

## COPERTURE IN CEMENTO-AMIANTO IN AMBITO URBANO. VALUTAZIONI COMPARATIVE DI MAPPATURE REALIZZATE CON CLASSIFICATORI AUTOMATICI DIVERSI PER IMMAGINI TELERILEVATE MIVIS

### *ASBESTOS CEMENT ROOFS IN URBAN ZONE. COMPARING DIFFERENT MAPS OBTAINED WITH TWO AUTOMATED CLASSIFICATION ALGORITHMS APPLIED TO A MIVIS REMOTELY SENSED SCENE*

Andrea Favretto (\*), Addolorata Lo Rè (\*\*)

(\*) Università di Trieste, Dipartimento di Scienze Geografiche e Storiche.

(\*\*) C.E.T.A. (Centro di Ecologia Teorica e Applicata) - Gorizia.

#### **Riassunto**

Nel presente lavoro vengono poste a confronto due diverse classificazioni di scene telerilevate in ambito urbano. Le due classificazioni sono state eseguite con modalità supervisionata ma con differenti tecniche.

La prima è stata realizzata utilizzando le sole caratteristiche spettrali dei *pixel* (algoritmo CEM); la seconda ha impiegato la tecnologia *machine learning* (ML), ed ha collegato l'informazione spettrale del *pixel* al contesto posizionale di quest'ultimo.

L'area di studio è quella dello Scalo Legnami e zone adiacenti della città di Trieste, nella quale, tramite sopralluoghi in loco, è stata accertata la presenza di coperture in cemento-amianto.

L'area è stata sorvolata nel maggio del 2003 dallo scanner aviotrasportato iperspettrale MIVIS (*Multispectral Infrared Visible Imaging Spectrometer*), che ha ripreso un'immagine sulla quale è stato realizzato il presente lavoro.

L'immagine è stata pre-elaborata (ritaglio dell'area di studio, georeferenziazione e *overlay* della CTRN), e classificata utilizzando le due metodologie suddette.

Il confronto fra le due classificazioni ha permesso la scelta della metodologia migliore per l'individuazione degli edifici aventi la copertura in cemento-amianto.

---

Il presente lavoro è stato realizzato in piena collaborazione fra gli Autori, tuttavia a fini concorsuali si precisa che l'elaborazione dei dati si deve ad Addolorata Lo Rè, il resto del lavoro ad Andrea Favretto.

## Abstract

*In this paper two different classification methods of a remotely sensed scene (MIVIS hyperspectral sensor one, taken during September 2003), are compared. The study area is an urban industrial site of the city of Trieste (Friuli-Venezia Giulia Region, North – East of Italy).*

*The first classification method we used is based only on the pixel spectral features of the image while the second one is based on the Machine Learning technology (ML), using both the spectral and the geometric pixel information.*

*We subset the study area from the whole scene and we rectified it (Gauss Boaga reference system). Then we classified the obtained layer with the two said methods.*

*By comparing the resulted maps, we chose the best one in order to recognize the asbestos cement roofs in the study area.*

## 1. Introduzione

L'utilizzo dell'amianto in ambito urbano industriale risale agli ultimi anni dell'800, infatti è l'Austria che nel 1893 inizia la produzione di cemento amianto (Carnevale, Chellini, 1992).

L'amianto è un materiale naturale a struttura microcristallina e fibrosa. Secondo la normativa italiana, con il termine amianto vengono compresi diversi composti distinti in due grandi gruppi: Anfiboli (silicati di calcio e magnesio) e Serpentino (silicati di magnesio). Esso è quasi indistruttibile, non infiammabile, molto resistente agli attacchi degli acidi, flessibile, resistente alla trazione, con buone capacità assorbenti, facilmente friabile (Clarelli, 2003; Torelli, 2001).

Sia le caratteristiche proprie dell'amianto che il suo basso costo hanno favorito un ampio utilizzo industriale, ma la crescita di questo impiego si è interrotta bruscamente dopo la seconda metà degli anni '70, a seguito di una serie di incidenti. L'amianto è infatti pericoloso quando è esposto ad agenti atmosferici, che ne determinano un progressivo degrado per l'azione delle piogge acide, de-

gli sbalzi termici, a causa dell'erosione eolica e di microrganismi vegetali.

Le coperture esterne in cemento-amianto, dopo alcuni anni dalla messa in opera, tendono a rilasciare nell'atmosfera una notevole quantità di fibre che sono dannose per la salute (Terracini, 2005).

Per questo motivo sono state emanate diverse norme di legge per la protezione contro i rischi derivanti da esposizione all'amianto, in particolare la Legge n. 257 del 1992, vieta la produzione e l'utilizzo del cemento-amianto in tutti i tipi di edifici (di civile abitazione e industriali).

Il D.M. n.101 del 18 marzo del 2003, emanato ai sensi dell'art. 20 della Legge n. 93 del 23 marzo 2001, stabilisce il regolamento per la realizzazione della mappatura delle zone del territorio nazionale interessate dalla presenza di amianto, assegnando alle Regioni il compito di un monitoraggio continuo di tutti gli edifici esistenti nei quali sono presenti questi materiali.

