio.
- **Verifica dei dati:** integrazione ed elaborazione dei risultati in ambiente GIS, verifica e correzione tramite fotointerpretazione
- **Analisi dei risultati:** analisi statistica dei dati, valutazione delle performance

Dati di input e strumenti

Per l'addestramento del modello su base multitemporale sono state utilizzate tutte le ortofotografie disponibili su scala regionale nel periodo di riferimento ed in particolare le riprese del volo regionale ICE del 2010 [2], le riprese AGEA 2015, 2018 e le più recenti immagini disponibili sul territorio regionale del servizio Google Maps (date variabili 2018-2020, "Map data © 2018,2019,2020 Google"). L'obiettivo di tale approccio è duplice: *seguire e monitorare nel tempo le trasformazioni delle coperture*, ricostruendo così su tutto il territorio regionale lo stesso quadro di conoscenza e riferimento temporale, e *minimizzare i potenziali errori di classificazione* introdotti dalla variabilità delle singole immagini appartenenti alla stessa ripresa fotogrammetrica (ombre, coperture arboree, problemi di ortorettifica, etc ...). Il livello di riferimento adottato per l'individuazione vettoriale delle impronte degli edifici su scala regionale è il dataset delle

unità volumetriche del database topografico della cartografia tecnica regionale (BDTRE, edizione 2020) [3].

L'intero progetto è stato sviluppato e gestito attraverso le sole risorse di calcolo del Sistema Informativo Geografico di Arpa Piemonte. La gestione complessiva dei processi di elaborazione, analisi immagini, fotointerpretazione e gestione dei servizi di editing dei dati geografici, è stata realizzata attraverso le componenti dell'infrastruttura geografica agenziale basata su piatta-

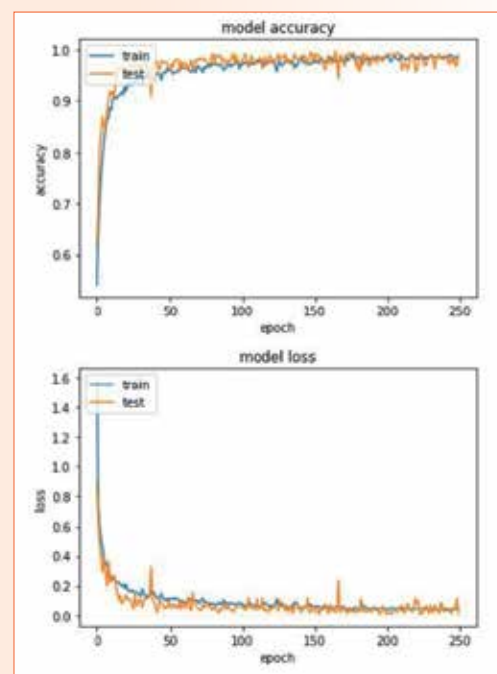


Fig. 3 – Grafici relativi al monitoraggio risultati nella fase di addestramento della rete neurale (in alto si vede l'accuratezza di uno dei modelli utilizzati superiore al 95% e in basso la valutazione degli errori compiuti dal modello vicino allo 0%).



Fig. 4 - Esempio di evoluzione delle coperture nel tempo e casi di potenziale bonifica intercorsi tra 2010 e 2015.

forma Esri (ArcGISPro, ArcGIS Enterprise, ArcGIS Online). Per l'estrazione delle porzioni di immagini utilizzate in fase di training e classificazione è stato utilizzato anche il software Qgis ed in particolare la funzione del layout di stampa denominata Atlante.

La rete neurale è stata invece implementata con *Keras*[4], un framework per Python che permette di definire e addestrare vari tipi di modelli di deep learning.

Keras consente di eseguire lo stesso codice utilizzando diverse librerie di basso livello (Tensorflow, Theano, CNTK, ...). Nel presente progetto sperimentale Arpa ha adottato la libreria *Tensorflow* utilizzando il modello denominato *VGG16*, appartenente alla categoria delle *Convolutional Neural Network* [5] specializzate nella classificazione delle immagini.

Applicazione modello MAIA a scala regionale

Addestramento

L'addestramento è la fase in cui la rete neurale impara a svolgere il compito per cui è stata progettata, a partire dall'analisi dei campioni di training set.

