



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA

Sapienza Università di Roma
FACOLTA' DI INGEGNERIA
CIVILE E INDUSTRIALE

Dottorato in Ingegneria Elettrica, dei Materiali e delle Nanotecnologie
Ingegneria dei Materiali e delle Materie Prime

Tesi di dottorato

XXXV ciclo

Utilizzo di tecniche innovative per la caratterizzazione delle macerie post-sisma, finalizzata al riuso e alla valorizzazione in termini di *upcycling*

Candidata
Oriana Trotta

Tutor
Prof. *Giuseppe Bonifazi*

Tutti i diritti riservati "Il presente documento è distribuito secondo la licenza Tutti i diritti riservati."

SOMMARIO

Il settore delle costruzioni produce oltre un terzo dei rifiuti solidi mondiali. I rifiuti da costruzione e demolizione (CDW) sono generati dalla costruzione, ristrutturazione e demolizione di edifici, strade, ponti e altre strutture. Questo tipo di rifiuti, inoltre, include anche materiali che possono essere generati da disastri naturali, come inondazioni e terremoti (*Post earthquake building waste* – PBW).

I PBW sono tipicamente composti da una miscela di diversi materiali, come cemento, mattoni, piastrelle, ceramica, legno, vetro, gesso e plastica. Questi materiali rappresentano un elevato potenziale di riciclo e riutilizzo se opportunamente separati, in particolare la frazione inerte, che rappresenta circa il 70% del totale, evitando così lo sfruttamento delle materie prime non rinnovabili e favorendo l'economia circolare.

In questa prospettiva, sono necessarie nuove tecnologie per la caratterizzazione, lo smistamento e la caratterizzazione di questo tipo di rifiuti. Inoltre, è necessario sviluppare una metodologia per il riconoscimento dei contaminanti pericolosi e non pericolosi, e per un controllo qualità dei prodotti derivati, quindi degli aggregati riciclati. In questo modo si aumenta la qualità della materia prima seconda e si abbassano i costi della manodopera, favorendo il processo produttivo in termini di *upcycling*.

Nel presente lavoro di tesi è stata studiata la possibilità di implementare strategie rapide, a basso costo ed affidabili per classificare ed identificare diversi tipi di materiale PBW, anche per il riconoscimento di materiale pericoloso come l'amianto, risultanti dal crollo di edifici a causa di un terremoto. Inoltre, è stato anche proposto un metodo per il controllo qualità degli aggregati riciclati provenienti da macerie del terremoto. L'uso di tecniche di rilevamento innovative, unite alla classica lavorazione meccanica, potrebbero rappresentare un importante passo in avanti per prevenire il conferimento in discarica e per migliorare il riciclo. In particolare, è stata sviluppata una strategia basata sull'imaging iperspettrale (*HyperSpectral Imaging*: HSI) operante nel range dell'infrarosso ad onde corte (SWIR - 1000-2500 nm), in combinazione con l'analisi alla micro-fluorescenza ai raggi X.

I risultati hanno mostrato che l'approccio proposto consente di riconoscere e classificare le diverse frazioni inerti e i contaminanti (cioè amianto e cartongesso). I risultati ottenuti mostrano come l'HSI potrebbe essere una metodologia particolarmente adatta per eseguire la classificazione e separazione in scenari complessi come quelli prodotti dai terremoti.

INDICE

1. Introduzione	7
2. Rifiuti da costruzione e demolizione	13
- I codici CER	15
2.1 Attività di produzione dei rifiuti	16
2.2 Stato dell'arte della gestione e del trattamento dei rifiuti	19
2.3 Il riciclo dei rifiuti da costruzione e demolizione	26
2.4 Inquadramento sui rifiuti post-disastro naturale	34
- Macerie post-sisma: il caso di Amatrice- Norcia	37
3. Materiali e metodi	41
3.1 Materiali	41
3.2 Metodi	43
- Imaging iperspettrale (HSI).....	43
- Micro-fluorescenza a raggi X (micro-XRF).....	47
3.3 Analisi dei dati	50
- Pre-processamenti.....	50
- Analisi esplorativa	55
- Modelli di classificazione	57
4. Risultati sperimentali	61
4.1 Classificazione e riconoscimento delle varie classi delle macerie da terremoto	61
- Caso studio 1.....	61
- Caso studio 2	73
4.2 Grado di liberazione degli aggregati riciclati	79
- Caso studio 1.....	79
- Caso studio 2	87
4.3 Contaminanti pericolosi e non pericolosi	96
- Materiali contenenti amianto ACM	96
- Cartongesso	105
5. Conclusioni	110
<u>Bibliografia</u>	113
<u>Sitografia</u>	130

1. Introduzione

Nonostante il suo indiscutibile contributo allo sviluppo della società mondiale, il settore delle costruzioni è una delle principali fonti di consumo di risorse e della produzione di rifiuti, con effetti negativi tra cui l'esaurimento e il degrado del suolo, il consumo di energia, le emissioni di polveri e gas, l'inquinamento acustico e il consumo di risorse naturali non-rinnovabili (Ofori, 1992; Bossink e Brouwers, 1996; Sjostrom e Bakens, 1999; Shen et al., 2007). Tra questi, la produzione di grandi quantità di rifiuti da costruzione e demolizione (CDW) è uno dei più preoccupanti. La Commissione Europea definisce CDW come il risultato di "attività come la costruzione di edifici e infrastrutture civili, demolizione totale o parziale di edifici e infrastrutture civili, costruzione e manutenzione di strade" (Commissione Europea, 2014). In pratica, il CDW è composto principalmente da cemento, pietra, mattoni, malta e simili; ma possono essere presenti anche altri materiali come plastica, metalli, trucioli di legno e vetro, oltre a contaminanti come cloruri, solfati, limo, argilla ed altre sostanze organiche (Martín-Morales et al., 2011; Di Maria et al., 2013). Con l'obiettivo di ridurre l'impatto di una così grande quantità di materiale, la Direttiva Europea 2008/98/CE sui rifiuti (denominata anche 'Direttiva Quadro sui Rifiuti') ha fissato l'obiettivo di non meno del 70% di riciclo e riutilizzo dei CDW entro il 2021 (Commissione Europea, 2008). Di conseguenza, negli ultimi anni argomenti come la generazione, la riduzione, il riutilizzo, il riciclo e la gestione dei CDW hanno attirato un crescente interesse della ricerca. Secondo la direttiva europea, inoltre, è necessario lo sviluppo di strategie affidabili e tecnologie innovative al fine di:

- Aumentare la percentuale di materiali derivati da CDW nelle nuove costruzioni;
- Aumentare il valore tecnico ed economico dei materiali derivati da CDW;
- Ridurre al minimo i futuri rifiuti provenienti da costruzione e demolizione di edifici.

In questo scenario c'è da tenere in considerazione anche i CDW provenienti dai disastri naturali, che a differenza dei rifiuti ordinari, sono molto più eterogenei e misti che possono essere contaminati da alcuni componenti tossici o pericolosi che causano degrado ambientale e problemi di salute. Nelle prime ore e giorni, le quantità elevate e inaspettate di detriti rappresentano una criticità nella gestione dei rifiuti perché possono impedire ai soccorritori e ai servizi di emergenza di raggiungere i sopravvissuti ed ostacolare la ripresa sociale ed economica dell'area colpita (Brown et al., 2011). Nei periodi successivi, questi materiali devono essere allocati in tempi brevi, in quanto possono causare un sovraccarico del sistema e un inevitabile aumento degli impatti, sia dal punto di vista economico che ambientale (Xiao et al., 2017; Tam et al., 2018). Inoltre, in assenza di linee guida pratiche, a causa del tempo limitato, potrebbero essere prese decisioni non corrette con ripercussioni significative sull'area colpita e sull'ambiente (Rao et al., 2007). L'impatto dei rifiuti edili può influire anche sulla salute della popolazione; il ripristino della situazione tipica dell'area danneggiata con la rimozione delle macerie è quindi essenziale. Il terremoto di Amatrice (Italia) ha prodotto circa 3 milioni di tonnellate di macerie (*post-earthquake building waste* - PBW), e i danni sono ancora ben visibili nelle aree colpite. La categoria dei PBW fa sempre parte dei rifiuti CDW, quindi oltre alla ristrutturazione, costruzione e demolizione c'è da tenere in considerazione i rifiuti provenienti dai disastri naturali.

Questo tipo di materiale può essere una risorsa per la ricostruzione post-terremoto, in particolare le frazioni inerti che costituiscono circa il 70% in peso e hanno un elevato potenziale di riciclo e riutilizzo (Reinhart et al., 1999; Silva et al., 2014). Uno dei principali ostacoli che possono rendere difficile il riutilizzo di questo materiale come aggregato è legato allo scarso interesse economico (circa 3-4 euro/tonnellata) e alla scarsa qualità dei materiali ottenuti (Di Maria et al., 2013; Huang et al., 2002; Rao et al., 2007; Tam e Tam, 2006). Affinché il riciclo diventi economicamente sostenibile devono verificarsi entrambe le seguenti condizioni (Duran et al., 2006): (a) costo del conferimento in discarica superiore a quello del conferimento dei rifiuti al centro di riciclo; (b) costo degli aggregati riciclati inferiore a quello degli aggregati primari. Quanto alla qualità, questa dipende molto dal trattamento meccanico e dalle proprietà dei materiali grezzi, il CDW grezzo deve prima essere trattato per diventare idoneo all'uso come aggregato riciclato (Huang et al., 2002; Huang et al., 2013; Tam e Tam, 2006). A livello scientifico vi sono molti lavori che descrivono materiali da costruzione fatti con CDW con buone performance meccaniche; altri studi dimostrano il contrario. A livello socio-economico i CDW non vengono invece utilizzati quasi mai per produrre nuovi materiali costruttivi, soprattutto per la parte strutturale. I CDW ad oggi sono prioritariamente riutilizzati per riempimenti stradali e fondazioni, quindi in generale per usi di bassissimo livello qualitativo.

Numerosi studi hanno confermato che i materiali riciclati sono sostituiti sufficientemente buoni degli aggregati naturali (Robinson et al., 2004; Chang et al., 2010). Il riciclo dei CDW richiede un trattamento manuale preliminare volto a ridurre la dimensione delle particelle e rimuovere le impurità. Inoltre, dopo la comminazione i CDW sono separati in frazioni granulometriche tipiche degli aggregati naturali. Tali operazioni sono comunemente svolte all'interno di

impianti industriali dotati di dispositivi meccanici dedicati quali frantoi, vagli a dischi, separatori di metalli e classificatori d'aria (Huang et al., 2002). Nonostante l'applicazione di questi metodi, i risultati sperimentali mostrano che gli aggregati non sono mai completamente puliti e/o possono essere danneggiati dai metodi applicati (Braymand et al., 2017). Pertanto, nessun metodo è soddisfacente al 100%, poiché questi trattamenti possono essere affetti da un errore. Inoltre, nessun metodo discrimina il CDW per tipologia di materiale e relative caratteristiche fisico-meccaniche. Pertanto, sono necessarie tecniche di controllo della qualità che certifichino le proprietà dei prodotti per selezionare gli aggregati riciclati (RA) in base agli usi previsti (Gruber et al., 2016). Una strategia adeguata a risolvere tale problema può essere quella di mettere in campo l'utilizzo di attrezzature e procedure tecnologicamente avanzate in grado di garantire un'alta qualità della materia prima seconda, rendendo più agevole il suo ingresso nel nuovo processo produttivo e spostando il riutilizzo in termini di *upcycling* in quanto si abbassa il costo della manodopera (Bonifazi and Serranti, 2013).

L'imaging iperspettrale (HSI) può essere uno strumento prezioso per il controllo qualità dei detriti delle macerie dopo un terremoto in quanto è veloce, non distruttivo ed efficace. Diversi studi hanno dimostrato la capacità dell'HSI di riconoscere e classificare diverse categorie di materiali, come il legno (Pelosi et al., 2021; Thumm et al., 2012), i materiali contenenti amianto (Bonifazi et al., 2019), i CDW da demolizione (Serranti et al., 2015; Hollstein et al., 2017; Suciù et al., 2020), gli scarti vegetali (Mallet et al., 2021; Chen et al., 2021), i rifiuti in plastica (Bonifazi et al., 2018; Lorenzo-Navarro et al., 2015; Serranti et al., 2011; Singh et al., 2017; Zheng et al., 2018), i metalli misti (Markiewicz et al., 2019; Picollo et al., 2020; Bonifazi et al., 2019; Copani et al., 2019), ecc.

