

# FOTOGRAMMETRIA ED ELABORAZIONE DI IMMAGINI DIGITALI PER L'ANALISI DEL DEGRADO DELLE INFRASTRUTTURE

S. Zollini <sup>a</sup>

<sup>a</sup> DICEAA – Dipartimento di Ingegneria Civile, Edile – Architettura e Ambientale, Università degli Studi dell'Aquila, Via G. Gronchi, 18, 67100, L'Aquila – sara.zollini@univaq.it

**Parole chiave:** Fotogrammetria da UAV, Sistemi ACM, Object – Based Image Analysis (OBIA), infrastrutture, degrado, fessurazioni, calcestruzzo

**Key words:** UAV photogrammetry, ACM Systems, Object – Based Image Analysis (OBIA), infrastructures, decay, cracks, concrete

## Abstract

L'esigenza di valutare il livello di affidabilità delle infrastrutture attraverso una fase di conoscenza approfondita risulta quanto mai essenziale per garantire funzionalità e prestazioni. Una parte cospicua del patrimonio infrastrutturale, specialmente del mondo occidentale, è stata realizzata intorno agli anni '50, per cui ha bisogno di una corretta e tempestiva analisi in previsione di un efficiente programma di manutenzione. Il presente lavoro sfrutta la tecnica fotogrammetrica e la DIP (Digital Image Processing) per l'analisi dei fenomeni di degrado che interessano il pilone di un viadotto. Algoritmi sperimentali inglobati nei Sistemi ACM sono stati testati e confrontati con le tradizionali tecniche di elaborazione di immagini. A seguito di un rilievo fotogrammetrico terrestre e da UAV, è stata individuata una regione di interesse di una pila in calcestruzzo armato, nella quale fossero presenti forme di degrado. Tale regione è stata analizzata prima con l'OBIA (Object – Based Image Analysis) e successivamente è stata migliorata con i Sistemi ACM. La validazione è stata eseguita utilizzando, come verità a terra, una mappa tematica delle forme di degrado individuate da un esperto di calcestruzzi. Infine, sono stati effettuati dei confronti con algoritmi comunemente utilizzati in letteratura. Dai risultati è emerso che gli ACM forniscono, rispetto agli algoritmi comuni, un'accuratezza globale maggiore, con un incremento fino al 5%. La flessibilità e l'oggettività sono tra i principali vantaggi del metodo e pongono le basi per lo sviluppo di una procedura semi-automatica utile alle istituzioni preposte alla manutenzione delle infrastrutture.

The need to evaluate the level of infrastructure reliability through an in-depth knowledge phase is more essential than ever to guarantee functionality and performance. A large part of the infrastructural heritage, especially in the western world, was built around the 1950s, so it needs a correct and timely analysis for an efficient maintenance programme. This work exploits the photogrammetric technique and the DIP (Digital Image Processing) for the analysis of the decay forms affecting the pylon of a viaduct. Experimental algorithms embedded in the ACM Systems have been tested and compared with traditional image processing techniques. Following a terrestrial and UAV photogrammetric survey, a region of interest of reinforced concrete pillar with decay forms was identified. This region was, at first, analyzed with OBIA (Object - Based Image Analysis) and was subsequently enhanced with ACM Systems. The validation was performed using, as ground truth, a thematic map of the decay forms identified by a concrete expert. Finally, comparisons with commonly used algorithms were made. The results showed that ACMs provide up to 5% higher overall accuracy than common algorithms. Flexibility and objectivity are among the main advantages of the method and pave the ground for the development of a semi-automatic procedure useful for institutions responsible for infrastructure maintenance.

## 1. Introduzione

Invecchiamento dei materiali ed eventi meteorologici estremi sono tra le principali cause di deterioramento delle infrastrutture. L'Italia, a causa della propria conformazione orografica, possiede un patrimonio infrastrutturale in termini di ponti e viadotti tra i maggiori d'Europa. Si tratta di infrastrutture che hanno un'età media di oltre cinquanta anni e che, sebbene abbiano finora espletato regolarmente la loro funzione, hanno tuttavia subito un continuo e costante degrado legato all'ambiente e all'esercizio, degrado spesso non contrastato da una adeguata manutenzione. Basti pensare che dal 2013 ci sono stati più di 15 crolli (D'Amato 2019), i quali hanno provocato morti e feriti nella metà dei casi (uno dei casi più eclatanti è stato quello del viadotto Polcevera di Genova nell'agosto del 2018). Partendo quindi dalla consapevolezza delle numerose problematiche legate al normale invecchiamento delle opere, si ha la costante esigenza di garantire il mantenimento di un loro adeguato livello prestazionale nel tempo, tenendo conto delle specifiche necessità e classi d'uso. Ciò può essere reso possibile attraverso un processo conoscitivo