Occorre quindi definire e predisporre i training set attraverso la selezione di un numero significa-

tivo di campioni di immagini sia di coperture contenenti amianto, sia realizzate con altri materiali (tegole, coppi, lamiera, etc.). Grazie al lavoro di mappatura e verifica in campo già realizzato negli anni precedenti è stato possibile selezionare dalla banca dati un numero consistente di coperture in amianto accertate ed estrarre da questi i relativi campioni di immagini a partire dalle singole serie di ortofoto di riferimento.

La preparazione dei campioni di immagini del training set prevedere l'estrazione di una immagine quadrata (chips) di 10m x 10m (Fig. 1) per ciascun punto centroide rispetto alla copertura dell'edificio.

Per la preparazione dei training set relativi a coperture non contenenti amianto sono stati identificati campioni rappresentativi di tetti realizzati con i più svariati materiali (tetti in tegole, lamiera, materiali verniciati, rivestimenti bituminati, pannelli solari, etc.) e di immagini di porzioni di terreno libero: prati, strade, campi coltivati, campi sportivi, etc... (Fig. 2).

Nel corso del progetto è emersa inoltre la necessità di fornire ulteriori campioni di training utili alla differenziazione di particolari coperture tipiche di molte aree collinari e montane realizzate

con materiali litoidi. Tali coperture, infatti, possono risultare a livello di ortofotografie di medio dettaglio, molto simili alle coperture in amianto, introducendo errori nelle fasi di training e classificazione.

Complessivamente sono stati creati tre training set (coperture in MCA, coperture senza MCA, coperture in materiali litoidi) per ciascuna serie temporale delle ortofotografie di riferimento, ciascuno contenente oltre 1000 campioni.

In fase di addestramento si vanno a tarare progressivamente i diversi parametri in modo da ottimizzare la risposta della rete. Tale attività comporta più cicli di analisi e di valutazione del livello di accuratezza dei risultati ottenuti attraverso il confronto tra immagini di training e immagini di test.

L'addestramento ottimale di una rete prevede l'utilizzo di enormi quantità di dati e ingenti capacità di elaborazione. Per ridurre almeno in parte queste necessità è stata utilizzata la tecnica denominata *fine tuning* [6] [7], che consiste nell'utilizzare i *pesi* (cioè i parametri utilizzati dalle reti per effettuare le elaborazioni) di un modello già addestrato a riconoscere diverse tipologie di oggetti (Fig. 3). Le reti neurali procedono su livelli di elaborazione in sequenza: nel modello sono stati modificati i 4 livelli finali per adattarli alle esigenze progettuali e addestrando quest'ultimi a riconoscere solo due tipologie di classi principali (tetti con MCA e tetti senza MCA).

Al fine di ottimizzare la classificazione di immagini tramite rete neurale e per evitare il fenomeno di *over fitting* (cioè il problema che si può verificare quando la rete impara a riconoscere solo le immagini su cui è stata addestrata a causa, ad esempio, di uno scarso numero di campioni