Il presente contributo impiega tecniche *Remote Sensing* in ambito GIS per operare una mappatura delle coperture

in cemento amianto in ambito urbano industriale.

Per realizzare tale obiettivo è stata elaborata una scena del sensore iperspettrale aviotrasportato MIVIS<sup>1</sup>, fornita dalla Regione Friuli-Venezia Giulia (volo 2003 – cfr. paragrafo: Fonte dei dati). L'uso delle immagini MIVIS per la mappatura di coperture in cemento amianto non è una novità nel telerilevamento (Marino et al., 2001; Malagoli, De Paulis, 2001, Salerno et al., 2003; Busetto, Michieletti, 2003).

In questa sede si cercherà di porre a confronto i risultati della classificazione dello stesso ambito territoriale eseguite con tecniche alternative.

Verranno valutate a tal fine due mappature diverse, entrambe eseguite in modalità supervisionata ma con diverse tecniche operative. La prima ha utilizzato la sola informazione spaziale del *pixel* alle varie bande registrate dal sensore per classificarlo. La seconda ha invece impiegato la tecnica *Machine Learning* (ML) combinando le informazioni spettrali del *pixel* al suo contesto posizionale nella scena telerilevata.

È ben noto che le classificazioni per *pixel* pongono spesso alcuni problemi di resa nei risultati della classificazione (Bianchin, Bravin, 2003). Questi sono costituiti dai falsi positivi e negativi nella mappatura.

I primi, anche detti *clutter*, sono gli

errori di commissione, quando cioè un *pixel* viene attribuito erroneamente ad una classe. I secondi sono gli errori di omissione e avvengono quando un *pixel* non viene correttamente attribuito ad una classe di riferimento (Magrigh et al., 2001). Il risultato dei due errori sull'immagine è il cosiddetto effetto «sale e pepe», per ridurre il quale sono stati spesso impiegati filtri di maggiorità posteriormente alla classificazione.

Le tecniche di classificazione che considerano anche il contesto posizionale del *pixel* oltre che le sue informazioni di carattere spettrale, cercano di ovviare agli errori di cui sopra. Le tecniche *Machine Learning* adottate, che prevedono un'istruzione reiterata del classificatore da parte dell'analista sulla base di una classificazione gerarchica (Michie et al., 1994), possono inglobare entrambe le informazioni (spettrali e posizionali), risultando una buona alternativa alle tecniche tradizionali per *pixel*.

In questo lavoro sono state confrontate le classificazioni per *pixel* (algoritmo CEM, applicativo: *Spectral Analysis Workstation* di ERDAS), e di tipo *Machine Learning* (algoritmi vari, fra cui *Artificial Neural Network*, *Nearest Neighbour*, applicativo: *Feature Analyst* di *Visual Learning System*), per la stessa area urbana industriale di Trieste.

I risultati del confronto serviranno

<sup>1</sup> Il sensore MIVIS è stato prodotto dalla ditta statunitense Daedalus e dal 1994 è diventato di proprietà del consiglio Nazionale delle Ricerche (CNR). È un sistema a scansione che opera con una risoluzione spaziale e spettrale molto alte. È costituito da quattro spettrometri che riprendono contemporaneamente la radiazione proveniente dalla superficie terrestre nelle 102 bande di acquisizione: 20 nel visibile, 8 nell'infrarosso vicino, 64 nell'infrarosso medio e 10 nell'infrarosso termico.

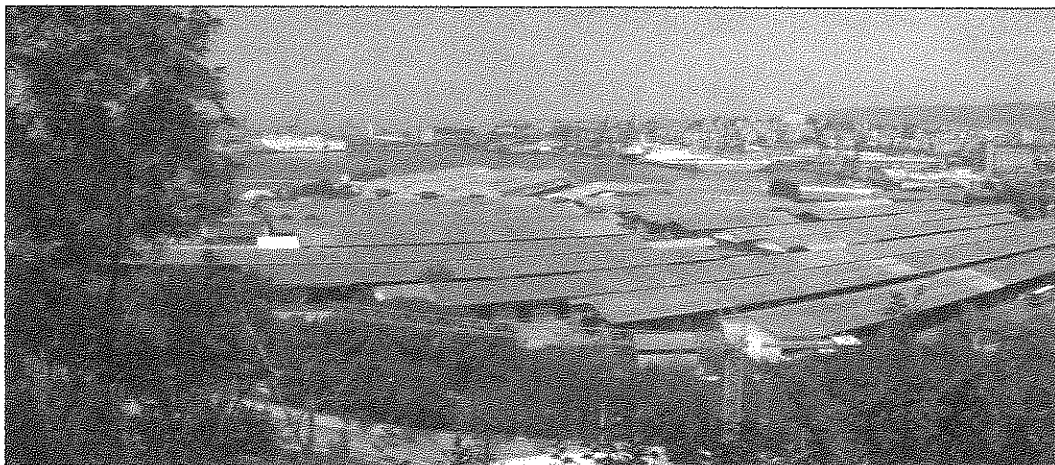


FIGURA 1 – Immagine relativa allo Scalo legnami di Trieste. Sono chiaramente visibili le coperture in cemento amianto degli edifici.

per eseguire ulteriori mappature delle coperture in cemento-amianto per l'intera Provincia di Trieste.