che si sviluppa durante l'esercizio, con l'applicazione di metodi per il monitoraggio e il controllo periodico delle strutture. Il metodo più comunemente utilizzato è l'ispezione visiva, eseguita da operatori esperti. Spesso, però, questo procedimento richiede un tempo di rilievo elevato e può portare a intralci al traffico o, in alcuni casi, anche alla chiusura temporanea dell'infrastruttura, generando non pochi disagi. La geomatica concilia le varie esigenze non solo tramite l'utilizzo di tecniche tradizionali ma anche, e soprattutto, tramite la sinergia con le tecnologie più recenti. Numerosi lavori si sono incentrati sull'utilizzo del laser scanner (Soilán et al. 2019; Tang et al. 2007) e della fotogrammetria da UAV (Capacci et al. 2022; Skov et al. 2021) per l'ispezione e l'indagine di infrastrutture. Come risposta alle esigenze appena esposte, in questo lavoro si è sviluppata una metodologia di rilievo non distruttiva per lo studio del degrado superficiale dei ponti e viadotti in calcestruzzo armato e calcestruzzo armato precompresso. La metodologia prevede l'utilizzo integrato della fotogrammetria digitale terrestre e da UAV, della stazione totale e dell'applicazione di algoritmi di analisi di immagine per evidenziare ed estrarre le principali forme di degrado presenti su

una pila del viadotto preso in esame. I dati ottenuti sono stati immagazzinati in formato digitale e potranno essere utilizzati successivamente per una futura change detection, al fine di valutare l'evoluzione dei fenomeni di degrado nel tempo.

## 2. Materiali e metodi

Nel presente lavoro si è effettuato lo studio del degrado del cavalcavia situato in Via Campo di Pile, nucleo industriale di

L'Aquila (AQ), [13°20'58.7" E; 42°21'17.4" N] (Figura 1).



Figura 1. Viadotto caso di studio

L'opera è stata realizzata tra la fine degli anni '80 e l'inizio degli anni '90 con andamento rettilineo, lunghezza complessiva di 225 m e 9 campate di luce pari a 25 m. Nel caso di studio è stato considerato il degrado presente su uno dei piloni di tale viadotto. I piloni sono elementi monolitici realizzati in calcestruzzo armato composti da una parte verticale ed una orizzontale su cui poggia l'impalcato. Nello specifico, l'elemento verticale, un pilastro a sezione cava di forma rettangolare in pianta, è sormontato da un traverso simmetrico su cui poggiano le travi dell'impalcato. La metodologia proposta può essere suddivisa in due macro-fasi. La prima consiste nel processo fotogrammetrico, partendo dal rilievo terrestre e da UAV di uno dei piloni e dall'acquisizione di punti di controllo tramite stazione totale. La seconda fase, invece, consiste nella DIP (Digital Image Processing). In questa fase, l'output fotogrammetrico (ortofoto) di una porzione della pila viene trattato sia con l'OBIA (Object-Based Image Analysis) che con algoritmi sperimentali (ACM – Active Connection Matrix). Questi ultimi sono stati anche confrontati con altri algoritmi comuni. Tutti i risultati sono stati validati considerando un'immagine rilevata tramite ispezione visiva da un esperto di calcestruzzi. Per una migliore comprensione della metodologia, in Figura 2 viene riportato un dettagliato workflow del lavoro.

### 2.1 Fase 1: Rilievo tramite tecnica fotogrammetrica

Il rilievo dell'opera è stato effettuato mediante la tecnica di fotogrammetria digitale terrestre e da UAV. Sono stati inoltre rilevati specifici punti di controllo, ad elevata precisione, con la stazione totale. La presa delle immagini da terra è stata effettuata con una camera digitale Sony Alpha 6000 con una risoluzione di 24 Megapixel. Per le foto aeree si è utilizzato il multirotores FlyNovex della FlyTop con a bordo la stessa camera impiegata per la presa da terra. Della pila indagata sono state eseguite 125 foto, di cui 98 da terra e 27 aeree. Sono stati, inoltre, acquisiti tramite stazione totale TS30 13 Ground Control Points (GCPs), di cui 4 CPs (Check Points), con un RMSE (Root Mean Square Error) di 1,5 cm. I risultati del processo sono stati il modello 3D dell'elemento e l'ortomosaico, dal quale è stata estratta una regione di interesse (ROI) per il successivo studio del degrado. L'ortomosaico ottenuto presenta una risoluzione geometrica di 1.95mm/pix.

### 2.2 Fase 2: Digital Image Processing – DIP

Con il fine di studiare il degrado del calcestruzzo viene impiegata, inizialmente, l'OBIA. L'OBIA è un metodo di analisi delle immagini basata su oggetti (Blaschke 2010), pertanto, l'obiettivo è quello di ottenere una mappa vettoriale costituita dall'insieme degli oggetti (fessure, aree di spalling, macchie dovute al dilavamento...), per ognuno dei quali, sono associati, oltre alle coordinate spaziali e alle caratteristiche spettrali, informazioni di tipo semantico. L'analisi OBIA si compone di due passaggi, segmentazione e classificazione (Teodoro and Araujo 2016). Con la segmentazione si va a suddividere l'immagine di partenza in oggetti vettoriali, i quali sono costituiti da raggruppamenti di pixels vicini che presentano analoghe caratteristiche come lucentezza, colore, tessitura e corrispondono idealmente ad oggetti appartenenti al mondo reale. La classificazione è quella supervisionata, nella quale si associano delle classi, definite a monte dall'operatore, ad ogni oggetto precedentemente ottenuto, in funzione delle proprie caratteristiche. Questo passaggio si articola in più fasi: creazione delle classi, scelta delle aree di training, training del classificatore, classificazione. Nel caso specifico, per la segmentazione è stato utilizzato l'algoritmo Mean Shift, ampiamente utilizzato in letteratura (Teodoro and Araujo 2016) e presente, inoltre, nella libreria di OTB (Orfeo Toolbox), utilizzabile all'interno del QGIS gratuitamente. Per la classificazione, invece, si è utilizzato il Support Vector Machine (SVM), un classificatore supervisionato non parametrico basato sulla teoria dell'apprendimento statistico di Vapnik (Vapnik 1999). Esso non nasce per la classificazione automatica di immagini ma, nell'ultimo decennio, ha dimostrato grande efficacia in diverse applicazioni nell'ambito dell'analisi delle immagini ad alta risoluzione (Bruzzone and Carlin 2006; Gualtieri 2009; Inglada 2007). Anch'esso è implementato all'interno dell'OTB. In