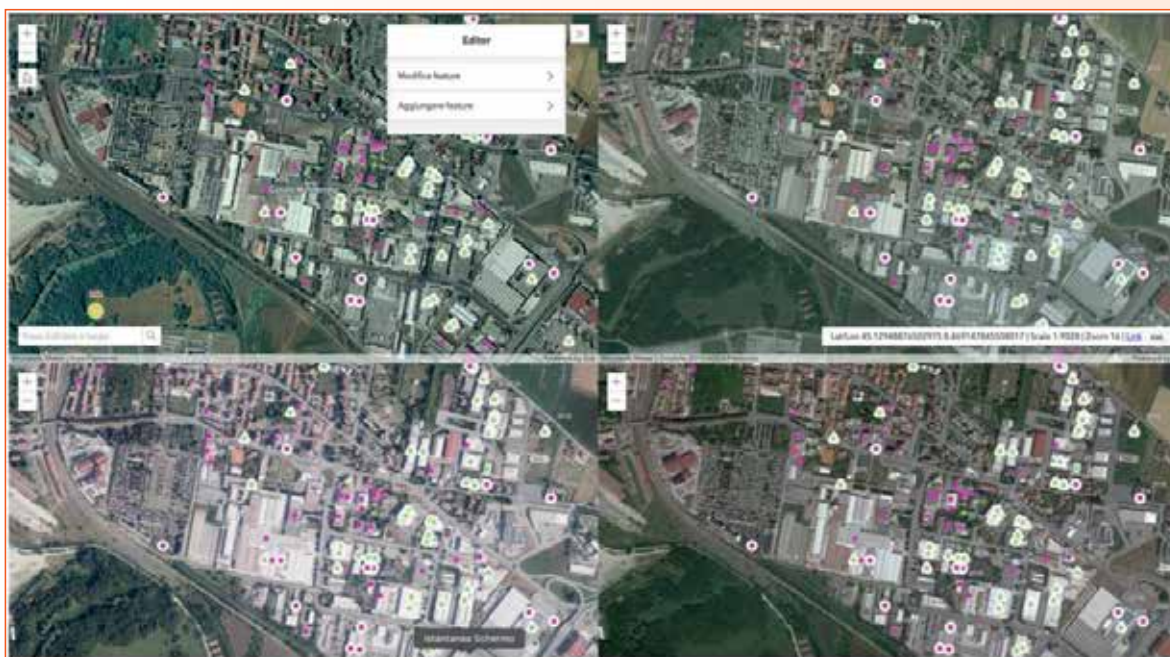


Fig. 5 - Esempio dell'applicazione WebGIS per l'editing multitemporale (dall'alto in basso le 4 schermate con ortofoto 2010-2015-2018 e 2020 "Map data © 2020 Google")

forniti) sono state adottate due tecniche: *data augmentation* (prevede la modifica delle immagini durante l'addestramento con algoritmi specifici al fine di aumentare in modo considerevole il numero di immagini a disposizione) e *dropout* (consiste nell'ignorare in modo casuale alcune fasi del modello durante l'addestramento).

Classificazione

Terminato l'addestramento è stata avviata la classificazione automatica di tutti gli edifici presenti sul territorio regionale attraverso due procedure distinte.

La prima, prevede l'applicazione della metodologia su Resto Regione, quindi, l'estensione della mappatura su tutto il territorio regionale esterno all'area prioritaria (oltre 15.000 kmq); ha comportato un complesso processo computazionale suddiviso su più catene di calcolo in grado di elaborare milioni di immagini riferite ai singoli edifici (oltre 1.300.000 unità) per ciascun anno di riferimento temporale.

La seconda, consiste nell'applicazione sull'Area Prioritaria cioè l'applicazione del modello per il monitoraggio delle trasformazioni relative a tutte le coperture in amianto già verificate in campo con sopralluogo da parte dei Dipartimenti nel periodo 2013-2020, per un totale di oltre 41.000 punti.

Il processo generale di classificazione ha restituito per ciascun edificio analizzato e per ciascun anno di riferimento, un indice numerico (variabile tra 0 ed 1) rappresentativo della probabilità di appartenenza alla classe delle coperture con presenza amianto. Terminata la fase di calcolo, i risultati prodotti dalla rete neurale sono stati rielaborati in ambiente GIS e quindi analizzati al fine di definire valori soglia e range di attendibilità differenti per ciascuno anno di riferimento, in base alle differenti caratteristiche spaziali, spettrali e tessiturali delle diverse serie di ortoimmagini utilizzate.

Definiti i valori soglia, i risultati sono stati rielaborati associando ad ogni edificio e per ciascun

anno di riferimento, la classificazione finale:

- copertura con potenziale presenza di amianto
- copertura senza amianto.

Dal confronto multitemporale dei dataset sono inoltre stati identificati range di valori e combinazioni degli stessi utili a identificare possibili trasformazioni delle coperture nel tempo. Ciò ha consentito di introdurre una nuova classe riferita alle potenziali bonifiche intercorse nel periodo di riferimento. Ad esempio, nel caso di una copertura positiva nel 2010 (valori indice alti e quindi classificata come "copertura con potenziale presenza di amianto"), ma negativa nel 2015, 2018 e 2020 (indice basso e quindi classificata in quegli anni come "copertura senza amianto"), la metodologia prevede la segnalazione e riclassificazione della copertura come "potenziale bonifica" (Fig. 4). In questo modo è possibile ricomporre un quadro cronologico coerente su scala regionale

in grado di mettere a confronto i dati della prima fase della mappatura regionale in area prioritaria con quelli della nuova mappatura sul resto della Regione nel decennio 2010-2020.