---

## 2. Area studio

---

L'area di studio è quella dello Scalo legnami e zone adiacenti della città di Trieste, dove vi è presente un'elevata densità di coperture in cemento-amianto. Nella fig. 1, corrispondente all'area dello Scalo legnami, si evince la presenza di tante e diverse tipologie di coperture in cemento-amianto che sono sia a botte che a falde inclinate. L'Autorità Portuale di Trieste che amministra tale area, sin dal 2002 ne ha previsto lavori di bonifica e di ripristino ambientale.

---

<sup>2</sup> Il volo è stato eseguito ad una quota di 1300 metri, alla quale corrisponde un valore di risoluzione a terra del *pixel* di 3x3 metri.

---

## 3. Fonte dei dati

---

Il lavoro ha preso in esame ed ha utilizzato le seguenti fonti cartografiche:

- CTRN (Carta Tecnica Regionale Numerica, Friuli-Venezia Giulia), 1988 (scala 1:5.000).
- Immagine telerilevata del sensore MIVIS (*Multispectral Infrared/Visible Imaging Spectrometer*), volo del 25.05.2003<sup>2</sup>, risoluzione spettrale: 102 bande; fornita dalla Regione Friuli-Venezia Giulia.

---

## 4. Elaborazione dei dati

---

Dall'intera immagine telerilevata del sensore MIVIS è stata presa in esame solo una piccola area in prossimità della

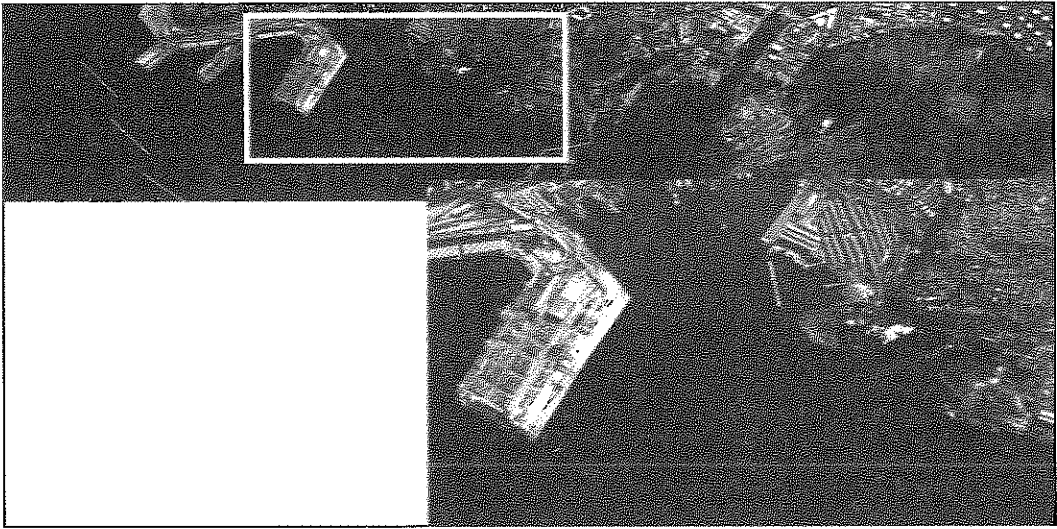


FIGURA 2 – L'immagine telerilevata del sensore MIVIS fornita dalla Regione Friuli-Venezia Giulia. Nel riquadro è evidenziata l'area di studio, ingrandita nella parte inferiore destra della figura.

zona dello Scalo legnami. In essa, tramite sopralluoghi in loco, era stata preventivamente accertata la presenza di coperture in cemento-amianto (Fig. 2).

L'immagine MIVIS ritagliata è stata successivamente rettificata nel sistema cartografico nazionale (Gauss-Boaga, Fuso Est), utilizzando come fonte cartografica di riferimento la CTRN.

La georeferenziazione è stata eseguita con il Metodo *Rubber-Sheeting*<sup>3</sup>, la precisione del quale dipende in maniera sensibile dal numero dei punti di controllo presi sul terreno e dalle varia-

zioni di quota delle aree riprese nelle immagini; nel caso in oggetto, è stato necessario individuare un numero molto elevato di punti di controllo per avere una buona precisione nella georeferenziazione, per controllare la quale è stata quindi eseguita una *sovrapposizione* tra l'immagine MIVIS e la CTRN (Fig. 3).

È ben noto che le immagini iperspettrali quali quella fornita dal sensore MIVIS possono avere alcune bande disturbate dal cosiddetto rumore (Lillesand, Kiefer, op. cit.). In questo caso il

<sup>3</sup> Il Metodo *Rubber - Sheetting*, viene utilizzato quando il sistema delle equazioni polinomiali non dà risultati soddisfacenti a causa della presenza di spiccate distorsioni nell'immagine da georeferire (Mather, 2003). Il modello determina la costruzione di una serie di triangoli irregolari (i cui vertici sono costituiti dai punti di controllo – GCP, *Ground Control Point* riconosciuti nell'immagine), che coprono l'intera area in esame. A sua volta, ogni singolo triangolo viene georeferito da un sistema di equazioni polinomiali di primo grado.