Più specificamente, la tecnica HSI, che combina l'imaging con la spettroscopia, può essere utile per l'identificazione e classificazione dei CDW come per il controllo qualità degli aggregati riciclati. L'HSI, abbinato a metodi chemiometrici, consente di ottenere informazioni sulle caratteristiche fisico-chimiche dei materiali indagati e sulla loro natura, grazie alla natura tridimensionale (cioè spettrale e spaziale) dei dati iperspettrali (Serranti et al., 2016). La principale difficoltà in un flusso di detriti post-terremoto è quella di valutare le diverse tipologie di materiale caratterizzati da una composizione chimica simile, o totalmente differente (Galderisi et al., 2022). Inoltre, presentano proprietà meccaniche che influenzano fortemente il loro corretto riutilizzo: la qualità dei materiali recuperato che possono presentare sulla superficie malta cementizia nei prodotti inerti riciclati (es. aggregati, piastrelle, mattoni, ecc.) e possono influenzare drasticamente le possibilità di un loro corretto riutilizzo come RA, ma anche il riconoscimento di materiale contaminante pericoloso e non pericoloso.

Studi precedenti hanno dimostrato la possibilità di valutare i rifiuti edili mediante l'HSI, quindi sia di valutare la presenza di contaminanti negli RA e di classificare i materiali da costruzione a fine vita (Bonifazi et al., 2016; Lotfi et al., 2016; Herrador et al., 2012; Rodríguez et al., 2016). Tuttavia, pochi studi sono stati condotti sull'identificazione di varie classi di materiale (ad esempio il riconoscimento di mattoni, calcestruzzo o piastrelle) o per il controllo qualità degli aggregati provenienti da muratura riciclati (RMA) derivati da rifiuti post-disastro e sul loro possibile riutilizzo, nonostante la loro elevata presenza nelle strutture danneggiate dal terremoto. Si farà riferimento anche al riconoscimento di materiale contenente amianto e materiale non pericoloso come il cartongesso. L'approccio basato sull'analisi d'immagine iperspettrale può rappresentare una potente soluzione per la caratterizzazione, classificazione e il controllo di qualità

di diversi materiali in tanti campi di applicazione, in modo particolare in quello del riciclo. Affiancando tale tecnologia innovativa ad altri metodi di indagine, è possibile ottenere una completa analisi dei materiali. In questo lavoro di tesi è stato esplorato un approccio basato sull'*imaging* iperspettrale, nel range SWIR (1000-2500 nm) con l'analisi multivariata. In particolare, sono stati presi in esame dei campioni provenienti da due delle regioni più colpite dal sisma di Amatrice (2016-2017), che in questo lavoro chiameremo PBW. Un'aliquota proveniente dal comune di Amatrice nella regione Lazio, la seconda dal centro di stoccaggio inerti CDW (Cosmari Srl) per la regione Marche. Inoltre, gli stessi campioni sono stati studiati alla micro-fluorescenza a raggi X, in modo da valutare l'affidabilità, la robustezza e l'accuratezza dell'analisi. Più in dettaglio, gli obiettivi principali sono stati:

- costruzione di modelli di classificazione per l'identificazione e classificazione di varie tipologie di inerti PBW con vari approcci *machine learning*;
- valutazione del grado di liberazione dei frammenti degli RMA;
- sviluppo di un metodo non distruttivo, accurato e rapido per rilevare i materiali contenenti amianto (ACM) e riconoscere i diversi tipi di PBW;
- riconoscimento dei contaminanti (es. cartongesso) e controllo qualità in un flusso di aggregati riciclati.

I risultati ottenuti hanno dimostrato che la tecnologia applicata è una soluzione valida a questo tipo di problematica, rappresentando un potente strumento analitico con dei vantaggi evidenti come la non distruttività e l'accuratezza. Inoltre, l'approccio proposto potrebbe essere implementato su scala di impianto di riciclo per sviluppare strategie di selezione *online*, con un rischio di esposizione minimo per i lavoratori.

2. Rifiuti da costruzione e demolizione

I rifiuti da costruzione e demolizione (CDW) sono generati dalla costruzione, dalla demolizione o ristrutturazione di infrastrutture di edifici, strade, ponti e altre strutture (Wu et al., 2014), ma anche prodotti da disastri naturali. I materiali principali di questa categoria includono tipicamente terra, cemento, mattoni, vetro, legno, cartongesso, amianto, metalli e plastica. In maggior dettaglio di seguito è riportato un elenco dei rifiuti CDW:

- cemento;
- mattoni, piastrelle e ceramica;
- legno;
- vetro;
- plastica;
- miscele bituminose e catrami;
- metalli (ferrosi e non ferrosi);
- terre e pietre;
- materiali di dragaggio;
- materiali isolanti (compreso l'amianto);
- materiali a base di gesso (incluso il cartongesso);
- prodotti chimici;
- rifiuti di apparecchiature elettroniche ed elettriche (RAEE);
- materiali da imballaggio;
- sostanze pericolose.

Particolare attenzione richiedono le sostanze pericolose, che possono essere contenute in un qualsiasi numero di componenti o materiali dell'edificio.

I principali componenti pericolosi nei CDW sono:

- amianto - presente nell'isolamento, nei tetti e nelle tegole e nelle sigillature resistenti al fuoco;

- vernici a base di piombo - presenti su tetti, tegole e cavi elettrici;

- fenoli - presenti in rivestimenti a base di resina, adesivi e altri materiali;

- policlorobifenili (PCB) - presenti frequentemente nelle sigillature di giunti, nelle vernici, nei rivestimenti e nei ritardanti di fiamma, oltre che in articoli elettrici;

- idrocarburi policiclici aromatici (IPA) - frequentemente presenti in tetti, feltri e pavimenti. Presenti in un'ampia gamma di prodotti.

- I codici CER

Le statistiche sulla generazione e sulla composizione dei rifiuti CDW, non sono sempre affidabili, quindi è sempre necessaria una certa cautela in quanto, talvolta vengono utilizzati metodi e definizioni di rifiuti diversi, che li rendono incomparabili. In questo senso a livello europeo ogni tipologia di rifiuto è stata catalogata e standardizzata nel Codice Europeo Rifiuti (CER). Si tratta di sequenze numeriche, composte da 6 cifre riunite in coppie (es. 17 01 01 cemento), volte ad identificare un rifiuto, di norma in base al processo produttivo da cui è originato. Il primo gruppo identifica il capitolo, mentre il secondo usualmente il processo produttivo. I codici CER si dividono in non pericolosi e pericolosi, i secondi vengono identificati con un asterisco “*” dopo le cifre, ad esempio 17 09 03* - cioè ‘altri rifiuti dell'attività di costruzione e demolizione contenenti sostanze pericolose’ (compresi rifiuti misti). La pericolosità di un rifiuto è determinata da analisi di laboratorio, volte a verificare l'eventuale superamento di valori soglia individuati dalle Direttive sulla classificazione, etichettatura imballaggio delle sostanze pericolose.

2.1 Attività di produzione dei rifiuti

La produzione complessiva di rifiuti da costruzione e demolizione in 40 paesi di tutto il mondo ha raggiunto oltre 3 miliardi di tonnellate all'anno nel 2016 ed è sempre in aumento (Akhtar e Sarmah, 2018). I paesi in via di sviluppo, tra cui India e Cina, hanno prodotto la più grande quantità di CDW al mondo (Lu, 2014; Kabirifar et al., 2020). La popolazione urbana in Cina è aumentata dal 35,88% nel 2000 al 61,43% nel 2020; mentre gli Stati Uniti e l'UE hanno tassi di popolazione urbana relativamente alti, 82,67% e 74,96% nel 2020 (The World Bank, 2021). Con un processo di urbanizzazione così veloce, si stima che la Cina aumenti la produzione di rifiuti da costruzione e demolizione di circa 1704 Mt. nei prossimi anni (Qianzhan Industry Institute, 2019). Tuttavia, l'attuale tasso di recupero dei CDW in Cina è inferiore al 10% (Huang et al., 2018). Mentre, gli Stati Uniti e l'UE hanno una migliore gestione dei CDW, infatti nel 2018, il tasso di recupero dei CDW negli Stati Uniti è di circa il 76% (EPA, 2020); è ancora più alto nell'UE, circa il 90% (Eurostat, 2021b). L'alto tasso di recupero dell'UE deriva dal suo sistema avanzato di gestione di questo tipo di rifiuti (Hao et al., 2020). Pertanto, le politiche, le leggi e le tecnologie per la gestione dei CDW nell'UE sarebbero ottimi riferimenti per indirizzare l'edilizia verso un'economia circolare.

Nel 2012 la cifra stimata per l'Unione Europea (UE) era di circa 820 milioni di tonnellate all'anno (Commissione Europea, 2012), che rappresentano il 33% della produzione totale di rifiuti; per gli Stati Uniti era di circa 480 milioni di tonnellate (Townsend et al., 2014), mentre per l'India di circa 530 milioni di tonnellate nel 2013 (Center for Science and Environment, 2014). La produzione di questo tipo di rifiuto è difficile da monitorare e può essere sottovalutata, in quanto cresce contestualmente all'urbanizzazione mondiale. Nonostante il settore

delle costruzioni è il principale motore del consumo di risorse e della produzione di rifiuti in Europa, rappresentando la metà dell'estrazione di risorse e un terzo di tutti i rifiuti prodotti (EC, 2014). Pertanto, i CDW sono stati considerati il flusso di rifiuti chiave per quanto riguarda la gestione dei rifiuti dall'UE (Villoria Saez, 2011).

Nelle grandi città, i rifiuti da CDW stanno crescendo notevolmente a causa dello sviluppo economico e dell'urbanizzazione. Di conseguenza, la produzione dei CDW ha raggiunto una quantità tale che la maggior parte delle discariche vicino alle grandi città non sono in grado di gestire lo smaltimento di questi materiali (Ooshaksaraie et al., 2011). È difficile definire una composizione specifica per i rifiuti CDW (in termini percentuali), in quanto varia a seconda dei siti, delle regioni e dei Paesi. In base alla fase di generazione, i rifiuti CDW possono essere suddivisi in tre categorie: rifiuti da costruzione (CW), rifiuti da ristrutturazioni (RW) e rifiuti da demolizione (DW). Invece, in base alla quantità di rifiuti prodotti, si possono classificare tre attività di produzione primaria di rifiuti: costruzione di nuovi edifici, demolizione di vecchi edifici e opere civili e infrastrutturali.

- Costruzione di nuovi edifici

La generazione di rifiuti durante la fase di costruzione è considerata inevitabile (Tam e Tam, 2006). Tipiche cause di produzione di rifiuti in questa fase includono casseforme in legno, lavori in calcestruzzo, lavori in muratura e movimentazione dei materiali (Poon et al., 2004). Il metodo di costruzione, le dimensioni del progetto, il tipo di edificio, il metodo di stoccaggio dei materiali, l'errore umano e i problemi tecnici sono i principali fattori che influenzano la produzione di rifiuti degli edifici di nuova costruzione (Mokhtar et al., 2011). Inoltre, gli studi hanno rivelato che anche il comportamento dei lavoratori in loco possono svolgere un ruolo importante nella produzione di rifiuti

(Al-Sari et al., 2012). In pratica, gli appaltatori di solito presumono che il tasso di spreco sia equivalente all'1–10% dei materiali da costruzione acquistati (Shen et al., 2005). La percentuale specifica è determinata dalle loro precedenti esperienze derivate dalla misurazione diretta in loco.