Inoltre, si possono identificare non solo le coperture ad oggi contenenti cemento-amianto, ma anche quelle che negli ultimi dieci anni hanno dato evidenza di potenziale presenza di MCA e su cui sono state effettuate operazioni di bonifica e quindi avere un quadro complessivo delle attività di riduzione dell'amianto in Piemonte.

Infine, la procedura consente di disporre di dati storici su presenza di potenziali bonifiche rilevanti, per volumi coinvolti o situazioni di particolare vulnerabilità territoriale, su cui eventualmente effettuare indagini circa modalità e tempistiche dei lavori di bonifica.

Verifica dati e collaudo

A partire dai risultati della fase di classificazione è stata avviata l'attività di validazione dei risultati tramite verifica con fotointerpretazione. Le attività di correzione e integrazione sono state realizzate attraverso editing geografico sul 100% dei risultati da modello (circa 86.000 punti). L'attività ha permesso così di migliorare e consolidare la classificazione finale degli edifici ed eliminare dai risultati un numero significativo di casi catalogabili come "falsi positivi". Tali casi,

come già evidenziato durante la fase di messa a punto metodologica, sono riconducibili in gran parte a problemi locali di consistenza e georeferenziazione degli edifici cartografati in BDTRE o dall'impossibilità di disporre di un corretto allineamento degli stessi rispetto alle varie serie di ortoimmagini utilizzate dalla metodologia.

Tenuto conto della dimensione dei dati su cui effettuare la verifica e della necessità di accedere a strumenti a supporto della fotointerpretazione e dell'editing multitemporale anche da remoto, è risultato indispensabile progettare una piattaforma idonea basata su servizi ed applicazioni web oriented fruibili anche da postazioni di lavoro "leggere". È stata pertanto sviluppata una applicazione web basata su API JS per ArcGIS che consente l'editing geografico e alfanumerico attraverso 4 finestre contemporanee e sincronizzate, ciascuna riportante i feature services e le ortofoto dei relativi anni di riferimento (Fig. 5).

Per garantire il monitoraggio dell'avanzamento lavori e definire modifiche alla pianificazione effettuata è stata sviluppata un'apposita dashboard di analisi in tempo reale, in grado di fornire lo stato di lavorazione delle attività di verifica totali per singolo fotointerprete e i dati inerenti alla quantità e tipo di correzioni effettuate sul dataset originario (Fig. 6).

Analisi statistica e documentazione dei risultati

La fase finale della metodologia prevede la verifica e il collaudo statistico dei dati al fine di valutare quantitativamente l'accuratezza e l'attendibilità dei risultati ottenuti dalla metodologia.

A tal fine dal dataset iniziale dei risultati dell'Area di indagine (resto regione) è stato pertanto estratto un campione statistico casuale di 384 punti corrispondente ad un livello di confidenza del 95% con un intervallo di confidenza del 5%[8].

Su questo campione è stata quindi avviata l'attività di collaudo tramite verifica puntuale dei risultati attraverso una nuova fase di fotointerpretazione. Per ciascun punto è stato quindi registrato l'esito del collaudo. Gli esiti sono stati quindi rielaborati per calcolare le percentuali di accuratezza su ciascuna classe (Tab. 1).

L'analisi di tipo statistico fornisce chiaramente una prima valutazione dell'accuratezza del lavoro effettuato nell'applicare la metodologia in tutte le sue fasi: la verifica stessa dei risultati è basta su fotointerpretazione e quindi anche gli errori riscontrati sono di fatto interpretati attraverso la sola lettura del territorio da immagini telerilevate a media risoluzione.

Analizzando i risultati inerenti la classe dei punti con potenziale presenza di amianto la percentuale di accuratezza è risultata del 95,9%.