Tabella 1 si riportano le classi definite per l'applicazione dell'OBIA.

CODICE	OGGETTO
1	Calcestruzzo sano
2	Armature esposte
3	Spalling
4	Fessure
5	Casseforme
6	Tubo pluviale

Tabella 1: Classi scelte per l'OBIA

A questo punto, un ulteriore studio è consistito nell'applicazione di algoritmi sperimentali, chiamati Sistemi ACM (Active Connection Matrix), brevettati dal centro ricerche Semeion di Roma. Essi, nati per scopi medici, sono stati attualmente sperimentati anche in ambito territoriale per l'estrazione della linea di riva (Zollini et al. 2023) e nei beni culturali (Alicandro et al. 2018). Sfruttano le posizioni reciproche di pixels vicini e i pesi che si attribuiscono ad ogni connessione tra essi. I sistemi sono classificati in tre ordini di complessità, secondo il tipo di evoluzione nel tempo. Nel primo ordine di complessità, vengono inizializzati i valori delle connessioni una volta, all'inizio, e poi rimangono fisse mentre i valori dei pixel evolvono nel tempo fino alla convergenza. La situazione è speculare il caso del secondo ordine, dove i valori dei pixel sono fissi mentre i valori delle connessioni vengono aggiornate ad ogni iterazione. Infine, il terzo ordine di complessità include modelli in cui cambiano sia i pixel che le connessioni nel tempo. Per una presentazione completa degli

algoritmi ACM, si rimanda alla letteratura (M. Buscema and voluti testare tali sistemi anche in ambito infrastrutturale, attraverso il confronto con algoritmi utilizzati in letteratura per scopi simili. Il primo obiettivo era quello di enfatizzare il contrasto dell'oggetto in esame, mentre il secondo aveva il compito di estrarre le geometrie dell'immagine. Quindi, tra i vari testati, gli algoritmi che meglio hanno raggiunto gli scopi prefissati sono stati il CM (Contractive Maps) per quanto riguarda il miglioramento del contrasto ed il New CS (New Constraints Satisfaction Network) per quanto riguarda l'estrazione dei bordi geometrici. I rispettivi algoritmi di letteratura adibiti agli stessi scopi sono l'algoritmo di equalizzazione dell'istogramma (Pizer et al. 1987) e il Sobel (Vincent and Folorunso 2009), rispettivamente. L'idea che sta alla base dell'Histogram Equalization (HE) è operare una trasformazione che, nell'immagine elaborata, distribuisca uniformemente i livelli di grigio, cioè, aumenti il contrasto "spalmando" l'istogramma di partenza e aumentando il range dinamico. Il Sobel, invece, fa parte degli algoritmi di edge detection ed è un operatore differenziale, che calcola un valore approssimato del gradiente di una funzione che rappresenta la luminosità dell'immagine, trovando la direzione lungo la quale si ha il massimo incremento possibile dal chiaro allo scuro, e la velocità con cui avviene il cambiamento lungo questa direzione. Il risultato ottenuto fornisce una misura di quanto "bruscamente" oppure "gradualmente" l'immagine cambia in quel punto, e quindi della probabilità che quella parte di immagine rappresenti un contorno, e fornisce anche un'indicazione del probabile orientamento di quel contorno. Nel presente lavoro, sono stati utilizzati tre dati di input per ciascun gruppo di algoritmi (sperimentali e non), portando avanti la sperimentazione in modo parallelo: verrà, di seguito, illustrata la metodologia prendendo in esame solamente gli ACM, ma le operazioni si sono susseguite in maniera analoga anche per l'altro gruppo di algoritmi. La prima immagine di input è quella contenente le bande RGB (Red, Green, Blue); nella seconda, viene effettuato lo stack tra la RGB e l'algoritmo che enfatizza il contrasto (CM in questo caso); per ultima, l'immagine sarà RGB + CM più l'algoritmo che estrae le geometrie (in questo caso il New CS). Successivamente, per ciascuno degli input viene effettuata un'analisi OBIA. Sia nella fase 1 che nella fase 2 appena descritta, oltre al confronto con gli algoritmi di letteratura, è prevista una fase di validazione, sviluppata attraverso il confronto dei risultati ottenuti con l'immagine della stessa regione di interesse, in cui un esperto di calcestruzzi ha individuato, tramite ispezione visiva, le forme di degrado ivi presenti. Infine, le matrici di confusione, l'accuratezza globale ed il coefficiente kappa danno un'indicazione sull'accuratezza dei risultati ottenuti (Fig. 2).