- Demolizione di vecchi edifici

Le attività di demolizione possono produrre una grande quantità di rifiuti. Dovrebbe essere adottato un trattamento appropriato per ridurre l'impatto ambientale a causa dell'esistenza di sostanze pericolose (Trankler et al., 1996). Quasi il 100% delle strutture demolite è finito come rifiuto, ad eccezione di alcuni materiali che hanno maturato un mercato secondario (es. legno, metallo, ecc.) (Poon et al., 2004). La demolizione selettiva è considerata una soluzione efficace per ridurre e riciclare i rifiuti della demolizione (Kourmpanis et al., 2008). Tuttavia, nei paesi in via di sviluppo, viene spesso utilizzata la demolizione mediante sabbiatura perché questo metodo richiede meno tempo e manodopera. Pertanto, le informazioni disponibili sulla produzione di rifiuti da demolizione sono inferiori a quelle dei rifiuti da costruzione.

- Opere civili e infrastrutturali

In questo contesto si inserisce un'altra categoria molto importante ovvero le opere civili e infrastrutturali come strade, autostrade, ponti, aeroporti, dighe, ecc. Questo tipo di progetti sono solitamente di grande volume e lunga durata, quindi producono enormi rifiuti. Tuttavia, sono spesso omessi o intenzionalmente esclusi dalla quantificazione nella letteratura esistente (Fatta et al., 2003; Hsiao et al., 2002; Kofoworola e Gheewala, 2009).

2.2 Stato dell'arte della gestione e del trattamento dei rifiuti

Nella gestione dei rifiuti CDW vengono utilizzate diverse tecniche in tutta Europa. Nel corso del tempo, le varie forme di riciclo e recupero diventeranno sempre più importanti, a causa degli obiettivi generali fissati per questo tipo di rifiuti. L'articolo 10 della Direttiva Europea 2008/98/CE stabilisce che "entro il 2020, la preparazione per il riutilizzo, il riciclo e il recupero di materiali - dei rifiuti da costruzione e demolizione non pericolosi - dovrà essere di un minimo del 70% in peso". L'industria delle demolizioni nel Regno Unito, ad esempio, ricicla già circa il 90% dei materiali CDW.

Le prestazioni dei sistemi di gestione dei CDW sono state ampiamente studiate (Bovea e Powell, 2016; Gálvez-Martos et al., 2018; Zhang et al., 2018). Gli impianti di riciclo CDW sono in grado di trattare i rifiuti indipendentemente dalla loro composizione; tuttavia, per CDW altamente misti si richiedono tecniche di separazione più complicate. La tecnologia su cui si basano gli impianti di riciclo dei CDW è uno dei fattori decisivi che influisce sulla qualità dei prodotti riciclati e, insieme all'approccio della demolizione, ne determina la fattibilità. Un riciclo efficace dei rifiuti, infatti, implica necessariamente la separazione dei diversi materiali che li compongono. Il recupero dei componenti richiede un'attenta pianificazione per individuare quali siano gli elementi che dovranno essere smontati manualmente.

Una prima separazione avviene *in situ*. Travi in legno o acciaio, mobili, infissi, vetro, metalli, plastica, tessuti (letti, divani, vestiti, ecc.) vengono rimossi prima della demolizione. La demolizione selettiva però è oggi ancora poco praticata, perché comporta costi elevati, dovuti al massiccio impiego di manodopera e ai tempi lunghi di esecuzione. Inoltre, la mancanza di una rete capillare di impianti e/o servizi in grado

di valorizzare i materiali separati, e di un effettivo mercato dei beni/materiali prodotti, ha finora scoraggiato le imprese di demolizione. Questo ha portato a demolire soprattutto in maniera tradizionale, rinunciando però a una migliore valorizzazione possibile dei rifiuti. Anche nel caso di demolizioni incontrollate - come quelle causate da terremoti - gli operatori raccolgono, separano e inviano questi materiali a destinazioni diverse. Tuttavia, una separazione completa di questi materiali *in situ* è impossibile, poiché è difficile separare le parti fini. Inoltre, anche i rifiuti ceramici o minerali di un CDW sono difficili da separare in quanto attaccati tra loro, quindi anche con una demolizione selettiva non si possono separare ad esempio i mattoni da leganti cementizi, aggregati da cemento, ecc.

Per la separazione delle frazioni fini vengono utilizzate varie metodologie industriali basate sulle diverse proprietà fisiche dei materiali, ad esempio densità/gravità, elettromagnetiche, cromatiche, in quanto legno, plastica, tessuti, vetro e calcestruzzo hanno densità diverse.

Le separazioni meccaniche per densità/gravità sono estremamente efficaci per dividere i materiali a diverse densità con strumenti in vasca di flocculazione, *air jigging*, separazione balistica, ecc. (Di Maria et al., 2013; Bonifazi et al., 2017; Ambros et al., 2017; 2019; Hu et al., 2019).

I metalli vengono facilmente raccolti con metodologie elettromagnetiche. Invece, la separazione dei CDW della frazione inerte non è molto efficace attraverso l'uso di metodi industriali basati sulle diverse proprietà fisiche; infatti, i CDW dei materiali inerti hanno valori di densità che si sovrappongono. Attualmente, la maggior parte della tecnologia di riciclo CDW si basa su macchine mobili di frantumazione automatizzate costituite da pale gommate, alimentatori a vibrazione, macchine di frantumazione, separatori magnetici e macchine vagliatrici,

insieme a vari vagli e nastri trasportatori. In particolare, al momento le tecniche più avanzate di separazione e smistamento automatizzate sono per concentrazione per gravità, colore, raggi X, vicino infrarosso e parametri spettrali sono state studiate e sviluppate con successo per migliorare la qualità dei CDW riciclati misti (Vegas et al., 2015; Ambros et al., 2017; Di Maria et al., 2016; Ulsen et al., 2013; Feil et al., 2012).

I trattamenti tipici in un impianto di trattamento dei rifiuti comprendono:

- Frantumazione - per la lavorazione di calcestruzzo e macerie da utilizzare come sottofondo;

- Triturazione - per la lavorazione di legno e pannelli, ecc.;

- Vagliatura - per ottenere un controllo delle parti grossolane a fine frantumazione o per la classificazione di terreni e pietre ai fini del loro riutilizzo (*sorting*);

- Segregazione o concentrazione per gravità viene solitamente eseguita in presenza di acqua o aria. Questo tipo di tecnica funziona in modo efficiente con particelle grossolane in base alla pulsazione verticale del letto di particelle (Boylu et al., 2014). Si ritiene che la separazione tramite aria (*air jigging*) sia tecnicamente più economica per ottenere dei prodotti riciclati più economici (Cazacliu et al., 2014; Sampaio et al., 2016; Wang et al., 2015).

- Incenerimento (con o senza recupero di energia) - di legno, plastica e per la distruzione termica di componenti pericolosi.

- Discarica (inerti, non pericolosi e pericolosi) - di vari materiali, che vanno da semplici siti per lo smaltimento di materiali inerti a siti specifici per il trattamento di materiali pericolosi, specializzati nella gestione di materiali pericolosi, come l'amianto e le scorie nucleari a basso livello.

Tuttavia, questo tipo di procedure presentano alcune limitazioni significative dovute ai seguenti motivi:

- La vagliatura manuale può operare su piccolissime quantità di materiale – dell'ordine dei chili – mentre le quantità trattate dagli impianti di gestione dei rifiuti sono dell'ordine delle tonnellate.
- La variabilità intrinseca dei rifiuti CDW richiede un controllo continuo della distribuzione dimensionale dopo la frantumazione, mentre la setacciatura manuale è in genere una procedura *ad hoc*.
- La setacciatura manuale è intrinsecamente lenta e deve essere eseguita da personale qualificato, comportando quindi costi aggiuntivi.

Molti studi hanno dimostrato l'efficacia dei metodi di separazione della densità per rimuovere le particelle di plastica e mattoni dai materiali CDW riciclati (Hori et al., 2009; Xing et al., 2004). Oppure la stratificazione di particelle di cemento/mattoni/gesso in un sistema di *air jigging*, oltre a sottolineare il suo potenziale per separare automaticamente gli aggregati CDW riciclati. Si prevede che nel prossimo futuro le *air jigs* possano essere utilizzate in modo efficiente nel trattamento della CDW (Sampaio et al., 2016; Ambros et al. 2017; Cazacliu et al., 2014).

Sono state inoltre proposte tecnologie di separazione basate sull'aspetto cromatico dei CDW (Mulder et al, 2007; Vegas et al, 2015). I sensori di colore hanno ottime prestazioni nell'identificazione di vetro, plastica, legno, plastica e frazioni inerti. L'applicazione di questa metodologia per la frazione inerte può presentare alcuni problemi. In genere, i calcestruzzi rientrano nella scala cromatica del grigio, mentre i mattoni, le tegole e i mattoni forati presentano variazioni cromatiche

nell'ordine dell'arancione, del rosso, dell'ocra - colori terrosi. Tuttavia, anche se il legante rientra nella scala dei grigi, i calcestruzzi possono contenere aggregati con variazioni cromatiche molto diverse. Inequivocabilmente, questi fattori creano condizioni di non facile identificazione per i sensori cromatici e quindi difficoltà nella separazione dei calcestruzzi dai mattoni. In contesti come gli Appennini o la Grecia, dove il calcestruzzo è realizzato con aggregati di calcite (generalmente nella scala dei grigi), la separazione può essere efficace (Galderisi et al., 2022).

Recentemente, per la separazione degli inerti che compongono i CDW, è stato proposto l'uso di tecniche di *imaging* iperspettrale (Serranti et al., 2015; Bonifazi et al., 2017; 2018; 2019). Inoltre, questa tecnica permette anche di identificare i diversi materiali che compongono un CDW inerte (Bonifazi et al., 2017; 2018; 2019). A differenza delle altre metodologie citate, questa tecnica non si basa sulla caratterizzazione dei materiali solo da un punto di vista fisico, ma da un punto di vista chemiometrico. Il grande vantaggio di questa tecnica è che un'unica strumentazione potrebbe riconoscere e discriminare tutti i materiali, con importanti implicazioni per il processo di separazione.

Sono necessarie tecniche di separazione e smistamento più rigorose per soddisfare la richiesta di alta qualità degli aggregati riciclati (RC) provenienti da CDW (Vegas et al., 2015; Medina et al., 2015). La sfida consiste nel trovare la giusta combinazione tra preselezione in loco durante la demolizione, tecniche di separazione poco costose e tecniche di smistamento automatizzate.

Per quanto riguarda la gestione dei componenti pericolosi dei rifiuti CDW devono essere minimizzati attraverso un'attenta selezione dei materiali nella fase di progettazione e nell'uso di sostituti non pericolosi. Alcune sostanze pericolose sono vietate nell'UE o il loro uso è limitato, come ad esempio:

- l'amianto, le vernici a base di piombo e i conservanti PCP;
- i policlorobifenili (PCB) sono stati limitati in alcuni Paesi e la CE ha adottato una strategia per limitarne il rilascio;
- sono in vigore limiti per quanto riguarda il contenuto di mercurio nei componenti.

Quando i componenti pericolosi sono presenti nel flusso dei rifiuti, devono essere raccolti separatamente per evitare la contaminazione di altri materiali e massimizzare il loro potenziale di recupero (ad esempio per il riutilizzo o il riciclo). Esiste anche uno specifico obbligo di legge in tal senso. La Direttiva 91/689/CEE sui rifiuti pericolosi stabilisce che devono essere registrati e identificati e non possono essere mescolati con altri rifiuti (pericolosi o non pericolosi).

Il trattamento dei rifiuti pericolosi è costoso, poiché le opzioni di gestione sono spesso limitate e specializzate. Ad esempio:

- i PCB vengono decontaminati mediante decolorazione o inviati all'incenerimento con uno speciale trattamento dei fumi;
- gli IPA vengono inviati a discariche pericolose, dove il percolato può richiedere un trattamento per evitare la contaminazione. In alternativa, gli IPA possono essere inviati all'incenerimento con trattamento speciale dei fumi;

- i rifiuti contaminati da fenoli, come il legno e i pannelli isolanti, vengono trattati rimuovendo la superficie contaminata prima di essere adatti al riciclo;
- le vernici a base di piombo sono inviate a discariche specializzate;
- la demolizione selettiva è un metodo comune di trattamento del mercurio, ad esempio la separazione dei componenti pericolosi dell'illuminazione, che possono essere inviati ad impianti specializzati.