Nel 2,6% dei casi in cui il modello ha fornito indicazioni di potenziale bonifica la verifica ha indicato presenza di amianto: tali casi seppur percentualmente minimi non incidono sul risultato atteso finale, individuando comunque coperture su cui si intende indirizzare l'attività di verifica con sopralluogo. Solo l'1,5% dei casi riguarda invece

Tab. 1

		ESITO MODELLO MAIA			
		Previsti Amianto	Previsti Bonificati	Falso Positivo	
PERCENTUALI VERITÀ CAMPIONE STATISTICO	Verità Amianto	95,9	2,6	1,5	100,0
	Verità bonificati	11,8	88,2	0,0	100,0
	Verità Falso Positivo	12,5	0,8	86,7	100,0

situazioni in cui in cui il modello non ha individuato coperture con amianto rispetto alla realtà riscontrata con il controllo finale. Per quanto concerne la classe delle potenziali bonifiche la percentuale di accuratezza netta risulta pari all'88,2%. Tale valore apparentemente inferiore ai valori di accuratezza registrati sulle coperture in amianto, va però analizzato congiuntamente alle altre percentuali riportate in tabella: l'11,8 % dei punti non classificati come bonifica rientrano infatti nella classe delle coperture con amianto, mentre la percentuale di erronea classificazione (copertura non in amianto o falso positivo) è pari allo 0%. Ciò significa che la totalità dei casi (100%) indica comunque la presenza di amianto ad una certa data, fornendo quindi una corretta indicazione per lo svolgimento delle attività di sopralluogo e verifica in campo da parte dei Dipartimenti Territoriali.

Risultati

L'applicazione della metodologia MAIA per l'estensione e il completamento della mappatura sulla scala regionale ha permesso di individuare circa 33.000 nuovi edifici di cui circa 27.000 con attuale presenza di MCA. Attraverso l'analisi multitemporale la metodologia ha consentito di identificare inoltre circa 6200 casi di coperture che hanno subito nell'arco temporale considerato (2010-2020), delle trasformazioni legate a potenziali processi di bonifica. Sono state riscontrate molte situazioni, anche con caratteristiche dimensionali rilevanti (coperture industriali di migliaia di mq), che allo stato attuale sarebbero difficilmente rilevabili con le sole attività di verifica in campo in quanto ormai totalmente rinnovate e senza traccia delle situazioni pregresse.

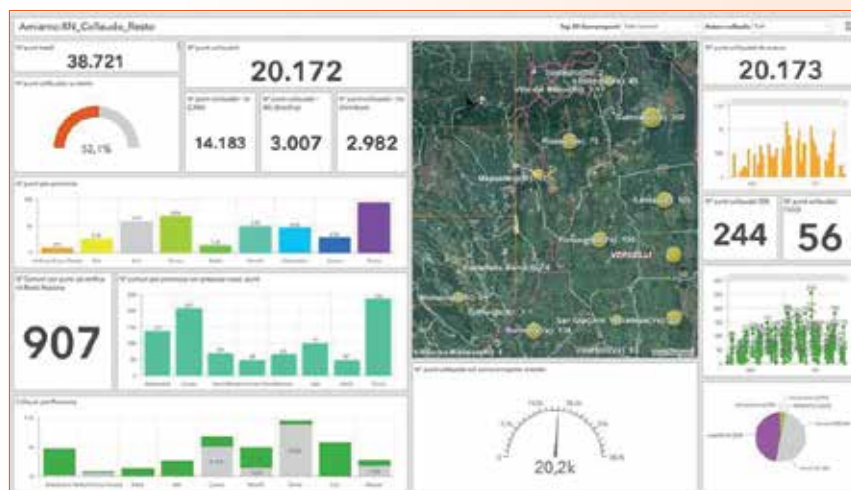


Fig. 6 - Esempio di dashboard per il monitoraggio in tempo reale delle attività di verifica dei risultati.

Ciò consente da una parte di avere elementi di conoscenza utili a valutare i procedimenti di bonifica attuati, dall'altra di ricostruire e aggiornare nel tempo un quadro di riferimento dello stato del territorio e delle sue evoluzioni.

L'applicazione della metodologia all'interno dell'area prioritaria già oggetto della prima mappatura si è posta invece l'obiettivo di individuare potenziali cambiamenti intercorsi sulle coperture in amianto già verificate da parte di Arpa negli anni passati.

Tale ipotesi progettuale nasce dal fatto che tali coperture possono aver subito, in data successiva al controllo in campo, trasformazioni e bonifiche non segnalate o non ancora verificate.