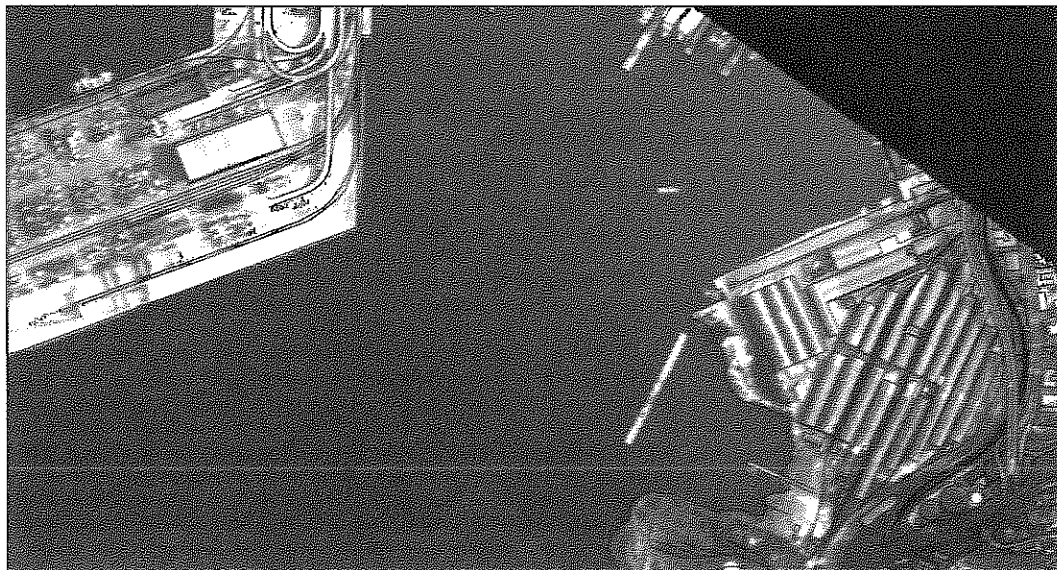


FIGURA 3 – Particolare della sovrapposizione della Carta Tecnica Regionale Numerica in formato digitale vettoriale (CTRN scala 1:5000, sistema di coordinate geografiche nazionali - Gauss Boaga, Fuso Est), sull'immagine telerilevata del sensore MIVIS, per evidenziare l'accuratezza della georeferenziazione.

contributo informativo di dette bande è molto basso o addirittura può essere controproducente considerarlo, in quanto troppo alterato da distorsioni del segnale presenti nella ripresa a quella lunghezza d'onda. È quindi necessario, in fase di pre-elaborazione dell'immagine, controllare il contenuto informativo di ogni banda della scena ed eventualmente escludere le cosiddette *bad bands*, caratterizzate da un'immagine poco nitida a schermo e un istogramma di frequenza disomogeneo e non continuo (Fig. 4).

Si sono pertanto analizzate le 102

bande dell'immagine e, in base alle immagini visualizzate a schermo in toni di grigio e ai rispettivi istogrammi di frequenza, sono state mantenute 32 delle iniziali (dalla banda 1 alla 24 e dalla banda 93 alla 100) ed escluse tutte le altre.

#### **Classificazione per pixel**

L'immagine georiferita e con 32 *layer* (relativi alle bande mantenute dopo l'esclusione delle *bad bands*), è stata quindi classificata in modalità supervisionata, utilizzando l'algoritmo CEM (*Constrained Energy Minimization*)<sup>4</sup>. Si è usata co-

<sup>4</sup> Per un approfondimento del funzionamento dell'algoritmo, si veda I Chang, Heinz, 2000 e Homayouni, Roux, 2003.

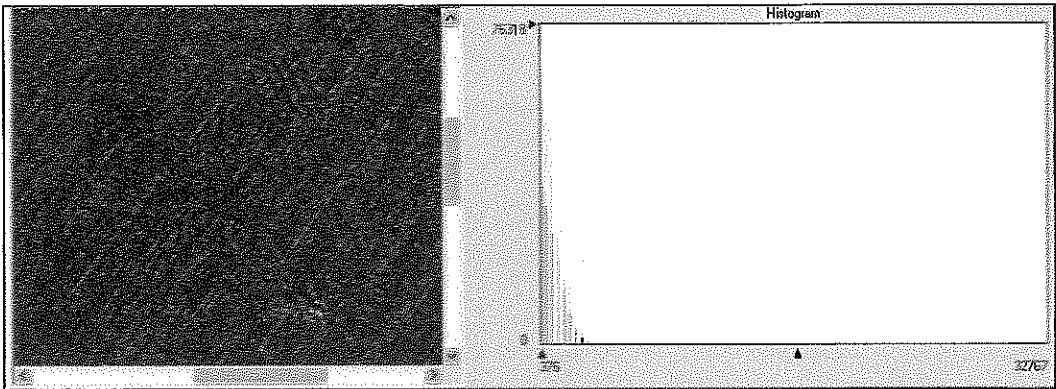


FIGURA 4 – Esempio di una banda eliminata (nella fattispecie la banda 38, lunghezza d'onda 2,072  $\mu\text{m}$ ). Nel riquadro di sinistra è visualizzata la rappresentazione della banda eliminata in toni di grigio mentre a destra si può vederne l'istogramma di frequenza, caratterizzato dalle tipiche discontinuità (andamento con barre).