Tra i materiali che sono spesso contenuti nei rifiuti da costruzione e demolizione in particolar modo nelle macerie post terremoto, ci sono materiali contenenti amianto (ACM). Questi, vengono distrutti durante un disastro naturale, liberando molte particelle fini che si diffondono nell'aria e nell'ambiente e risultano molto pericolose per la salute umana (Roussat et al., 2008; Gualtieri, 2013; Ishihara, 2012).

Queste piccole frazioni di rifiuti sono generalmente trascurate nella maggior parte dei sistemi di gestione dei rifiuti, principalmente a causa della loro scala in genere poco significativa, nonché della loro difficoltà ad essere rimosse. Quindi la rimozione dell'amianto e degli ACM è un obiettivo prioritario, in quanto attualmente la gestione dei rifiuti post- terremoto viene effettuata manualmente dagli operatori, per cui l'esposizione può essere dannosa per la loro salute.

2.3 Il riciclo dei rifiuti da costruzione e demolizione

L'industria delle costruzioni è uno dei maggiori consumatori di risorse naturali in Europa. Tuttavia, attualmente, grandi quantità di questi materiali finiscono in discarica, senza alcuna forma di recupero o riutilizzo. Infatti, alcuni paesi (Malta, Spagna, Slovacchia, Cipro e Polonia) hanno ottenuto percentuali elevate nei processi di *downcycling* (*backfilling*), mentre l'*upcycling* è rimasto ad una bassa percentuale (Deloitte, 2017; Ferriz-Papi e Thomas, 2017; Commissione europea, 2018).

Sebbene esista un modello comune per il metodo di calcolo negli Stati membri europei, la definizione dell'obiettivo di recupero dell'UE per CDW è molto suscettibile e interpretazioni e considerazioni diverse sui rifiuti e sul recupero dei rifiuti da parte di ciascun paese. Pertanto, è difficile confrontare i valori tra paesi diversi con accuratezza, o anche all'interno di un paese (Arm et al., 201; Rodríguez-Robles et al., 2015).

La politica dell'UE ha contribuito a una riduzione significativa della quantità di CDW trasferita in discarica, sebbene la maggior parte degli sforzi sia stata dedicata alle pratiche di *downcycling*. Sensibilizzare e far circolare tra gli stakeholder l'applicazione di strumenti quali: Stato di fine rifiuti (EoW); Regolamento sui prodotti da costruzione (CPR); e la Dichiarazione Ambientale di Prodotto (EDP), è un imperativo. Pertanto, una migliore conoscenza della capacità di recupero/riciclo dei CDW può aiutare nel raggiungimento di questo obiettivo.

Un uso più efficiente dei materiali, sia all'inizio che alla fine del loro ciclo di vita, contribuirebbe notevolmente a ridurre l'impatto ambientale delle costruzioni. Questo beneficio si otterrebbe principalmente attraverso la riduzione dell'estrazione di nuovi materiali

e risorse naturali non rinnovabili e una minore dipendenza dalle discariche. Inoltre, l'uso e il riutilizzo efficiente dei materiali contribuirebbero a migliorare l'efficienza economica del settore e dell'Europa nel suo complesso. La necessità di migliorare l'uso delle risorse naturali in questo settore è stata riconosciuta a livello europeo. Ciò si riflette nell'obiettivo ambizioso che è stato fissato per aumentare il recupero e il riciclo dei rifiuti CDW in tutta Europa (70% dal 2020, come già detto).

Esistono notevoli opportunità di miglioramento dell'efficienza delle risorse nella gestione di questo tipo di rifiuti. Questo flusso di rifiuti contiene un'alta percentuale di materiali inerti che sono relativamente semplici da trattare e che possono essere utilizzati per varie applicazioni secondarie piuttosto che essere smaltiti in discarica o come riempimento di strade. I CDW contengono anche molti componenti di valore con un elevato impatto ambientale. Il riutilizzo o il riciclo di questi componenti può eliminare la necessità di ulteriori investimenti nella produzione primaria. Sarebbe ancora meglio se il loro uso fosse evitato in primo luogo, e ci sono molte tecniche di prevenzione dei rifiuti a disposizione del settore edile che possono aiutare ad affrontare questo problema per portare significativi risparmi ambientali e finanziari.

Le attività di prevenzione, riutilizzo e riciclo dei rifiuti sono caratterizzate da azioni che si traducono in termini di impatti, in particolare:

1. Impatti "reali" - energia per separare, raccogliere e stoccare i materiali, carburante per trasportarli, energia/acqua per rielaborarli in materiali secondari, gestione dei residui del processo, ecc.

2. Impatti "evitati" - gli impatti ambientali della produzione di materiali primari evitata e gli impatti ambientali del trattamento di fine vita evitato.

In genere, in una *Life Cycle Assessment* (LCA) si tiene conto di entrambi i tipi di impatto e si utilizza un approccio di sostituzione per stimare gli impatti evitati della produzione di materiali primari. Il trattamento alla fine del ciclo di vita è di solito considerato come un'opzione o uno scenario alternativo, ad esempio confrontando un'opzione di smaltimento con un'opzione di riciclo.

In alcuni casi, è evidente il vantaggio di evitare gli impatti della produzione primaria (ad esempio, per i metalli, dove la produzione primaria è ad alta intensità energetica), indipendentemente dalla quantità di processi di lavorazione a cui i materiali riciclati devono essere sottoposti. In altri casi, è evidente il vantaggio di evitare lo smaltimento in discarica (ad esempio, per il legno, che si degrada producendo gas serra). Anche i materiali inerti possono presentare dei rischi se non smaltiti efficacemente, in quanto potrebbero rilasciare nel terreno componenti contengono cromo, piombo, ecc.

Gli "impatti" del riciclo dei minerali in aggregati secondari da tenere in considerazione sono il trasporto e la lavorazione. Infatti, un fattore importante da considerare è la distanza che il materiale recuperato deve percorrere. Un secondo fattore è la necessità di lavare il prodotto. Le componenti più abbondanti del CDW sono il calcestruzzo e i mattoni, che si sono rivelati un sostituto dell'aggregato naturale vergine (Fatemi e Imaninasab, 2016; Khabiri, 2010; Nazemi et al., 2014). La produzione di cemento e aggregati genera un'elevata produzione di carbonio, infatti, si stima che il settore delle costruzioni è responsabile di circa 6 miliardi di tonnellate di CO₂. Inoltre, la domanda di materia prima come aggregato per calcestruzzo è di circa

2,7 miliardi di tonnellate/anno nei paesi dell'UE (EAA, 2018), 900 milioni di tonnellate/anno negli Stati Uniti (U.S. Department of the Interior, 2018) e 700 milioni di tonnellate/anno in Brasile (AEPAC, 2013).

Il riciclo dei CDW presenta quindi vantaggi ambientali ed economici, in quanto riduce il consumo di aggregati naturali vergini, e si è dimostrato economicamente sostenibile con un impatto positivo per l'ambiente (Ossa et al., 2016; Ozalp et al., 2016; Pasandin e Perez, 2013; Al-Fakih et al., 2019). Il riciclo diretto dei CDW inerti nei nuovi materiali da costruzione deve soddisfare gli standard richiesti dalla normativa edilizia, ad esempio per l'Italia le NTC, 2018.

Considerando la composizione, in generale, gli aggregati riciclati possono essere suddivisi in tre categorie principali: aggregato in calcestruzzo riciclato (RCA), aggregato in muratura riciclato (RMA) e aggregato riciclato misto (MRA) (Cantero et al., 2018). Esiste una quarta categoria considerata da alcuni autori: gli aggregati riciclati da costruzione e demolizione, che si differenziano dalle precedenti per l'alto livello di contaminanti, come asfalto, vetro, plastica e legno (Pedro et al., 2018). Gli aggregati riciclati differiscono anche per la distribuzione delle dimensioni delle particelle: grossolana, fine e *all-in-one*. In generale, l'incorporazione di aggregati grossolani riciclati nel calcestruzzo è già stata accettata, seppur con limitazioni fissate dal settore edile. In effetti, la sostituzione completa è consentita in alcuni paesi in situazioni particolari. L'uso di aggregati fini riciclati (FRA) è molto limitato anche se questa frazione rappresenta circa la metà del peso totale dei CDW (Ulsen et al., 2013). FRA può essere incorporato tra il 20% e il 50% per varie applicazioni (Muñoz-Ruiperez et al., 2016); tuttavia, sono fermamente esclusi dalle produzioni di calcestruzzo e malta da quasi tutte le norme e i regolamenti esistenti.

Fin dai primi studi sull'argomento, è stato osservato che incorporando una miscela inerte di CDW i nuovi materiali da costruzione mostravano scarse proprietà fisico-meccaniche (Coelho & de Brito, 2013). Per miscela di CDW si intende un materiale eterogeneo composto da calcestruzzo, malta, mattoni, tegole, mattoni forati e pietre naturali/ornamentali.

Le prove fisico-meccaniche condotte su calcestruzzi riciclati (RC) composti da RCA non hanno mostrato diminuzioni significative delle proprietà fisico-meccaniche fino alla sostituzione di ~30 wt. % degli aggregati naturali (NA) (Evangelista e de Brito, 2007; Etxeberria et al., 2007; Medina et al., 2013). Diversamente, i prodotti con RCA derivanti da muratura (mattoni, mattoni forati, tegole) mostrano valori di resistenza alla compressione e alla deformazione notevolmente inferiori rispetto al calcestruzzo con NA o RCA (de Brito et al., 2005; Zong et al., 2014; Suarez et al., 2017; Nepomuceno et al., 2018). Gli studi di letteratura concordano sul fatto che l'elevata porosità degli RA in muratura riduce drasticamente le proprietà fisico-meccaniche dei RC (Thokchom et al., 2009). In generale, gli RA per muratura mostrano valori di assorbimento d'acqua significativamente più elevati rispetto agli aggregati naturali, rispettivamente ~13% e ~1% (de Brito et al., 2005; Khatib et al., 2005). Diversamente, le piastrelle mostrano interessanti proprietà fisico-meccaniche e petro-mineralogiche negli aggregati riciclati. I materiali da muratura che subiscono processi di cottura a ~800°C, le piastrelle subiscono processi a ~1250°C (Medina et al., 2012) e il processo di cottura modifica in modo significativo la struttura mineralogica dell'impasto argilloso di partenza delle piastrelle (Medina et al., 2012). Dal punto di vista petro-mineralogico si osserva che le piastrelle sono composte principalmente fasi amorfe, che permettono loro di acquisire proprietà pozzolaniche (Pacheco-Torgal e Jalali, 2010; Medina et al., 2012).

L'uso indiscriminato di miscele di CDW inerti crea diversi problemi anche nel caso della produzione di nuovi mattoni. In questo caso, il problema è rappresentato dalla componente carbonatica. I mattoni ricchi di calcite hanno una conducibilità termica inferiore rispetto a quelli ricchi di argilla (Sveda et al., 2000). Vari studi hanno permesso di stabilire alcune specifiche sulle proporzioni degli aggregati riciclati all'interno di nuove miscele (RILEM, 1994). In generale, gli RMA possono sostituire solo fino al 10% degli aggregati originali, in quanto l'aggregato RMA è molto poroso e assorbe grandi quantità di acqua; quindi, può influire sulla lavorabilità (Khalaf et al., 2004). Altri autori (Etxeberria et al., 2007; Khaloo et al., 1994; Barra de Oliveira et al., 1996) discutono le condizioni della miscelazione del calcestruzzo in relazione al contenuto d'acqua dell'aggregato. Sembra che influisca soprattutto sulla resistenza alla deformazione e sulle prestazioni al gelo- disgelo. In generale, la resistenza alla compressione si riduce nelle fasi iniziali con l'uso di questo aggregato riciclato, ma aumenta nel tempo, probabilmente a causa di un effetto pozzolanico (Zakaira et al., 1996). La resistenza alla trazione aumenta leggermente (Khaloo, 1994) e lo stesso vale per la resistenza al taglio negli elementi strutturali (Zakaira et al., 1996). Invece, l'uso di macerie proveniente da muratura a grana fine come aggregato leggero per il calcestruzzo strutturale mostra prestazioni paragonabili a quelle del calcestruzzo leggero convenzionale (Mueller et al., 2015). L'uso del calcestruzzo riciclato come aggregato riciclato nei conglomerati cementizi è stato ampiamente esplorato. Si è studiato che, incorporando gli RCA nei calcestruzzi la lavorabilità, la resistenza alla compressione e la deformazione non è influenzata da una percentuale di sostituzione di aggregati grossi inferiore al 20% (CIRIA, 1999). Proporzioni di sostituzione più elevate comportano una riduzione della qualità. Per quanto riguarda la durabilità, essa non è influenzata da calcestruzzi con

uguale resistenza alla compressione e rapporto a/c, indipendentemente dalla percentuale di aggregato sostituito.