### 3. Risultati

Dalla prima analisi con l'OBIA effettuata tramite software gratuito QGIS con Orfeo Toolbox, si osserva ( Tabella 2) che il numero maggiore di segmenti interessa le aree non degradate, con circa il 66% degli oggetti sul totale, seguito dalle aree fessurate con il 17% circa, per poi scendere al 12% dei segmenti equamente suddivisi tra le aree di spalling e casseforme. Occupa infine un'aliquota piccola il numero di segmenti associati alle armature esposte e al tubo pluviale (5% nel totale). Inoltre, si è potuto osservare che circa l'88% dell'area totale della superficie rilevata è costituito da calcestruzzo non ammalorato; l'area associata di spalling è complessivamente del 3% circa; l'impronta lasciata dalle casseforme costituisce una piccolissima porzione che ammonta allo 0,5%; infine, l'area delle fessure risulta occupare circa il 4% della superficie, tuttavia questo valore va ulteriormente

Grossi 2010; P. M. Buscema 2005). In questo lavoro si sono approfondito, poiché parte di essa è stata associata alla porzione di superficie che individua un probabile nido di ghiaia (parte bassa dell'immagine) per il quale non è stata definita una specifica etichetta, essendo di fatto composta da uno sgretolamento di calcestruzzo che provoca, comunque, una fessura.

CODICE	CLASSE	% OGGETTI ASSOCIATI	% AREA/CLASSE
1	Calcestruzzo sano	65,63	88,08
2	Armature esposte	1,56	0,41
3	Spalling	6,25	2,65
4	Fessure/nido di ghiaia	17,19	3,86
5	Casseforme	6,25	0,42
6	Tubo pluviale	3,13	4,57

Tabella 2: Risultati della prima analisi OBIA su immagine RGB

Poiché ad ogni segmento sono associate le proprie caratteristiche geometriche, come è noto, è possibile misurare le dimensioni di interesse, quali, ad esempio le fessure più rilevanti. In Figura 3, viene mostrata la mappa tematica ottenuta tramite l'OBIA.

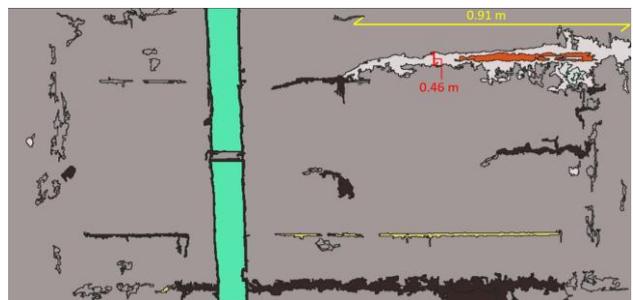


Figura 3: Mappa tematica ottenuta tramite OBIA

Per la validazione, è stata creata una mappa tematica tramite ispezione visiva da un esperto di calcestruzzi, il quale ha definito le classi riportate in Figura 4. Naturalmente, il tubo pluviale e le linee delle casseforme non sono forme di degrado, ma sono state comunque considerate per avere consistenza con i risultati ottenuti dall'OBIA.

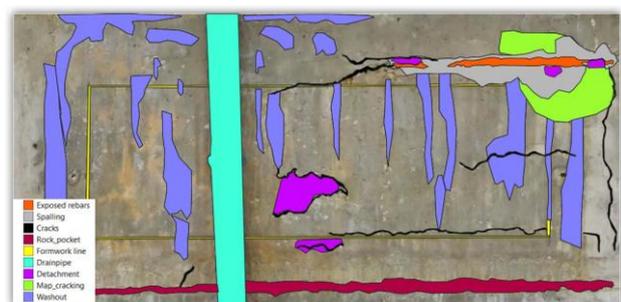


Figura 4: Mappa tematica delle forme di degrado ottenuta tramite ispezione visiva. In aggiunta alle classi presenti in Tabella 2, ci sono il dilavamento in viola, il map cracking in verde, il distacco di calcestruzzo in magenta e il nido di ghiaia in rosso scuro.

Le percentuali di aree per ogni classe di validazione sono riportate in

CODICE	CLASSE	% AREA/ CLASSE
1	Calcestruzzo sano	71,56
2	Armature esposte	0,58
3	Spalling	2,68
4	Fessure/nido di ghiaia	3,42
5	Casseformi	0,75
6	Tubo pluviale	5,05
7	Distacco di calcestruzzo	1,37
8	Map cracking	2,26
9	Dilavamento	12,32

Tabella 3: Percentuali aree per ogni classe definita nella mappa tematica di validazione creata tramite ispezione visiva

Nonostante, inizialmente, fossero state considerate anche nell'OBIA le stesse classi presenti in Tabella 3, di alcune di esse non è stato possibile determinarne l'entità, in quanto la classificazione finale associava il distacco di calcestruzzo, il map cracking e il dilavamento al calcestruzzo sano. Per quanto riguarda i primi due, avendo una risposta geometrica e spettrale simile al calcestruzzo sano, risulta possibile che l'analisi semi-automatica possa "confondere" tali elementi con il background, ma, per quanto riguarda il dilavamento, si è pensato di approfondire l'analisi attraverso il miglioramento dell'immagine di input. Quindi, si è proceduto effettuando lo stack dell'immagine RGB dapprima con gli algoritmi sperimentali ACM e successivamente con gli algoritmi comuni, considerando, stavolta, come classe di training anche il dilavamento (Fig. 5) ed applicando successivamente l'OBIA.