me *area training* quella occupata da un capannone con la copertura in cemento-amianto nella zona dello Scalo legnami, la cui presenza è stata verificata in loco con GPS.

Il risultato della procedura è costituito da un'immagine con due classi di copertura del suolo: amianto - non amianto. Osservando la fig. 5 si può vedere tale immagine. Si può altresì notare la presenza di numerosi errori di commissione (*clutter*) determinati, come si è detto, da un'erronea attribuzione del *pixel* alla classe di riferimento (in questo caso: cemento amianto); ed anche degli errori di omissione, quando cioè non si è correttamente attribuito un determinato *pixel* alla classe corretta (ad esempio: presenza di *pixel* non classificati come cemento amianto in un contorno di tale classe – cfr. i capannoni con alcuni buchi nei tetti: *pixel* non classificati).

### Classificazione *Machine Learning*

Per ovviare agli errori riscontrati nei risultati della classificazione per *pixel*, si è proceduto a classificare la stessa scena con una tecnica diversa, che tenesse in considerazione non solo l'informazione spettrale del *pixel* alle varie bande ma anche il contesto posizionale dello stesso nell'immagine.

Inoltre si è optato per una tecnica cosiddetta *Machine Learning* (ML), che implementa l'informazione intrinseca della scena (di tipo spettrale, spaziale o di tipo attributo), in un processo a livelli. L'obiettivo finale viene raggiunto solo dopo una serie di raffinamenti della classificazione.

Il metodo ML adottato è quello implementato dalla *Visual Learning Systems* (applicativo: *Feature analyst* in ambiente *Erdas Imagine*).

Si è considerata la stessa immagine di partenza utilizzata nell'esempio

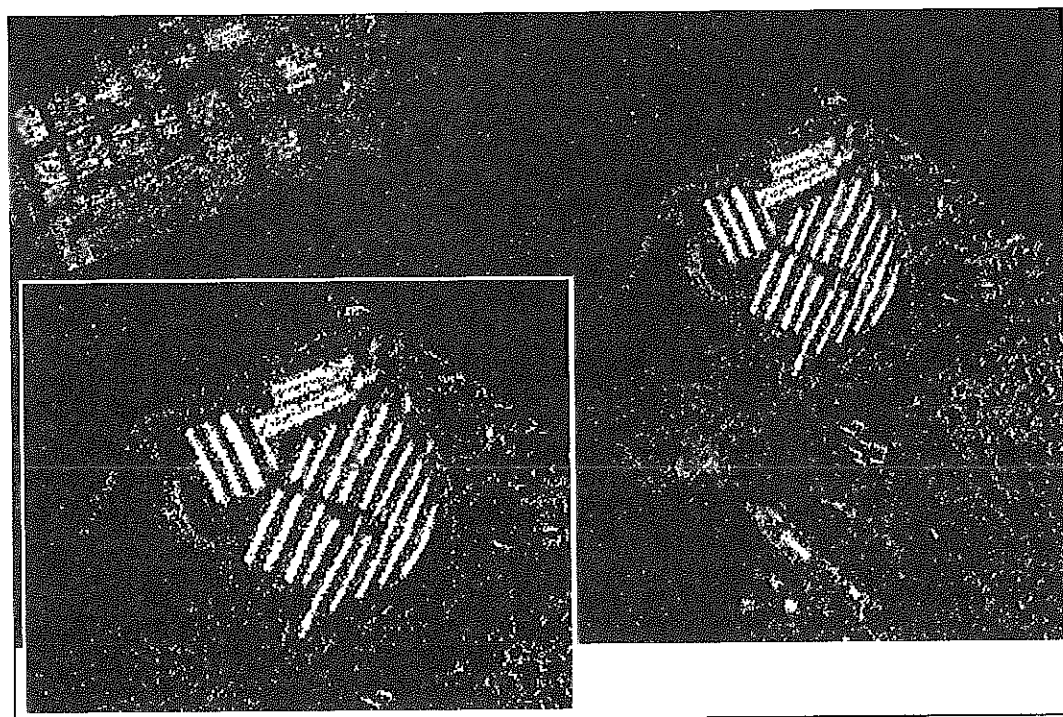


FIGURA 5 – Risultati della classificazione per pixel. A sinistra in basso è ingrandita la zona dello Sca-  
lo legnami, alcuni edifici della quale sono stati presi come area training. Nell'ingrandimento è evi-  
dente l'elevata presenza di errori di commissione (clutter) al di fuori del sistema dei capannoni. Nel-  
lo stesso tempo i capannoni risultano molto irregolari nella loro geometria, denunciando la presen-  
za di numerosi falsi negativi nella classificazione.

precedente, ovverosia quella con i 32 layer non disturbati dal rumore. Si è poi individuata in essa l'area training, costituita dal capannone con la copertura in cemento amianto visionata in loco.