In generale, il comportamento strutturale dipende dalla percentuale di RCA utilizzata, mentre la durabilità dipende dall'eterogeneità delle particelle riciclate (Etxeberria, 2004). Per questo motivo, è necessario identificare le proprietà fisiche, meccaniche e chimiche degli aggregati originali e degli aggregati fini originali presenti nella malta aderente. Inoltre, la densità e l'assorbimento sono influenzati dalla qualità della malta aderente, mentre la porosità è influenzata dal rapporto a/c del calcestruzzo riciclato utilizzato (Etxeberria et al., 2006; 2007).

La procedura di frantumazione e la dimensione delle particelle hanno un'influenza sulla quantità di malta aderente. D'altra parte, l'uso di RCA in condizioni asciutte influisce maggiormente sulla lavorabilità. Anche la forma e la consistenza possono influenzare la lavorabilità. La riduzione del rapporto a/c può aiutare a mantenere la stessa resistenza a compressione aumentando la proporzione di RCA grossolano, ma non nel caso di sostituzione di aggregati fini e grossolani, in cui è necessario un aumento del contenuto di cemento per mantenere la stessa resistenza. Alcune importanti caratteristiche dell'RCA, riguarda l'assorbimento d'acqua che è superiore a quello degli aggregati naturali, mentre la densità è inferiore (Shahidan et al., 2017). Per questo motivo, si raccomanda di effettuare prove su barre di malta espansa per determinare l'indice di reattività agli alcali (UNI 8520-22: 2020).

La maggior parte degli altri tipi di CDW sono considerati contaminanti all'interno degli aggregati riciclati per le miscele di calcestruzzo, influenzando sulla qualità, riducendo le proprietà e aumentando la dispersione dei risultati. In particolare:

- Il gesso e di conseguenza anche il cartongesso, aumentano la

quantità di solfati nel conglomerato cementizio. L'espansione dei solfati può rompere il calcestruzzo;

- Il legno o qualsiasi altro materiale organico sono instabili nel calcestruzzo e introducono grandi quantità di aria oltre ad altre sostanze organiche;

- I metalli possono arrugginirsi, espandersi e rompere il calcestruzzo;

- Il vetro è difficile da separare perché la sua densità è simile a quella della pietra e del mattone. È più probabile che abbia percentuali più elevate nelle sabbie riciclate. È specificato che non deve superare l'1% in massa (Silva et al., 2014). Tuttavia, è possibile utilizzare il vetro come aggregato sostitutivo con buoni risultati, ottenendo il cosiddetto "calcestruzzo di vetro" (Jin et al., 2000). Tuttavia, le lastre di vetro possono essere potenzialmente pericolose perché possono prendere parte a reazioni alcaliniche (Hansen et al., 1992);

- Le materie plastiche sono oggi studiate per essere utilizzate come aggregati nel calcestruzzo. Riducono la qualità dell'impasto, ma possono essere utilizzate per scopi non strutturali (Silva et al., 2014);

- L'asfalto riduce seriamente la resistenza del calcestruzzo. Si raccomanda che il contenuto di bitume non dovrebbe superare l'1% in massa (Silva et al., 2014; Hansen et al., 1992);

- I terreni possono essere dannosi soprattutto quando contengono argilla. Il contenuto di argilla negli aggregati può danneggiare il cemento e ridurre notevolmente la resistenza.

2.4 Inquadramento sui rifiuti post-disastro naturale

I rifiuti CDW possono essere generati improvvisamente da disastri naturali e/o provocate dall'uomo, come terremoti, incendi, inondazioni, tsunami, uragani e vulcani o conflitti civili (Brown et al., 2011). La maggior parte dei disastri sovrappassa la capacità delle regioni colpite di reagire in modo appropriato per salvare le persone, proteggere le proprietà e mantenere la stabilità sociale ed economica di queste regioni. Sebbene ci siano differenze nella natura e nella gravità dei disastri, spesso vengono inevitabilmente generati una grande quantità di detriti e rifiuti. In alcuni casi, i volumi di detriti di un singolo evento sono da cinque a quindici volte superiori ai rifiuti normalmente generati in un anno dalle regioni colpite (Reinhart et al., 1999). In caso di catastrofe la presenza di rifiuti sulle strade ha un forte impatto sulla risposta alle emergenze, infatti, i detriti possono causare blocchi stradali. Ad esempio, dopo il terremoto del Grande Hanshin-Awaji del 1995 in Giappone, i detriti hanno impedito l'accesso agli edifici, il che a sua volta ha impedito ai soccorritori e ai servizi di emergenza di raggiungere i sopravvissuti (Kobayashi, 1995). La presenza di rifiuti in una comunità rappresenta anche un potenziale rischio per la salute pubblica. A lungo termine, una cattiva gestione di una bonifica può comportare una ripresa lenta e costosa. L'esposizione prolungata ai rifiuti è potenzialmente rischiosa per la salute pubblica e ambientale come, ad esempio, dopo lo tsunami del 2004 in Sri Lanka (Srinivas e Nakagawa, 2008). Se gestiti in modo efficace, i detriti possono diventare una risorsa preziosa nel processo di recupero e ricostruzione e possono avere un effetto positivo sulla ripresa sociale ed economica. Il miglioramento della costruzione delle infrastrutture sta diminuendo il probabile impatto dei disastri in molte comunità, tuttavia, l'aumento dell'urbanizzazione aumenta la vulnerabilità di una

comunità a un disastro. Una buona pianificazione e coordinamento per la risposta agli eventi catastrofici è essenziale per ridurre al minimo le interruzioni ai soccorsi, e un efficace recupero (Gordon e Dion, 2008). La maggior parte della letteratura disponibile sulla gestione dei rifiuti e dei detriti in caso di catastrofi comprende casi di studio una tantum e linee guida per la pianificazione della gestione dei detriti. Gli studi in merito ai disastri naturali infatti sono caratterizzati da essere spesso isolati e specifici dell'evento (Chang, 2010). Inoltre, limiti di tempo e difficoltà di accesso ai dati rendono difficile uno studio quantitativo e incrociato sui disastri.

I materiali provenienti da queste catastrofi possono essere utilizzati in numerose applicazioni post-disastro, tra cui il terreno per la copertura delle discariche, l'aggregato per il calcestruzzo e il materiale vegetale per il compost (fertilizzazione e stabilizzazione dei pendii) (Channell et al., 2009). Il vantaggio del riciclo dei detriti dei disastri è mostrato in molti studi ed è evidente nell'analisi di molti interventi di bonifica degli eventi passati. Tra i vantaggi:

- Riduzione dello spazio di discarica utilizzato;
- Riduzione della quantità di materia prima utilizzata nella ricostruzione;
- Riutilizzo dei detriti riciclati;
- Riduzione dei trasporti per materie prime e detriti;
- Creazione di posti di lavoro (in particolare per i paesi in via di sviluppo).

Tra le principali cause di potenziali ostacoli per il riciclo dei CDW post-disastro si include: l'indisponibilità di apparecchiature di elaborazione specializzate (Baycan e Petersen, 2002); l'impossibilità di separare fisicamente i materiali (Lauritzen, 1998; Baycan, 2004); indisponibilità dei siti di smaltimento (Lauritzen, 1998); costo relativo ad altri metodi di smaltimento (Solis et al., 1995); e l'indisponibilità dei mercati ad assorbire grandi quantità di materiale (Solis et al., 1995; Lauritzen, 1998).

In questo scenario si inserisce lo smaltimento di sostanze pericolose che è stato identificato come problematico a seguito di numerosi disastri, ad esempio tsunami nell'Oceano Indiano (Pilapitiya et al., 2006) e uragano Katrina (Dubey et al., 2007). I rifiuti pericolosi vengono in alcuni casi smaltiti senza separazione come parte della matrice complessiva dei rifiuti.

- Macerie post-sisma: il caso di Amatrice- Norcia

L'Italia centrale è stata colpita il 24 agosto 2016 da un terremoto di Mw 6.2 (RCMT, 2016), con epicentro localizzato nella valle del Tronto tra i comuni di Accumuli e Amatrice (provincia di Rieti - regione Lazio), dando inizio alla sequenza sismica fino all'ultimo evento registratosi il 18 gennaio 2017. Le indagini macrosismiche aggiornate hanno osservato danni a edifici, strutture e infrastrutture in 140 comuni italiani appartenenti alle quattro regioni di Abruzzo, Lazio, Marche e Umbria. La regione che ha subito il maggior numero di danni in termini di comuni colpiti dal terremoto è la Marche, distribuita in 4 province Macerata, Ascoli Piceno, Fermo e Ancona. Segue l'Abruzzo con 23 comuni colpiti di 3 diverse province: Teramo, L'Aquila e Pescara. I comuni colpiti nel Lazio e in Umbria sono 15 in provincia di Rieti (Lazio) e a Perugia, 4 a Terni (Umbria). In totale, ~ 73.000 edifici pubblici e privati sono stati dichiarati inagibili. Inizialmente, nelle 4 regioni sono stati stimati ~2,7 milioni di tonnellate. Le macerie di edifici privati non sicuri e adiacenti a strade pubbliche non sono ancora state stimate con precisione. Probabilmente, in seguito alla demolizione di questi edifici, il valore delle tonnellate di macerie dovrebbe duplicarsi, se non triplicarsi. I ~2,7 milioni di tonnellate di macerie sono quindi distribuiti nelle quattro regioni italiane, 150.000 tonnellate in Abruzzo, 1.287.000 tonnellate nel Lazio, 1.130.000 tonnellate nelle Marche e 100.000 tonnellate in Umbria. In realtà, i dati aggiornati mostravano già valori superiori a quelli stimati. La Regione Lazio nell'ottobre 2020 ha comunicato che sono state raccolte 1.326.000 tonnellate di macerie solo nei comuni di Amatrice e Accumuli, ~40.000 tonnellate (~3 wt. %) di macerie in più rispetto al valore stimato per l'intera regione Lazio (in Figura 1 sono mostrate le macerie nel comune di Amatrice). La regione Umbria ha stimato nel 2019 un aumento di circa 53.000 tonnellate di macerie da edifici

pubblici, rispetto alla stima iniziale (>50% in peso).

La raccolta dei dati è ancora in corso. La raccolta ha subito un significativo rallentamento nel corso del 2020 per cause legate alla pandemia del virus SARS-CoV-2. Secondo il piano operativo per la gestione delle macerie per la regione Marche, la rimozione avrebbe dovuto procedere a 35.000 tonnellate al mese (1-250 tonnellate/giorno lavorativo). Durante i ~3-4 mesi di blocco sono state raccolte solo ~55.000 tonnellate.

I dati aggiornati alla fine del 2021 mostrano che la raccolta delle macerie pubbliche è arrivata a un totale di 551.579 tonnellate complessive per le 4 regioni per un totale di 89 punti di conferimento. Mentre, il conteggio della rimozione delle macerie private ammonta a un totale di 3.933.523 tonnellate rimosse e conferite in 140 punti di conferimento differenti (maceriesisma2009.it). La gestione delle macerie post-terremoto è notoriamente un aspetto complesso. Tralasciando le questioni economiche, i principali problemi che si sono presentati possono essere riassunti in tre punti:

- Logistica.