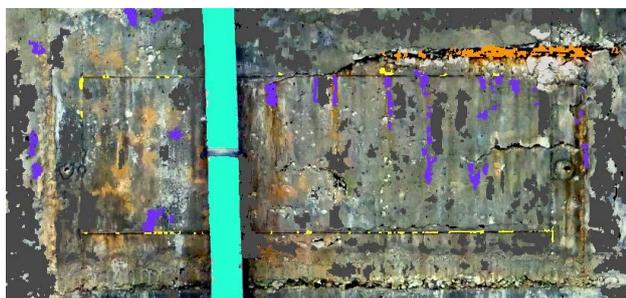


Figura 5: Classi per applicazione OBIA su immagine RGB+ACM prima e RGB+algoritmi comuni poi. Grigio scuro: calcestruzzo sano; nero: fessure; grigio chiaro: spalling; arancione: Armature esposte; viola: dilavamento; giallo: casseformi; celeste: tubo pluviale.

Anche tali risultati sono stati validati utilizzando la mappa tematica individuata tramite ispezione visiva. Per non appesantire la trattazione, i risultati delle matrici di confusione vengono opportunamente discussi nel paragrafo 4 mentre l'accuratezza globale e il coefficiente kappa sono riportati in Tabella 4. Come viene illustrato, l'accuratezza globale è risultata essere 64%, 67% e 69% mentre il coefficiente kappa 0,32, 0,36 e 0,37 testando rispettivamente l'RGB, l'RGB + CM e le immagini RGB + CM + NewCS. Considerando, invece, RGB + Histogram matching e RGB + Histogram matching + Sobel, l'accuratezza globale è stata del 64% e 62% mentre il coefficiente kappa 0,28 e 0,25 rispettivamente (Tabella 4).

Tabella 3.

Immagine di input	Accuratezza globale	Coefficiente kappa
RGB	64%	0,32
RGB+CM	67%	0,36
RGB+CM+NewCS	69%	0,37
RGB+Histogram	64%	0,28
RGB+Histogram+Sobel	62%	0,25

Tabella 4: Accuratezza globale e coefficiente kappa ottenuti applicando l'OBIA all'immagine RGB con gli ACM e gli algoritmi comuni

#### 4. Discussione

Confrontando le aree percentuali ottenute dall'OBIA (Tabella 2) con quelle di validazione (Tabella 3) si può notare che il calcestruzzo sano ha un valore pari a circa l'88%, mentre nella ground truth è pari a circa il 72%. La differenza è dovuta al fatto che l'ispezione visiva ha apprezzato altre forme di degrado (dilavamento, map cracking e distacco di calcestruzzo) mentre l'OBIA non ha raggiunto risultati statisticamente significativi per poter rilevare queste forme di degrado, a causa della risposta spettrale molto simile. Le armature esposte e lo spalling invece hanno valori percentuali molto vicini a quelli di riferimento. L'area percentuale di riferimento per lo spalling è del 2,68%, mentre quella dell'OBIA è del 2,65%. Per quanto riguarda le armature esposte il valore di riferimento è 0,58%, mentre quello OBIA è 0,41%. Fessure e nido di ghiaia hanno come valore di riferimento 3,42%, contro il 3,86% di quello OBIA. Come già anticipato, questi due elementi, hanno, di fatto, una geometria che si sviluppa lungo una sola dimensione e una risposta spettrale altrettanto simile. È noto che proprio a causa della natura intrinseca delle fessure, è ancora difficile poterle classificare correttamente, specialmente quelle più sottili. Le cause della presenza delle crepe sono molteplici, così come le loro dimensioni. Le fessurazioni plastiche, da essiccazione e termiche sono causate dalla progettazione e dalla stagionatura della miscela di calcestruzzo e si verificano nelle prime fasi di costruzione. Le fessurazioni successive sono prodotte da tipici fenomeni di corrosione delle armature (attacco di carbonio o cloruri) o di spalling del copriferro. Il map cracking potrebbe essere attribuito a meccanismi specifici come reazioni alcalino-aggregati o gelo-disgelo. Infine, altre fessurazioni potrebbero essere correlate a problemi strutturali quali cedimenti o sovraccarichi. Si capisce, quindi, che anche la dimensione, lo sviluppo e l'entità di una fessurazione possono variare di caso in caso, rendendo ancora più impegnativa la loro individuazione. Nonostante ciò, va evidenziato che tramite l'OBIA si è potuto rilevare e distinguere fessure di larghezza pari a 2 mm, valore comunque utile per diagnosi e/o monitoraggio strutturale. Vista l'attualità e le potenzialità della metodologia esposta, in questa fase ci si è confrontati con il gruppo di ricerca internazionale del Department of Geomatics della National Cheng Kung University di Tainan (Taiwan) guidato dal Prof. Jiann-Yeou Rau, che ha sviluppato un approccio simile per lo studio del degrado superficiale (Rau et al. 2017). Dal confronto tra le due metodologie sono emerse analogie circa le modalità di rilievo e di analisi delle immagini, presentando risultati simili.