Attraverso l'applicazione del modello MAIA su ortofoto di anni diversi è stato possibile analizzare e confrontare l'evoluzione nel tempo degli indici di probabilità di presenza di amianto sulla stessa copertura ed individuare così i casi potenziali di bonifica o rimozione dell'edificio.

In questo modo sono stati identificati circa 4.900 casi di nuove potenziali bonifiche ed è stata confermata la presenza di MCA su oltre 36.400 coperture. I successivi sopralluoghi e controlli

in campo da parte dei tecnici dell'Agenzia potranno confermare o meno il processo di bonifica dell'amianto e aggiornare il quadro di conoscenza sullo stato della presenza dell'amianto su base regionale.

A termine dei lavori, tutti i risultati sono stati quindi elaborati ed integrati nel geodatabase del Sistema Informativo Mappatura Amianto [9] e messi a disposizione dei dipartimenti territoriali per l'avvio delle nuove fasi di sopralluogo, verifica e analisi.

Conclusioni

L'esperienza maturata in Piemonte negli anni ha dimostrato le potenzialità e l'efficacia del telerilevamento e delle tecnologie di analisi GIS, quali strumenti fondamentali per l'analisi speditiva su vasta scala e in particolare per i processi di mappatura a scala regionale, come richiesto dalla normativa vigente. Il processo di riconoscimento e classificazione delle coperture in cemento amianto, sia in loco e ancor più da telerilevamento, è tuttavia fortemente condizionato dalla complessità e dall'estrema variabilità delle differenti tipologie di prodotti e materiali impiegati in edilizia nel corso dei decenni. Per tali motivi, anche

durante le attività di sopralluogo per la verifica in campo delle coperture è frequente la necessità di dover ricorrere, oltre all'analisi visiva e fisico-meccanica, a specifici campionamenti e successive analisi chimico-fisiche di laboratorio per accertare con sicurezza la presenza dei minerali asbestiformi nei materiali.

Ciononostante, quanto realizzato nello sviluppo del modello MAIA, dimostra come l'utilizzo integrato del remote sensing e delle nuove tecnologie di deep learning possano aprire possibilità e scenari di analisi assolutamente sorprendenti.

La capacità delle reti neurali di apprendere e analizzare in modo massivo grandi moli di dati, attraverso la sola lettura di immagini, consente di attuare processi di analisi che per dimensioni e scala non sarebbero altrimenti attuabili con metodi tradizionali. Selezionare e discriminare fra milioni di oggetti permette di aumentare la capacità predittiva e di individuare quelle tipologie di coperture su cui concentrare le verifiche, guidando in modo mirato e più efficiente le campagne di controllo in campo.

Il progetto, realizzato con sole risorse interne e senza investimenti aggiuntivi, ha permesso di completare in tempi molto ridotti la mappatura sull'intero territorio regionale e di impostare un modello per il monitoraggio periodico dei processi di bonifica.

In questo senso riteniamo che il lavoro effettuato e i risultati raggiunti rappresentino oltre che un modello innovativo di ricerca applicata replicabile anche in altre realtà regionali, uno strumento fondamentale per l'azione di Arpa e più in generale per il perseguimento degli obiettivi definiti dal Piano Regionale Amianto.

RIFERIMENTI E SITOGRAFIA

Piano regionale Amianto: <https://www.regione.piemonte.it/web/temi/ambiente-territorio/ambiente/amianto-bonifiche-terre-rocce-scavo/amianto>
 Regione Piemonte: Ripresa Aerea Ice 2009-2011 Ortofoto RGB e NIR: <http://www.geoportale.piemonte.it/geocatalogorp/?sezione=catalogo>
http://www.geoportale.piemonte.it/geonetworkrp/srv/ita/metadata.show?uuid=r_piemon:ec27a3da-2bd8-4f7d-8905-3ac28f488943
 Regione Piemonte - BDTRE: <https://www.geoportale.piemonte.it/cms/bdtre/bdtre-2>
 Keras - <https://keras.io/>
<https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/convolutional-neural-networks>
<https://learnopencv.com/keras-tutorial-fine-tuning-using-pre-trained-models/>
https://keras.io/guides/transfer_learning/
<https://www.quadernodiepidemiologia.it/epi/campion/dimens.htm>
https://webgis.arpa.piemonte.it/amianto_storymap_webapp/