Il totale delle macerie dovute al terremoto del 2016 è pari a ~5 wt. % dei rifiuti CDW italiani (~4.000.000 tonnellate/50.000.000 tonnellate medie annue), in un'area che è solo <1% dell'intera superficie nazionale (~3000 km² area colpita dal terremoto/301.338 km² superficie italiana). Inoltre, questa quantità di macerie è stata prodotta in modo improvviso, imprevisto, incontrollato e in pochissimo tempo.

- Normativa.

Le macerie prodotte dal terremoto del 2016 sono state classificate con il codice europeo CER 20.00.00 - Rifiuti urbani, anziché con il codice CER 17.00.00 - Rifiuti da costruzione e demolizione. Questa scelta legislativa ha permesso di accelerare i tempi di smaltimento delle macerie in loco, potendole così destinare a qualsiasi consorzio per lo smaltimento dei rifiuti, ad esempio Cosmari s.r.l. (Tolentino - prov. Macerata - Marche). In particolare, le fabbriche che ricevono le macerie possono inviarle in discarica o sottoporle a un trattamento per trasformarle da codice CER 20 a codice CER 17. Una volta trasformate in codice CER 17, le macerie possono essere smaltite in modo autonomo. Una volta trasformati in CER 17.01, gli aggregati vengono inviati ad altre aziende specializzate nell'utilizzo di aggregati. Attualmente, esistono poche strutture attrezzate per questo tipo di attività e il trattamento di questi materiali non è meccanizzato (vengono trattati manualmente). Questo lungo processo ha certamente influito sul ritardo nella raccolta delle macerie.

I materiali rimossi e trasportati suddivisi secondo il Codice Europeo dei Rifiuti delle macerie pubbliche ammontano a 59 categorie diverse, mentre le macerie private a 83 tipologie.

- Demolizioni incontrollate.

Le macerie del terremoto sono un insieme eterogeneo di materiali, come aggregati, vetro, tessuti, metalli, RAEE, legno, plastica, ecc. I materiali non vengono selezionati e rimossi prima della demolizione del crollo degli edifici. Per questo motivo, gli aggregati non possono acquisire un codice CER 17.01 prima di un complesso processo di riqualificazione.



Figura 1. Macerie post-sisma nel comune Amatrice (2017).

3. Materiali e metodi

3.1 Materiali

Per il seguente lavoro di ricerca sono stati analizzati diversi campioni provenienti da macerie da terremoto del centro Italia, in particolare prodotti di Amatrice (2016-2017). I campioni, quindi, sono rappresentativi del materiale di scarto edile proveniente da un disastro naturale. In particolare, sei classi di materiali sono state prese in esame:

i) *Concrete*: calcestruzzi, cementi e malte caratterizzati da materiali composti principalmente da solfati (principalmente gesso) e minerali tipici delle sostanze cementizie quali ettringite, ematite, portlandite, taumasite;

ii) *Brick, perforated brick, roof tile*: mattoni, mattoni forati e tegole, composti principalmente da silicati e allumosilicati, con fasi di carbonato ad alta temperatura a testimonianza dei processi di cottura a cui sono sottoposti questi materiali; i livelli di abbondanza di queste fasi cristalline nei materiali variano a seconda dell'impasto utilizzato per la produzione;

iii) *Tile*: ceramiche, come piastrelle, sono materiali caratterizzati da un elevato contenuto di quarzo (~80%) e da fasi amorfe; i processi di cottura ad alta temperatura determinano la vetrificazione delle fasi cristalline presenti nell'impasto del prodotto;

iv) *Stone*: pietre naturali e ornamentali, che variano a seconda dell'estrazione. In genere nell'area appenninica le rocce da costruzione sono composte principalmente da calcare e arenaria.

Sono stati poi presi in esame due collezioni di campioni, una parte proveniente dal comune di Amatrice, in particolare nella frazione di Preta (provincia di Rieti) nella regione Lazio; e una seconda aliquota che è stata fornita da Cosmari Srl, un centro di stoccaggio aggregati CDW per la regione Marche.

Inoltre, per l'analisi del controllo qualità in termini di presenza di inquinanti sono stati studiati dei contaminanti quali cartongesso e materiali contenenti amianto (ACM). Quindi, oltre alla frazione inerte dei PBW, sono stati portati in esame anche altri tipi di rifiuti che sono considerati contaminanti nel trattamento e riciclo degli inerti come aggregato riciclato. In particolare, è stato preso in esame il cartongesso, appartenente al codice CER 17.08, che è stato prelevato da abitazioni in ristrutturazione.

Inoltre, un altro caso studio è rappresentato dal materiale contenente amianto (ACM), che è costituito da una miscela di malta di cemento e fibre di amianto, fornito dall'Istituto Nazionale per l'Assicurazione contro gli Infortuni sul Lavoro (INAIL) (Roma, Italia). Sono stati presi in esame dei campioni appartenenti al progetto BRIC ID 60 e contenute all'interno delle capsule Petri.

Nel capitolo dei risultati saranno illustrati i vari dataset usati per i diversi casi studio.

3.2 Metodi

- Imaging iperspettrale (HSI)

L' *imaging* iperspettrale (*HyperSpectral Imaging*-HSI) o analisi di immagine iperspettrale combina l'analisi di immagine digitale con la spettroscopia convenzionale, consentendo l'acquisizione simultanea di informazioni spettrali e spaziali, ovvero ad ogni pixel dell'immagine avremo l'intensità rilevata in funzione sia della posizione che della lunghezza d'onda acquisita (Mehta et al., 2018). I sistemi HSI consentono quindi l'acquisizione di un'immagine digitale del campione, attraverso la campionatura nell'intero range spettrale investigato.

Si ottiene quindi uno spettro per ogni singolo punto, corrispondente al pixel sulla ricostruzione digitale dell'immagine che rappresenta la superficie del campione studiata in questione. Il risultato finale sarà un'immagine iperspettrale detta anche ipercubo (Burgers & Gowen, 2011), data la sua natura tridimensionale ed è definita da due dimensioni spaziali (x, y) ed una dimensione spettrale (λ), quindi utili a esplorare la natura chimica dell'oggetto analizzato. Le bande di lunghezza d'onda sono equidistanti all'interno del range di misura della radiazione elettromagnetica, così da poter ottenere uno spettro completo nelle diverse lunghezze d'onda per ciascun pixel.

Uno dei vantaggi delle tecniche basate su sistemi HSI rispetto alle tecniche di spettroscopia convenzionale (i.e. spettroscopia NIR) è quello di essere maggiormente sensibile alle variazioni spaziali delle concentrazioni di un analita (o composto analizzato), quando si analizzano matrici disomogenee. In altre parole, con le tecniche di spettroscopia convenzionale si può misurare un solo spettro su una superficie, nel caso in cui il contributo di un determinato analita sia trascurabile; mentre con tecniche di *imaging* iperspettrale, non solo

si può rilevare la presenza dell'analita ma lo si può anche localizzare spazialmente. La configurazione dei sistemi iperspettrali prevede un'ottica rifrattiva per focalizzare l'immagine del campione e, in corrispondenza del piano focale di tale ottica, la sezione di ingresso dello spettrografo, costituita da una stretta fenditura (*slit*).

Lo spettrografo, quindi, scompone la radiazione focalizzata sulla fenditura nelle sue componenti spettrali, disperdendo quelle nella banda di interesse secondo la direzione ortogonale a quella di sviluppo della *slit*. L'immagine formata sul *detector*, posto a valle dello spettrografo, è rappresentativa della distribuzione di radianza nella scena lungo la direzione di sviluppo della *slit* e della relativa composizione spettrale nella direzione perpendicolare (Figura 2). In funzione delle lunghezze d'onda investigate e della sensibilità della camera iperspettrale, possono essere studiate ed analizzate diverse caratteristiche fisiche e chimiche del campione. Per queste ragioni, le tecniche iperspettrali rappresentano un'attraente soluzione per la caratterizzazione, la classificazione ed il controllo qualità di differenti materiali in svariati settori industriali.

In genere, per specifiche applicazioni vengono selezionate solamente le bande maggiormente informative, velocizzando così il sistema e rendendolo efficiente per il monitoraggio on-line o at-line (Wu & Sun, 2013). Questo poiché i costi di un sistema HSI sono di gran lunga superiori rispetto ad altri sistemi di imaging. Ma il costo è in genere compensato dalle grandi potenzialità che i sistemi HSI possono offrire (Polder et al., 2002; Noordam et al., 2005; Masoud et al., 2011).

In questo contesto, la chemiometria gioca un ruolo di fondamentale importanza per risolvere problemi concernenti la selezione delle bande spettrali più significative e per lo sviluppo di sistemi efficienti per la visualizzazione dei dati acquisiti.

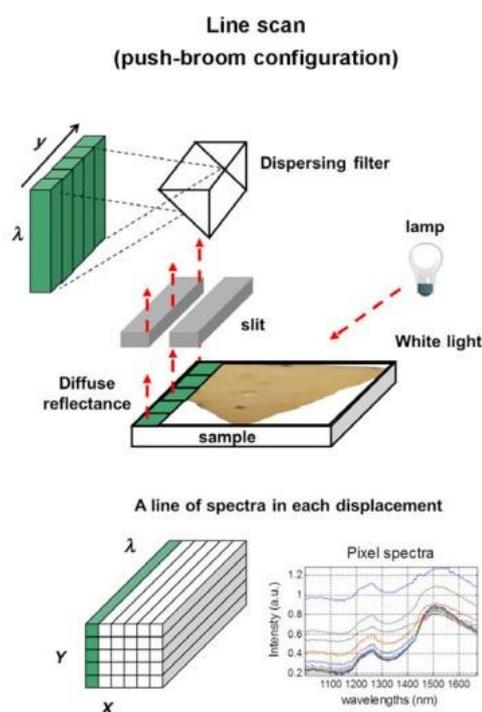


Figura 2. Rappresentazione schematica del funzionamento dei sistemi iperspettrali utilizzato e della struttura dei cubi di dati ottenuti

Le immagini iperspettrali sono state acquisite presso il Raw-Material Lab del Dipartimento di Ingegneria Chimica, Materiali ed Ambiente della Sapienza Università di Roma.

Il sistema iperspettrale utilizzato è il SisuCHEMA™ XL Chemical Imaging workstation (Figura 3) (Specim, Finland) che permette acquisizioni nel range dello SWIR (*Short Wave InfraRed*- 1000-2500 nm), in riflettanza diffusa. Tale sistema è costituito da una telecamera CCD ed uno spettrografo Inspector Specim® modello N25E, con una risoluzione spettrale di 10 nm e campionamento spettrale/pixel di 6.3 nm, una piattaforma mobile su cui possono essere posizionati i campioni, un impianto di illuminazione a fonte alogena ed un sistema

integrato di calibrazione del bianco che permette l'ottimizzazione della messa a fuoco dell'obiettivo (Middleton Spectral Vision, 2004).



Figura 3. Architettura SWIR-HSI della Specim: SISUChema XL. Chemical Imaging Workstation.

La stazione analitica è controllata da un PC equipaggiato con un software di acquisizione/pre-processing specializzato (Chemadaq™) per gestire le differenti unità e il *sensing device* appartenente alla piattaforma e per eseguire l'acquisizione e la raccolta degli spettri. In particolare, il dispositivo lavora come un *push-broom type line scan camera* e acquisisce le informazioni spettrali per ogni pixel nella linea. Le immagini vengono acquisite scansionando il campione linea per linea, con un'ampiezza di acquisizione di 320 pixel e un numero di frame variabile a seconda della lunghezza desiderata. Il bianco e il nero di riferimento vengono eseguiti automaticamente dal sistema. Le immagini analizzate, a seconda del caso studio, sono state acquisite con differenti lenti, a seconda della tipologia di studio effettuato.

- Micro-fluorescenza a raggi X (micro-XRF)

L'analisi a fluorescenza a raggi X, o analisi micro-XRF, si basa sul processo di emissione di raggi X che, interagendo con il campione ignoto, permettono l'identificazione degli elementi chimici che sono presenti, o compongono, il campione esaminato.