Dalla seconda analisi, cioè quella in cui all'immagine RGB viene effettuato lo stack con il CM e il NewCS, quello che è emerso dalle matrici di confusione è che, in generale, tutte le forme di degrado hanno subito un incremento in termini di accuratezza considerando l'immagine RGB + CM + NewCS. È alcune zone, questa forma di degrado non ha una risposta spettrale tanto diversa da quella del calcestruzzo, ma, nella maggior parte dei casi, anche il dilavamento è stato correttamente classificato con un incremento in accuratezza pari a circa il 6% quando si considerano altresì i due ACM. Anche le fessure sono state classificate correttamente nella maggior parte dei casi, con un aumento di accuratezza percentuale circa pari all'8% e all'1% per le immagini RGB + CM e RGB + CM + NewCS, rispettivamente. Piccole quantità sono state erroneamente classificate come armature esposte (circa il 14%) e spalling (circa il 20%). Ciò è comprensibile perché le armature esposte possono avere sia una risposta spettrale che geometrica simile ad esse mentre lo spalling è causato da una serie di fattori, come cicli di gelo e disgelo, effetti espansivi della reazione alcali-silice, esposizione al fuoco o, come in questo caso di studio, a causa della corrosione delle barre di armatura. Essendoci un'espulsione del calcestruzzo, l'area di spalling è interessata anche da fessurazioni e map cracking, per questo può essere classificata erroneamente in piccole percentuali. Un argomento interessante di discussione riguarda l'applicazione del NewCS: si è notato che, solo per questa forma di degrado e nonostante ci sia comunque un leggero miglioramento rispetto alla semplice immagine RGB (1%), tale algoritmo fa diminuire l'accuratezza rispetto all'immagine RGB + CM. Questo potrebbe essere dovuto al fatto che i bordi delle crepe più sottili sono difficilmente rilevabili e potrebbero esserci più fonti di rumore proprio in quelle aree. Le armature esposte, invece, sono state classificate correttamente per la quasi totalità (circa 85%), seppur gli algoritmi sperimentali abbiano apportato un leggero miglioramento (1%). L'incremento sul dilavamento è stato di circa il 6%, anche se una piccola percentuale (circa il 15%) è stata erroneamente classificata come spalling. Ciò è probabilmente dovuto al fatto che ci sono porzioni di calcestruzzo in cui entrambe le forme di degrado coesistono.

Per riassumere, complessivamente il miglior risultato è stato ottenuto dall'immagine RGB + CM + NewCS. Lo stack con il CM migliora di circa il 3% l'accuratezza globale se combinato con l'immagine RGB. Aggiungendo, inoltre, il NewCS, si ha un aumento di circa il 5% (

Tabella 4). Quindi, sebbene questi sistemi ACM siano nati per scopi diversi, si è dimostrato che possono migliorare sia la geometria che il contrasto spettrale in un output fotogrammetrico, portando ad una maggiore affidabilità dei risultati anche nel campo del rilevamento delle infrastrutture.

Per un ulteriore confronto, la stessa metodologia è stata applicata utilizzando due algoritmi comunemente utilizzati in letteratura: un algoritmo per migliorare il contrasto (equalizzazione dell'istogramma) e un altro la geometria (Sobel) dell'immagine originale, come già illustrato nel paragrafo 2. Sono state calcolate anche in questo caso le matrici di confusione, l'accuratezza globale e il coefficiente kappa. Per semplicità, si riportano solo i valori della precisione complessiva e del coefficiente kappa: 64% e 62%, 0,28 e 0,25, rispettivamente (

Tabella 4). Non solo i valori sono inferiori a quelli ottenuti con gli algoritmi sperimentali, ma sono anche uguali o inferiori all'immagine RGB originale. Pertanto, non vi è stato alcun miglioramento apprezzabile.

risultato che, rispetto all'immagine RGB, l'accuratezza relativa al calcestruzzo sano è stata migliorata del 2% considerando il CM, e del 4% aggiungendo anche il NewCS. Si è potuto notare che la principale fonte di errore fosse legata al dilavamento. In

## 5. Conclusioni

Il presente lavoro è stato realizzato con il fine di presentare una metodologia di rilievo non distruttiva per lo studio del degrado superficiale dei ponti e dei viadotti. In base a quanto osservato nell'analisi dei risultati, la metodologia proposta si è dimostrata soddisfacente ai fini dell'individuazione, del rilievo e della classificazione delle aree degradate. Le principali caratteristiche che la rendono adatta per le ispezioni e il controllo periodico dei ponti e dei viadotti sono la non distruttività del metodo, la capacità di adattarsi ai diversi scenari di rilievo e, grazie all'utilizzo degli UAV, la possibilità di presa di immagini aeree con controllo da remoto in aree difficilmente accessibili. Queste caratteristiche rendono il metodo flessibile ed assicurano la sicurezza degli operatori. Dal primo studio si è ottenuto che l'OBIA sia una tecnica utile all'individuazione delle forme di degrado su opere in calcestruzzo armato, meno dispendiosa a livello di tempo e più oggettiva rispetto ad un'ispezione visiva. Dal secondo studio si è analizzato come la DIP possa concorrere al miglioramento dei risultati. Lo scopo è stato quello di testare algoritmi sperimentali provenienti dal mondo del machine learning e adattarli all'ambito infrastrutturale. Gli ACM hanno dimostrato di essere un valido strumento, grazie alla loro abilità di definire i bordi di un'immagine ed aumentarne il contrasto. È stato dimostrato che l'accuratezza finale viene incrementata utilizzando tali ACM (e, in particolare, il CM e il NewCS) rispetto ai due algoritmi comuni, (equalizzazione dell'istogramma e Sobel). Come studio futuro si potrebbe ulteriormente indagare la miglior procedura volta all'automatizzazione del procedimento, sia testando altri algoritmi di machine learning che seguendo il comportamento statistico dell'ACM, ma anche applicando la metodologia a diversi tipi campioni di calcestruzzo e diverse forme di degrado.