Per quanto riguarda le informazioni sul contesto posizionale del pixel identificato dalle caratteristiche spettrali di riferimento, nell'applicativo *Feature Analyst* si utilizza una sorta di maschera, che verifica la posizione dei pixel in un'ipotetica geometria collegata

alla copertura di un edificio, dimensionata ad hoc per la dimensione degli edifici presenti nell'area. La maschera utilizzata nella presente classificazione è mostrata in fig. 6. Un ulteriore parametro specifica inoltre la soglia minima dell'elemento ricercato (superficie minima del tetto).

La procedura viene poi fatta girare con i parametri su specificati. Il risultato viene controllato e raffinato ulteriormente aggiustando alcuni parametri per la rimozione degli eventua-

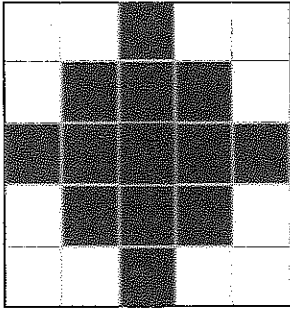


FIGURA 6 – Rappresentazione della maschera utilizzata per verificare la posizione dei pixel in una possibile geometria collegata alla copertura dell'edificio preso come riferimento. Nell'immagine la cella centrale corrisponde al pixel indagato.

li errori di commissione ed omissione (fase di *training* dell'applicativo).

Il risultato finale è costituito da un *layer* vettoriale che riporta gli elementi ricercati nell'immagine di partenza (le coperture in cemento amianto dell'area di studio - Fig. 7).

## 5. Confronto fra le due classificazioni e conclusioni

Da un primo confronto visivo fra i risultati delle due classificazioni (figg. 5 e 7), appare evidente una migliore delimi-

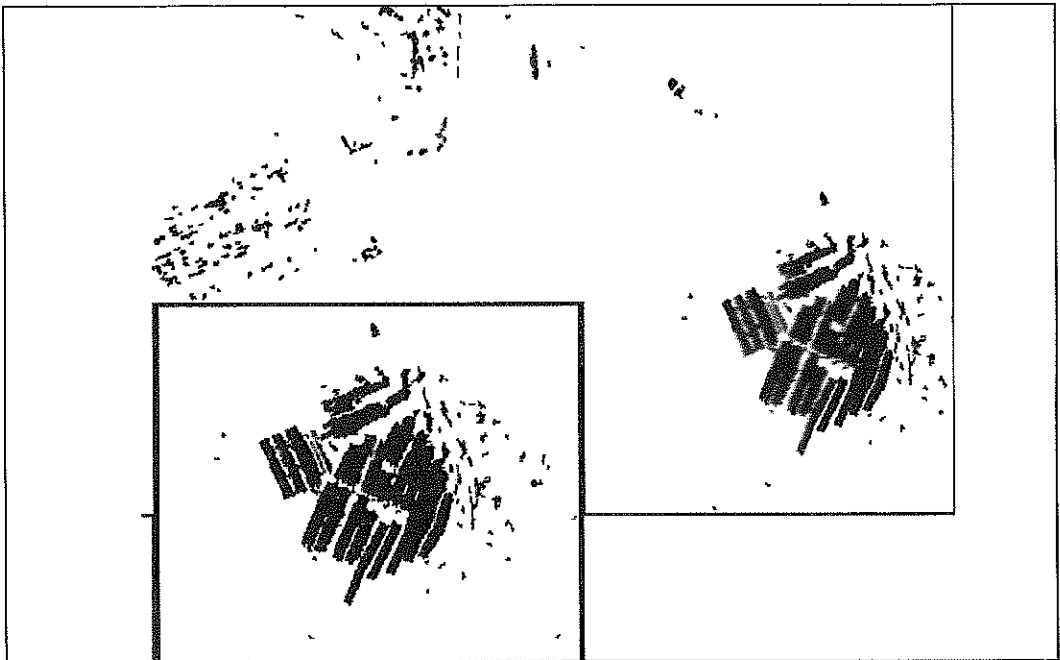


FIGURA 7 – Risultati della classificazione ML. A sinistra in basso è ingrandita la zona dello Scalo legnami, alcuni edifici della quale sono stati presi come *area training*. Nell'ingrandimento è apprezzabile visivamente la minor presenza di falsi positivi al di fuori del sistema dei capannoni rispetto alla classificazione per pixel (fig.5). Nello stesso tempo i capannoni sono più uniformi, denunciando in tal modo la minor presenza di falsi negativi.

tazione degli edifici nella zona dello Scalo legnami (a destra nelle figure) utilizzando la tecnica ML. Questi ultimi sono infatti più precisamente delineati sulla fig. 7 ed è evidente che, nel caso della classificazione per *pixel* (Fig. 5), gli stessi sono identificati solo parzialmente (può essere stata determinante la forma della copertura unita agli effetti dell'insolazione, che ha evidentemente reso differente la risposta del pur uniforme materiale). Anche l'effetto «sale e pepe», ovvero gli errori di commissione, appare notevolmente ridotto sulla fig. 7 rispetto alla fig. 5, segno che con la classificazione ML sono stati minori anche i cosiddetti falsi positivi.