In fisica atomica, la fluorescenza è definita generalmente come un processo comprendente due fasi: nella prima fase un atomo passa ad uno stato eccitato grazie all'acquisto di energia dall'esterno quindi una radiazione X di energia e per effetto fotoelettrico, crea una vacanza in un guscio interno di un ipotetico atomo che compone il campione ignoto; tale posizione viene successivamente rioccupata da un elettrone che appartiene ad uno dei gusci più esterni, che nella diseccitazione produce un fotone che ha un'energia pari alla differenza tra le energie dell'elettrone nelle due posizioni iniziali. Nella seconda fase l'elettrone torna al suo stato iniziale cedendo spontaneamente energia sotto forma di fotoni. Questa energia può essere misurata, ed essendo legata direttamente alle caratteristiche dell'atomo che l'ha emessa ne identifica lo stesso.

A differenza della fluorescenza ottica, l'eccitamento dell'elettrone si verifica ad energie nettamente più elevate e la radiazione di fluorescenza emessa rientra nel range dei raggi X (Bruker Corporation, 2013). Tramite analisi XRF si è in grado di rilevare gli elementi principali (Si, Ti, Al, Fe, Mn, Mg, Ca, Na, K e P) e gli elementi in traccia (i.e. > 1 ppm: Ba, Ce, Co, Cr, Cu, Ga, La, Nb, Ni, Rb, Sc, Sr, Rh, U, V, Y, Zr e Zn) che compongono il campione in esame. Tuttavia, l'analisi micro-XRF presenta alcune limitazioni, in quanto la maggior parte degli strumenti in commercio non consentono di misurare con precisione ed accuratezza l'abbondanza di elementi con Z (numero atomico) < 11. Inoltre, l'analisi

micro-XRF non può distinguere le variazioni isotopiche di un elemento o distinguere ioni dello stesso elemento in diversi stati di valenza (Bruker Corporation, 2009).

Le analisi alla microfluorescenza a raggi X (micro-XRF) sono state condotte presso il Raw-Material Lab del Dipartimento di Ingegneria Chimica, Materiali ed Ambiente della Sapienza Università di Roma.

Il dispositivo adottato in questo studio è il sistema M4 TORNADO della Bruker (Figura 4), un sistema di ottica policapillare che permette uno spot del fascio di circa 25 μm , rendendo possibili misure puntuali e spaziali estremamente accurate anche su campioni di dimensioni considerevoli. Inoltre, vi è la possibilità di creare un vuoto in camera di acquisizione fino a 10 millibar in modo da ottenere una migliore risoluzione nell'identificazione degli elementi leggeri.

Questo strumento permette di attuare l'analisi elementale dei materiali, sia in termini di distribuzione degli elementi chimici lungo una linea (i.e. *line scan*) che su delle aree (i.e. *mapping*). Infatti, è possibile realizzare mappe composizionali ad alta risoluzione di singoli elementi o vere e proprie immagini che identificano i diversi elementi presenti. La possibilità di accoppiare nello stesso momento una stima semi quantitativa ad una mappa della distribuzione degli elementi rende l'acquisizione unica e permette inoltre un'esaustiva informazione del campione analizzato.



Figura 4. M4 TORNADO della Bruker usato per realizzare le analisi di micro-fluorescenza a raggi X.

3.3 Analisi dei dati

- Pre-processamenti

Lo scopo principale dell'analisi d'immagine iperspettrale è di solito quella di ridurre le dimensioni mantenendo al contempo informazioni sufficienti per classificare e/o quantificare dal punto di vista chimico-fisico le aree di un campione. Si pensi che un'immagine iperspettrale può arrivare a "pesare" *gigabytes*, in quanto contengono tipicamente molti spettri e sono molto informative. L'analisi dei dati iperspettrali si basa su tecniche che combinano il *signal processing*, l'*imaging processing* e la spettroscopia.

Le fasi principali adottate per l'analisi dei dati iperspettrali è stata la seguente:

- acquisizione delle immagini iperspettrali;
- raccolta delle firme spettrali dei materiali;
- pre-processamento preliminare degli spettri per evidenziare le differenze tra le diverse classi di materiali;
- esplorazione dei dati attraverso la *Principal Component Analysis* (PCA);
- costruzione di un modello di classificazione a partire da un dataset di addestramento attraverso vari modelli di classificazione;
- validazione del modello.

Successivamente all'acquisizione dell'immagine, è necessario rimuovere il *background* (dell'immagine), ovvero la porzione del campo visivo dell'immagine che non contiene il campione. Il dato grezzo viene poi pre-processato con lo scopo di rimuovere il rumore ed enfatizzare il dato rilevante. Inoltre, per preparare i dati per ulteriori elaborazioni, consentendo un'interpretazione più accurata. Questo perché generalmente si possono avere *dead pixel* o *spikes*, dovuti ai

detector utilizzati nei sistemi HSI, ma si può anche avere un effetto *scattering* dovuto alla luce per esempio. Questo tipo di variazioni sono dannose alle successive analisi quantitative, in quanto possono portare a mascherare le eventuali variazioni fisico chimiche del materiale. Pertanto, è fondamentale usare un corretto del pretrattamento dei dati (Martens et al., 1983), in quanto è un fenomeno complesso e potrebbe essere lineare o non lineare, il che lo rende difficile da minimizzare o rimuovere.

Tra i principali metodi di correzione utilizzati, sono stati applicati diversi tipi di algoritmi, a seconda del caso studio trattato e dell'obiettivo fissato. Di seguito vengono riassunti i pretrattamenti maggiormente utilizzati per questa tesi di ricerca:

- Mean Center (MC)

Mean Center è uno dei più comuni e utilizzati metodi di pretrattamento, il quale non modifica la varianza dei dati e viene utilizzato per esaltare il carattere informativo della differenza presente in ciascuna variabile, annullando il contributo fornito dal valore medio. Questo tipo di algoritmo viene definito di *Centering*, cioè questa procedura corrisponde ad una traslazione dell'origine degli assi in corrispondenza del centroide dei dati. In particolare, l'algoritmo Mean Center (MC) calcola la media di ogni colonna e poi la sottrae dalla colonna stessa. Dopo l'applicazione di questo algoritmo, ogni riga comprende solo ciò che differisce dai valori medi della riga nella matrice originale (Wise et al., 2006). In questo modo vengono gestiti gli *offset* dei dati, stressando la deviazione spettrale dei campioni. Dopo aver applicato MC, le variabili hanno media pari a zero e i dati vengono centrati rispetto a un riferimento.

- Derivative

I metodi di derivazione sono utilizzati generalmente per: migliorare la risoluzione del segnale, separare i contributi dei picchi sovrapposti dei dati spettrali, accentuare piccole differenze nella struttura di segnali quasi identici e per rimuovere *offset* di *baseline* (Oliveri et al., 2010). Ogni variabile in un campione è sottratta da una sua variabile più vicina (Wise et al., 2006).

La derivata secondo Savitzky e Golay (Savitzky et al., 1964) permette la derivazione numerica di un vettore includendo una fase di *smoothing*. Per trovare la derivata al centro del punto i , un polinomio viene adattato in una finestra simmetrica sul dato grezzo.

La derivata (di qualsiasi ordine) di questa funzione può essere trovata analiticamente in maniera semplice e questo valore è usato per stimare la derivata nel punto centrale. Questa operazione viene applicata a tutti i punti dello spettro in maniera sequenziale. Il numero dei punti usati per calcolare il polinomio (la dimensione della finestra) e il grado del polinomio sono due scelte che l'operatore deve fare. La derivata di ordine massimo che può essere determinata dipende dal grado del polinomio utilizzato per l'operazione (cioè un polinomio di terzo ordine può essere utilizzato per calcolare fino alla derivata del terzo ordine) (Rinnan et al., 2009). In particolare, la prima derivata di un segnale $y=f(x)$, ovvero $y'=dx/dy$, è rappresentativa della pendenza della tangente al segnale in ogni sul punto e consente la correzione di effetti additivi. Mentre, la derivata seconda ($y''=d^2x/d^2y$) rappresenta la curvatura del segnale originale (appunto la derivata della pendenza) e consente la correzione sia di effetti additivi che di effetti moltiplicativi.

- Multiplicative Scatter Correction (MSC)

L'algoritmo Multiplicative Scatter Correction (MSC) cerca di correggere gli effetti di offset e quelli di scala (Eigenvector Research Inc. 2017b). Questo tipo di correzione si ottiene regredendo uno spettro misurato rispetto ad uno spettro di riferimento e quindi correggendo lo spettro misurato usando la pendenza (e possibilmente l'intercetta) di questo adattamento.

- Standard Normal Variate (SNV)

L'algoritmo Standard Normal Variate (SNV) viene generalmente utilizzato per ridurre gli effetti di *scattering* e/o l'influenza delle differenti dimensioni delle particelle analizzate negli spettri (Barnes et al., 1989; Eigenvector Research Inc. 2017b). Nello specifico, viene utilizzato per risolvere gli effetti di *scaling* (ridimensionamento) o *gain* (guadagno) dovuti agli effetti dello *scattering*, alle variazioni nella fonte di energia o nel *detector*, o ad altri effetti generici dovuti alla sensibilità strumentale.

- Autoscale

L'utilizzo dell'algoritmo Autoscale è necessario quando vengono utilizzate variabili con differenti unità di misura, all'interno di uno stesso set di dati. Le differenze delle variabili analizzate potrebbero, infatti, mascherare importanti informazioni (Eigenvector Research Inc. 2017a).

- Detrend

Il metodo di preelaborazione dei dati denominato Detrend viene spesso utilizzato quando sono presenti problemi di *offset* (Barnes et al., 1989), ed offre la possibilità di rimuovere diversi tipi di trend.

Questo metodo permette di rimuovere gli effetti indesiderati

inserendo un polinomio di un dato per l'intero campione e sottraendo questo polinomio, cercando di adattare un polinomio ad un determinato ordine all'intero campione e successivamente lo va a sottrarre allo stesso (Eigenvector Research Inc. 2013).

Questo metodo risulta molto semplice da usare, ma tende ad essere una valida soluzione solo quando la fonte del segnale in ciascun campione ha delle interferenze costanti. Questo lo rende un metodo non sempre valido in quanto può rimuovere variazioni utili alla modellazione o può creare risposte non lineari da quelle lineari. Inoltre, la sottrazione del polinomio per ciascuno spettro può aumentare la quantità di rumore nel set di dati. Per questi motivi, l'uso di Detrend è usato solo quando il segnale complessivo è dominato da assorbimenti generalmente con la stessa forma e che non sono fortemente influenzati da processi chimici o fisici di interesse. In altri casi un pretrattamento basato sulla derivata permette di avere una maggiore sensibilità ai fini di una analisi multivariata (Eigenvector Research Inc., 2013).

- Smoothing

Uno dei modi più semplici per attenuare i dati fluttuanti è la media mobile (Savitzky et al., 1964). L'algoritmo di Smoothing Savitzky-Golay mira ad aumentare il rapporto segnale-rumore dei segnali utilizzando un filtro passa-basso per rimuovere le componenti del rumore ad alta frequenza (Eigenvector Research Inc. 2013). Questo filtro si basa sull'assunto che, in un segnale, le variabili adiacenti contengono informazioni simili e che quindi possono essere mediate per ridurre il rumore punto-punto.

- Analisi esplorativa

A seguito di una fase di pre-trattamento dei dati, è stata applicata un'analisi esplorativa dei dati utilizzando l'analisi delle componenti principali (*Principal Component Analysis*, PCA). Quest'ultima è una tecnica utilizzata per la semplificazione dei dati da analizzare (Beebe et al., 1998; Wold et al., 1987). Infatti, la PCA rappresenta la prima fase da affrontare quando si ha a che fare con dati multivariati complessi. La PCA è un potente mezzo per effettuare una analisi esplorativa dei dati, la quale consente di valutare un'intera matrice di dati al fine di descrivere la struttura dei campioni e delle variabili che entrano in gioco, nonché di valutare possibili correlazioni esistenti tra i campioni e le variabili analizzate. Nello specifico riduce il numero di variabili che descrivono una matrice di dati ad un numero minore di variabili latenti o 'componenti principali' (*Principal component*, o abbreviato PC), che sono una combinazione lineare dei descrittori originali (variabili sperimentali), limitando il più possibile la perdita di informazioni. In altre parole, la PCA consente di rappresentare i dati in spazi dimensionali più piccoli, dove gli assi non sono più rappresentati dalle variabili originali ma dalle componenti principali, definite in modo che: la prima (PC1) descrive la massima varianza dei dati, la seconda (PC2) è ortogonale alla prima e descrive la rimanente massima varianza dei dati e così via per le altre componenti principali. Questo metodo consente di rilevare le somiglianze tra i campioni raggruppandoli nello spazio PC, in quanto più sono raggruppati, più hanno caratteristiche spettrali simili (Singh et al., 2017; Zheng et al., 2018). Dunque, ogni campione può essere descritto da nuove coordinate rispetto allo spazio delle PC (Marini et al., 2008).