BIBLIOGRAFIA

BONANSEA E., 2018 - "Il Progetto di mappatura dell'amianto in Piemonte" in ECOSCENZA, Volume 1 - Anno 2018, edito da Arpa Emilia Romagna, marzo 2018
 Radovic, M.; Adarkwa, O.; Wang, Q. "Object Recognition in Aerial Images Using Convolutional Neural Networks." J. Imaging 2017, 3, 21. <https://doi.org/10.3390/jimaging3020021>
 Pirotti, F., Zanchetta, C., Previtali, M., and Della Torre, S.: DETECTION OF BUILDING ROOFS AND FACADES FROM AERIAL LASER SCANNING DATA USING DEEP LEARNING, Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., XLII-2/W11, 975-980, <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W11-975-2019>, 2019.
 Partovi, Tahmineh und Fraundorfer, Friedrich und Azimi, Seyedmajid und Marmanis, Dimitrios und Reinartz, Peter (2017) Roof Type Selection based on patch-based classification using deep learning for high Resolution Satellite Imagery. In: International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives, XLII-1 (W1), Seiten 653-657. Copernicus Publications. ISPRS Hannover Workshop: HRIGI 17, 06.-09. Juni 2017, Hannover, Germany. doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-1-W1-653-2017.
 Francois Chollet - Deep learning with python, Novembre 2017

PAROLE CHIAVE

INTELLIGENZA ARTIFICIALE; SISTEMI INFORMATIVI; ORTOFOTO; AMIANTO

ABSTRACT

In 2013 Arpa Piemonte launched a first mapping of buildings potentially containing asbestos cement that identified over 120.000 roofs in the most densely populated areas of Regione Piemonte. The map was based on supervised image classification techniques and traditional photo interpretation.

In 2020 (based on an experimental activity launched in 2019), Arpa Piemonte created and applied a model called MAIA (Mapping of Asbestos with GIS and Artificial Intelligence techniques) aimed at extending the mapping started in 2013 to the whole Piemonte area and including the monitoring of asbestos roofs transformation over time, already subjected to inspection, located in the areas analyzed in the first mapping. MAIA has identified over 26.600 new buildings on a regional scale with potential presence of asbestos and over 6.200 buildings whose roofs have undergone, potential remediation processes between 2010 and 2020. In the area already subjected to inspection, the model confirmed the presence of asbestos in over 36.400 roofs and it has identified over 4.900 cases of new potential remediation.

AUTORE

ENRICO BONANSEA, LUCA FORESTELLO*, IVAN CERATO, MANUELA LIVORNO, GABRIELE NICOLÒ, FULVIO RAVIOLA, ISABELLA TINETTI, TEO FERRERO, ROBERTO CASSULO, MARCELLA ALIBRANDO, MASSIMILIANO CARRINO, STEFANO MASERA, MARIA CRISTINA PROLA
 *AUTORE CORRISPONDENTE: L.FORESTELLO@ARPA.PIEMONTE.IT

ARPA PIEMONTE - SISTEMA INFORMATIVO AMBIENTALE E GEOGRAFICO, COMUNICAZIONE E EDUCAZIONE AMBIENTALE

AMOR

AMOR http://www.nais-solutions.it/?page_id=2112
St'ART web platform <http://www.start-solutions.it/>

ADVANCED MULTIMEDIA AND OBSERVATION SERVICES
FOR THE ROME CULTURAL HERITAGE ECOSYSTEM

Co-funded by ESA - Business Applications programme



FRUITION

*Freemium Mobile App, Mixed Reality,
Certified Premium contents*

SAFEGUARD

*Detection & Mapping, Monitoring, Web Platform,
Vulnerability assessment, Visitors' flow analysis*

TECHNOLOGIES

*Radar and multispectral satellites,
UAV systems, Ground Penetrating Radar, 5G*

CRACK DETECTION & MAPPING
VISITORS' FLOW ANALYSIS
SUPERFICIAL ANOMALIES
SUBSOIL PROSPECTIONS
WEED VEGETATION
MOTION DETECTION
MIXED REALITY
GEOFENCING
MOBILE APP