### Contributi dei singoli autori

Idea e concezione S.Z.; metodologia, S.Z.; validazione, S.Z.; analisi, S.Z.; revisione, S.Z.; supervisione, S.Z.

Tutti gli autori hanno letto e sono in accordo con quanto scritto nella versione dell'articolo pubblicata.

**Conflitti di interessi:** Tutti gli autori dichiarano di non avere conflitti di interesse da riportare.

### Ringraziamenti

Si ringrazia il laboratorio di Geomatica dell'Università degli Studi dell'Aquila, nelle persone di: Prof.ssa Donatella Dominici, Dott. Ing. Maria Alicandro, Ing. Nicole Pascucci e il tecnico di laboratorio Giuseppe Colagrande, nonché del Prof. Raimondo Quaresima e del centro ricerche Semeion di Roma.

### Bibliografia

Alicandro, M., Dominici, D., & Buscema, P. M. 2018. A New Enhancement Filtering Approach for the Automatic Vector Conversion of the UAV Photogrammetry Output. In: M. Ioannides, E. Fink, R. Brumana, P. Patias, A. Doulamis, J. Martins, & M. Wallace (Eds.), *Digital Heritage. Progress in Cultural Heritage: Documentation, Preservation, and*

Protection (pp. 312–321). Cham: Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-01762-0\\_26](https://doi.org/10.1007/978-3-030-01762-0_26)

Blaschke, T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), pp. 2–16. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>

Buscema, M., & Grossi, E. 2010. J-Net System: A New Paradigm for Artificial Neural Networks Applied to Diagnostic Imaging. In: V. Capecchi, M. Buscema, P. Contucci, & B. D'Amore (Eds.), *Applications of Mathematics in Models, Artificial Neural Networks and Arts: Mathematics and Society* (pp. 431–455). Dordrecht: Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/978-90-481-8581-8\\_16](https://doi.org/10.1007/978-90-481-8581-8_16)

Buscema, P. M. 2005. *Sistemi ACM e Imaging Diagnostico: Le immagini mediche come Matrici Attive di Connessioni*. Springer Science & Business Media.

Capacci, L., Bianchi, S., Anghileri, M., Biondini, F., Rosati, G., Pinto, L., et al. 2022. *Structural Health Monitoring and Geometric Survey Informed by Laser Scanner and UAV Mapping of an Existing Tall RC Viaduct*. In: Bridge Safety, Maintenance, Management, Life-Cycle, Resilience and Sustainability (pp. 1831–1839). CRC Press.

D'Amato, A. 2019. Quali sono i ponti e i viadotti a rischio nell'Italia che crolla. *Nextquotidiano*. <https://www.nextquotidiano.it/quali-sono-i-ponti-e-i-viadotti-a-rischio-nellitalia-che-crolla/>. Accessed 27 July 2023 (accessed 31 Agosto 2023).

Gualtieri, J. A. 2009. The Support Vector Machine (SVM) Algorithm for Supervised Classification of Hyperspectral Remote Sensing Data. In *Kernel Methods for Remote Sensing Data Analysis* (pp. 49–83). John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9780470748992.ch3>

Inglada, J. 2007. Automatic recognition of man-made objects in high resolution optical remote sensing images by SVM classification of geometric image features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(3), pp. 236–248. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2007.05.011>

Pizer, S. M., Amburn, E. P., Austin, J. D., Cromartie, R., Geselowitz, A., Greer, T., et al. 1987. Adaptive histogram equalization and its variations. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 39(3), pp. 355–368. [https://doi.org/10.1016/S0734-189X\(87\)80186-X](https://doi.org/10.1016/S0734-189X(87)80186-X)

Rau, J. Y., Hsiao, K. W., Jhan, J. P., Wang, S. H., Fang, W. C., & Wang, J. L. 2017. Bridge crack detection using multi-rotary UAV and Object-Base Image Analysis. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLII-2-W6*, 311–318. International Conference on Unmanned Aerial Vehicles in Geomatics

Bruzzone, L., & Carlin, L. 2006. A Multilevel Context-Based System for Classification of Very High Spatial Resolution Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(9), 2587–2600. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2006.875360>

(Volume XLII-2/W6) - 7 September 2017, Bonn, Germany. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W6-311-2017>

Skov, T., Holst, L. B., & Fumagalli, M. 2021. 3D Navigation by UAV using a mono-camera, for precise target tracking for contact inspection of critical infrastructures. In: *2021 Aerial Robotic Systems Physically Interacting with the Environment (AIRPHARO)* (pp. 1–8). 2021 Aerial Robotic Systems Physically Interacting with the Environment (AIRPHARO). <https://doi.org/10.1109/AIRPHARO52252.2021.9571043>