Sulla base del confronto operato, si

è deciso di selezionare sul *layer* vettoriale degli edifici nella CRTN quelli indicati mediante la classificazione ML. A tal fine è stata fatta una *query* spaziale sul *layer* CTRN, vincolando la stessa all'intersezione con gli elementi del *layer* vettoriale ML. Il risultato lo si può vedere sulla fig. 8, che riporta la mappatura finale degli edifici con copertura in cemento amianto nell'area di studio.

Per quanto riguarda la validazione della classificazione ottenuta, va ribadito ancora che lo Scalo legnami è gestito dall'Autorità portuale di Trieste. Ogni controllo più accurato rispetto all'osservazione da punti elevati nelle vicinanze è quindi condizionato da una preventiva

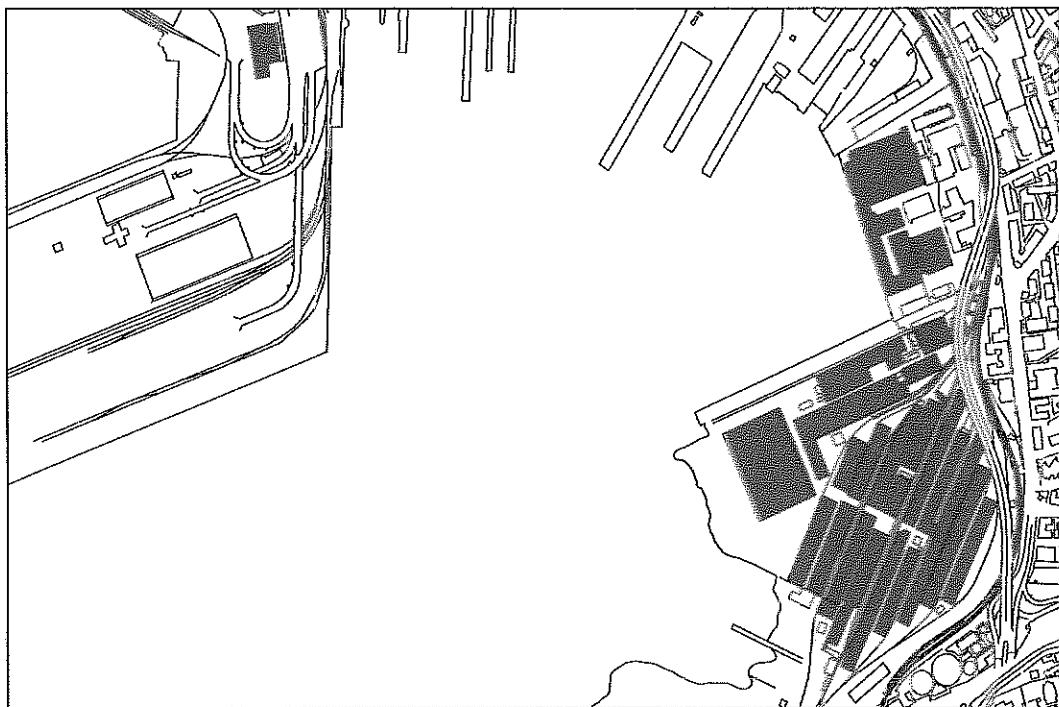


FIGURA 8 – Carta finale indicante gli edifici con il tetto in cemento-amianto nell'area allo studio.

richiesta all'Ente suddetto.

Le necessità collegate ai tempi di pubblicazione del presente articolo non hanno purtroppo permesso alcuna richiesta di accesso alla zona interdetta al pubblico, per eseguire i controlli necessari alla redazione di un rapporto di accuratezza della classificazione basato su una matrice degli errori<sup>5</sup>.

Non dimenticando le limitazioni della tipologia dello studio in oggetto, ovvero la mancanza di indicazioni riguardanti le caratteristiche dei singoli siti (le diverse tipologie di coperture, il degrado delle stesse ad opera del tempo, ecc.); nonché la ovvia impossibilità per il tele-rilevamento di identificare la presenza di amianto in facciata o all'interno degli stessi manufatti, riteniamo che la metodologia adottata possa rivelarsi un buon strumento per indagini esplorative, da collegarsi ad altre informazioni disponibili presso gli Enti preposti al loro reperimento.

In base al Piano Regionale Amianto<sup>6</sup>, approvato nel 1996 dalla Giunta regionale Friuli-Venezia Giulia, devono essere predisposti censimenti relativi alla presenza di amianto sul territorio.

Si intende applicare la procedura su indicata all'intera Provincia di Trieste ed usare i dati del censimento per validare i risultati ottenuti.