Soilán, M., Sánchez-Rodríguez, A., del Río-Barral, P., Perez-Collazo, C., Arias, P., & Riveiro, B. 2019. Review of Laser Scanning Technologies and Their Applications for Road and Railway Infrastructure Monitoring. *Infrastructures*, 4(4), p. 58. <https://doi.org/10.3390/infrastructures4040058>

Tang, P., Akinci, B., & Garrett, J. 2007. Laser Scanning for Bridge Inspection and Management. *IABSE Symposium Report*, 93, pp. 17–24. <https://doi.org/10.2749/222137807796120283>

Teodoro, A. C., & Araujo, R. 2016. Comparison of performance of object-based image analysis techniques available in open source software (Spring and Orfeo Toolbox/MonteVerdi) considering very high spatial resolution data. *Journal of Applied Remote Sensing*, 10. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.10.016011>

Vapnik, V. N. 1999. An overview of statistical learning theory. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10(5), 988–999. Presented at the IEEE Transactions on Neural Networks. <https://doi.org/10.1109/72.788640>

Vincent, O., & Folorunso, O. 2009. A Descriptive Algorithm for Sobel Image Edge Detection. In *SITE 2009: Informing Science + IT Education Conference*. <https://doi.org/10.28945/3351>

Zollini, S., Dominici, D., Alicandro, M., Cuevas-González, M., Angelats, E., Ribas, F., & Simarro, G. 2023. New Methodology for Shoreline Extraction Using Optical and Radar (SAR) Satellite Imagery. *Journal of Marine Science and Engineering*, 11(3), p. 627. <https://doi.org/10.3390/jmse11030627>.

© 2021 by the authors. Open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution License Share Alike 4.0 (CC-BY-SA)

© 2021 degli autori. Pubblicazione open access come da termini e condizioni della licenza Creative Commons Attribution License Share Alike 4.0 (CC-BY-SA)

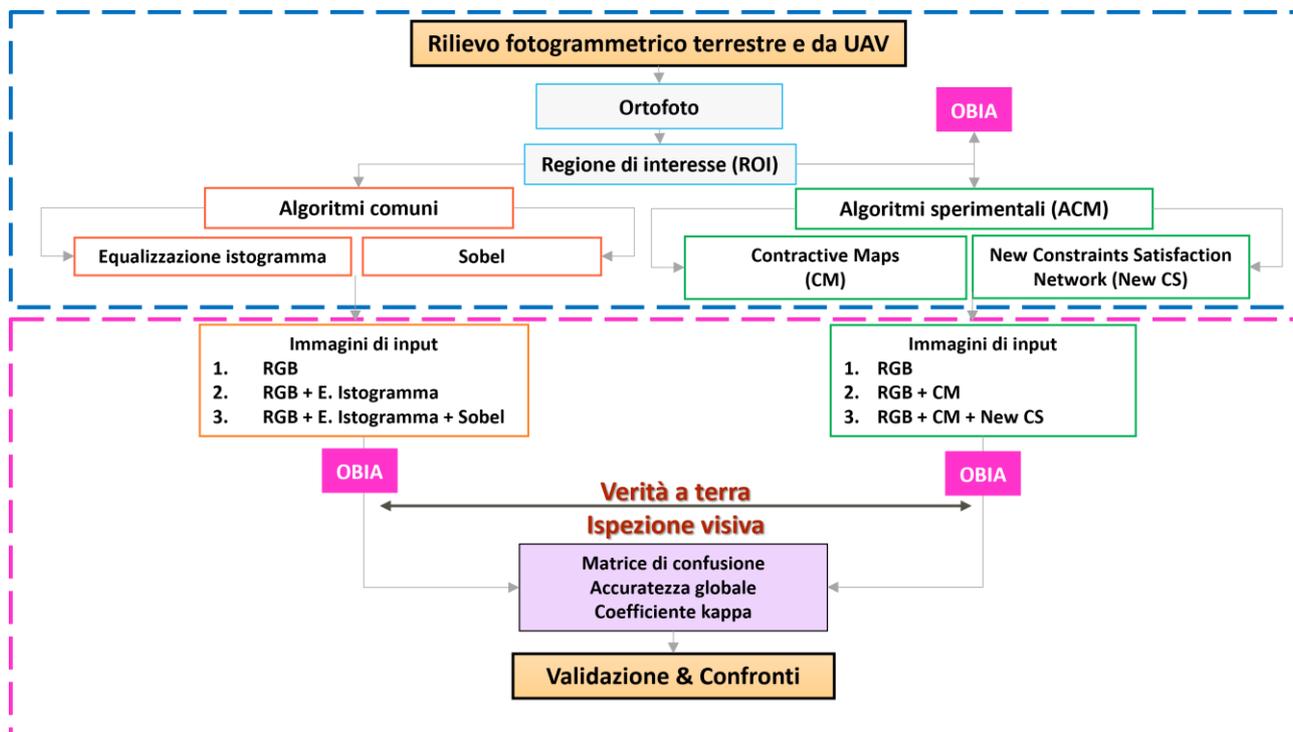


Figura 2. Workflow

© 2021 by the authors. Open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution License Share Alike 4.0 (CC-BY-SA)

© 2021 degli autori. Pubblicazione open access come da termini e condizioni della licenza Creative Commons Attribution License Share Alike 4.0 (CC-BY-SA)