## Bibliografia

- ALBANESE F.; CAPRIOLI M.; TARANTINO E., *L'uso di algoritmi di "machine learning" per la realizzazione di carte di copertura del suolo mediante IKONOS*, «Atti della 8ª Conferenza Nazionale ASITA, Roma 15-18 dicembre 2004», Milano, Federazione ASITA, 2004.
- BALDI V.; LAURIA E.; SALERNO A., *La mappatura delle coperture in cemento-amianto a Casale Monferrato*, «Atti della 7ª Conferenza Nazionale delle Agenzie Ambientali», Milano, 2003.
- BIANCHIN A.; BRAVIN L., *Approcci contestuali su immagini IKONOS esperienze in ambito urbano*, «Atti della 7ª Conferenza Nazionale ASITA, Verona 28-31 ottobre 2003», Milano, Federazione ASITA, 2003.
- BUSETTO L. MICHIELETTI M., *Mappatura delle coperture in cemento-amianto tramite riprese iperspettrali MIVIS*, «Atti della 7ª Conferenza Nazionale delle Agenzie Ambientali», Milano, 2003.
- CARNEVALE F.; CHELLINI E., *Amianto. Miracoli, virtù, vizi*, Firenze, Editoriale Tosca, 1992.
- CLARELLI S., *Coperture in cemento-amianto: la scelta del metodo di bonifica*, «Notiziario del Consiglio dell'Ordine degli Ingegneri della Provincia di Napoli», Napoli, Consiglio dell'Ordine degli Ingegneri della Provincia di Napoli, 2003.
- ERDAS, *Field Guide*, Atlanta (USA), Erdas inc., 1999.

<sup>5</sup> Per un approfondimento relativo al rapporto di accuratezza della classificazione basato sulla matrice degli errori, si veda: Lillesand, Kiefer, op. cit.; Mather, op. cit.

<sup>6</sup> Decreto del Presidente della Giunta Regionale n. 376 dell'11.10.1996. Approvazione del Piano regionale di protezione dell'ambiente, di decontaminazione, di smaltimento e di bonifica, ai fini della difesa dai pericoli derivanti dall'amianto.

- FAVRETTO A., *Nuovi strumenti per l'analisi geografica: i GIS*, Bologna, Patron Editore, 2000.
- GAZZETTA UFFICIALE n. 106, *Regolamento per la realizzazione di una mappatura delle zone del territorio nazionale interessate dalla presenza di amianto, ai sensi dell'Art. 20 della Legge 93 del 23 marzo 2001*, 09.05.2003.
- GOMARASCA M.A., *Elementi di Geomatica*, Varese, AIT, 2004.
- HOMAYOUNI S.; ROUX M., *Material Mapping from Hyperspectral Matching in Urban Area*, «Records of the 2<sup>nd</sup> International IEEE Security in Storage Workshop», Washington DC (USA), 2003.
- I CHANG C.; HEINZ D.C., *Constarined Subpixel Target Detection for remotely sensed Imagery*, «IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing», Vol. 38, n° 3, 2000.
- LILLESAND T.M.; KIEFER R.W., *Remote sensing and image interpretation*, New York City, John Wiley & Sons, 1999.
- MALAGOLI P.; DE PAULIS R., *Il MIVIS Applicazione sul rilevamento del cemento amianto*, «Rivista Italiana di Telerilevamento, n° 20/21 – settembre/gennaio», Parma, Associazione Italiana di Telerilevamento, 2001.
- MANGRICH M.; OPITZ D.; MASON S., *Feature extraction from digital imagery: a hierarchical method*, «Computer Science Bibliography», Trier (Germany), University of Trier CS Department, 2001 <<http://dblp.uni-trier.de>>.
- MARINO C.M.; GALLI A.; PANIGADA C.; BUSETTO L., *Aspetti metodologici ed operativi nella caratterizzazione spettrale e spaziale di coperture in cemento amianto: l'esempio del comune di Broni (PV)*, «Rivista Italiana di Telerilevamento, n° 20/21 – settembre/gennaio», Parma, Associazione Italiana di Telerilevamento, 2001.
- MATHER P.M., *Computer Processing of Remotely-Sensed Images, An Introduction*, New York City, John Wiley & Sons, 2003.
- MICHIE D.; SPIEGELHALTER D.J.; TAYLOR C.C., *Machine learning, neural and statistical classification*, New York City, Ellis Horwood Ltd, 1994.
- TERRACINI B., *Area oggetto di bonifica: Inquadramento teorico e metodologico*, «Rapporti ISTISAN 05/1», Roma, Istituto Superiore della Sanità, 2005.
- TORELLI G., *Il caso dell'amianto*, «Atti della I<sup>a</sup> Conferenza Nazionale Comuni Antitrasgenici», Firenze, 2001.
- Si ringrazia la Regione Friuli-Venezia Giulia, nella persona di Alessandro Comuzzi (Funzionario della Direzione regionale dell'ambiente, Servizio per la disciplina dello smaltimento dei rifiuti), per la fornitura delle immagini telerilevate del sensore MIVIS e per la grande disponibilità apportata.*