Questo metodo consiste nella scomposizione dell'ipercubo, effettuando il cosiddetto *unfolding*, si ottiene una matrice che può

essere rappresentata dall'equazione (4.1):

$$X = TP^T + E = \sum_{\alpha} t_{\alpha} p_{\alpha} + E \quad (4.1)$$

Dove T , E e P rappresentano delle matrici, in particolare:

- T che è la matrice degli scores, la quale tiene conto della varianza associata ai campioni e racchiude le coordinate dei campioni nello spazio delle componenti principali. Quindi ogni riga di T rappresenta le coordinate di un campione lungo tutte le PC, mentre ogni colonna rappresenta le coordinate di tutti i campioni lungo una particolare PC.
- P che è la matrice dei *loadings*, la quale include informazioni della varianza associata alle variabili, e possono variare da -1 a 1.
- E che è la matrice dei residui (*residuals*), la quale descrive variazioni non-sistematiche.

La PCA ci fornisce quindi uno strumento per capire quali delle variabili possono essere eliminate dalle analisi successive per il loro scarso contributo alla varianza totale, ovvero all'informazione totale che i dati contengono. La scelta dipende da diversi fattori, quali la tipologia del dato o l'accuratezza necessaria per le analisi successive (Bro et al., 2014). La PCA ricopre un ruolo fondamentale nella riduzione del numero di parametri da stimare, soprattutto nel caso si ha l'esigenza di elaborare con matrici di dati di grosse dimensioni.

- **Modelli di classificazione**

In questa tesi di dottorato sono stati utilizzati diversi algoritmi di classificazione. Per definire la messa a punto di questi modelli si è avvalsi di tre fasi principali: l'addestramento (calibrazione o *training*), la convalida incrociata (o *cross-validation*) su un set di campioni di addestramento e la validazione (test / validazione) su un set esterno di campioni. Sono stati applicati i seguenti modelli di classificazione a seconda del problema e del set di dati:

- Principal component analysis-k-Neighbor Neighbours (PCA-k-NN)

La classificazione PCA-kNN è uno degli algoritmi più semplici e rapidi utilizzati nei metodi di classificazione; in particolare, è un potente sistema di classificazione supervisionato non parametrico basato sull'assenza di conoscenze preliminari della distribuzione dei dati (Parvin et al., 2008). L'algoritmo di classificazione kNN nasce dall'esigenza di eseguire l'analisi discriminante quando stime parametriche affidabili delle densità di probabilità sono sconosciute o difficili da determinare (Parvin et al., 2008). L'algoritmo di classificazione kNN cerca di trovare i k vicini più prossimi di un vettore e una "votazione a maggioranza" per determinare l'etichetta della classe, tra quelle predefinite. Senza conoscenze preliminari, il classificatore kNN di solito applica le distanze euclidee come metrica di distanza. Le prestazioni di un classificatore kNN sono determinate principalmente dalla scelta di k e dalla metrica di distanza applicata (Imandoust & Bolandraftar, 2013). Questo numero decide quanti vicini (dove i vicini sono definiti da una metrica di distanza) influenzano la classificazione.

L'approccio di classificazione kNN è stato ampiamente utilizzato in vari ambiti della classificazione. Questo tipo di approccio ha guadagnato popolarità grazie al suo basso costo di implementazione e all'elevato grado di efficienza della classificazione. Tuttavia, le sue applicazioni sono limitate in quanto in alcuni casi i campioni sono caratterizzati da spazi ad alta dimensionalità o da insiemi di training molto grandi (Du & Chen, 2013). Per ridurre i tempi di calcolo e i requisiti di memoria, senza diminuire la capacità di classificazione, è stato applicato l'algoritmo kNN dopo aver ridotto il dataset con una PCA (Capobianco et al., 2017).

- Partial Least Squares – Discriminant Analysis - PLS-DA

In questo studio è stata utilizzato l'algoritmo di classificazione Partial Least Squares-Discriminant Analysis (PLS-DA) in diversi contesti, ed ha avuto un ampio successo nei diversi ambiti di applicazione. PLS-DA è una tecnica supervisionata che permette di costruire un modello che predice classi note in un'immagine sconosciuta (Ballabio et al., 2013). Si tratta di un metodo di classificazione lineare che utilizza la regressione PLS per sviluppare un modello in grado di prevedere il numero di classe per ogni campione in studio. In altre parole, la PLS-DA combina l'azione di regressione di un modello PLS alla capacità di discriminazione di una tecnica di classificazione. È necessaria una conoscenza preliminare dei dati. Partendo da campioni noti, si costruisce una funzione per prevedere l'oggetto sconosciuto nell'immagine HSI, costituito dagli stessi materiali delle classi note. La PLS-DA viene utilizzata per classificare i campioni in gruppi predefiniti formando funzioni discriminanti dalle variabili di input (ad esempio, le lunghezze d'onda) per ottenere un nuovo insieme di valori trasformati

che fornisce una discriminazione più accurata rispetto a qualsiasi singola variabile (ad esempio, la lunghezza d'onda). Una funzione discriminante viene quindi costruita utilizzando campioni con gruppi noti da impiegare successivamente per classificare campioni con un insieme di gruppi sconosciuti. Pertanto, una volta ottenuto il modello, questo può essere applicato a un intero ipercubo e per la classificazione di un nuovo ipercubo. Il risultato di PLS-DA, applicato alle immagini iperspettrali, è una "mappa di predizione", in cui la classe di ogni pixel può essere identificata a seconda del colore che le è stato assegnato.

- Support Vector Machine Discriminant Analysis (SVM-DA)

L'approccio Support Vector Machine (SVM) è un potente strumento basato su *machine learning* utilizzato in *data science* e nell'analisi chemiometrica per la classificazione (Acevedo et al., 2007) e la regressione di sistemi complessi (Zhang et al., 2008). SVM si è dimostrato un metodo affidabile ed efficiente per analizzare i dati spettrali. Si basa su un metodo di classificazione supervisionato con una buona capacità di generalizzazione, in grado di gestire efficacemente dati lineari e non lineari (Devos et al., 2014; Langeron et al., 2007).

SVM crea dei *boundaries* tra i campioni per fornire una regione, dove viene definita una classe, basata su funzioni generate dalla classificazione dalle informazioni disponibili per ciascun campione (Fernández Pierna et al., 2005). Queste funzioni e *boundaries* possono poi prevedere nuovi campioni (Devos et al., 2014). In effetti, l'SVM presenta notevoli vantaggi. In primo luogo, la solida base teorica fornisce un'elevata capacità di generalizzazione ed evita l'*overfitting*. In secondo luogo, il modello globale è in grado di gestire in modo efficiente vettori di input altamente dimensionali. In terzo luogo, la soluzione è rada e solo un sottoinsieme di campioni di addestramento

contribuisce alla soluzione, riducendo il carico di lavoro (Zou et al., 2006). In questo studio, SVM-DA è utilizzato per la classificazione binaria, ma supporta anche la classificazione di più classi. La tecnica calcola l'iperpiano che separa tutti i punti in modo da collocare la maggior parte di essi nella stessa classe e, allo stesso tempo, massimizza la distanza di ciascuna classe dall'iperpiano (Almeida et al., 2007).

- Performance di un modello di classificazione

Per ottenere matematicamente l'accuratezza e l'efficienza di un modello, vengono calcolati i valori di Sensitività (*Sensitivity*) e Specificità (*Specificity*) che sono indicatori dell'efficienza del modello. In particolare, la *Sensitivity* è il *true positive rate*, cioè stima la capacità del modello ad evitare falsi negativi, ossia misura il numero di campioni di un dato tipo correttamente classificati come quel tipo. Mentre, la *Specificity* è il *true negative rate*, quindi stima l'abilità del modello ad evitare i falsi positivi. Nello specifico, quindi, dà indicazioni circa il numero di campioni non di quella classe correttamente classificati come non appartenenti ad essa. I valori variano tra 0 e 1: più è alto il valore, migliore è il modello.

4. Risultati sperimentali

4.1 Classificazione e riconoscimento delle varie classi delle macerie da terremoto

Al fine di mettere a punto dei modelli in grado di identificare e classificare le diverse classi di materiale appartenenti ai PBW, sono state acquisite delle immagini iperspettrali di vari set di campioni che sono stati successivamente studiate attraverso l'analisi multivariata. Sono stati altresì messi appunto dei modelli di classificazione quali Principal component analysis k-nearest neighbours (PCA-kNN) e Support Vector Machine Discriminant Analysis (SVM-DA) per riconoscere le diverse classi.

- Caso studio 1

L'obiettivo principale di questo studio è stato quello di sviluppare un sistema automatico in grado di identificare e classificare diversi tipi di macerie post-terremoto (PBW). In particolare, la frazione inerte dei detriti raccolti dal crollo di edifici di Amatrice (2016-2017). A tale scopo, è stato applicato un modello di classificazione, partendo dall'analisi micro-XRF dei campioni inerti e dall'utilizzo dell'*imaging* iperspettrale (HSI), che opera nel range SWIR (1000-2500 nm). Le immagini HSI acquisite sono state elaborate adottando tecniche chemiometriche, allo scopo di per identificare diversi tipi di classi di materiali, ad esempio piastrelle – mattoni, ed eventualmente contaminanti. La strategia proposta può rappresentare un metodo valido ed efficiente in grado di identificare e classificare i CDW.



Figura 5. Immagine digitale dei campioni usati nel dataset di calibrazione.

Sono stati analizzati 70 campioni di rifiuti post-terremoto, provenienti dalla collezione Petra. In particolare, i campioni sono composti da frammenti di mattoni (*Brick*), piastrelle (*Tile*), calcestruzzo (*Concrete*), mattoni forati (*Perforated Brick*), pietra (*Stone*) e tegole (*Roof Tile*). I diversi campioni sono stati identificati e caratterizzati mediante analisi micro-XRF e suddivisi in set di calibrazione e di validazione per costruire il modello di classificazione HSI. Più in dettaglio, per i dataset di addestramento sono stati selezionati i seguenti campioni: 9 *Concrete*, 9 *Stone*, 9 *Roof Tile*, 9 *Perforated Brick*, 9 *Tile* e 6 *Brick* (Figura 5).

Tabella 1. Percentuale di massa (%) dei principali elementi appartenenti a ciascuna classe costituente il dataset di calibrazione

Classi	Elementi (massa %)									
	Ca	Si	Fe	Al	K	Mg	Ti	Mn	S	Sr
Concrete	72,51	13,49	5,80	4,17	2,03	-	0,61	0,19	0,88	0,32
Brick	37,52	34,08	10,97	9,65	4,27	1,38	1,13	0,29	0,71	-
Aggregate/Stone	41,05	43,44	4,32	5,55	3,40	0,25	0,60	1,00	0,26	0,13
Perforated Brick	42,17	26,21	12,97	8,46	3,68	-	1,12	0,34	5,05	-
Roof tile	43,91	29,05	11,50	8,52	3,96	-	1,15	0,33	1,58	-
Tile	14,96	48,98	8,69	17,24	6,79	0,19	1,37	1,39	0,39	-

Per il dataset di validazione, i campioni sono stati suddivisi in 3 *Concrete*, 3 *Stone*, 3 *Roof Tile*, 3 *Perforated Brick*, 3 *Tile* and 3 *Brick* (Figura 9). Infatti, al fine di ottenere una classificazione dei materiali è necessario che le particelle usate per addestrare il modello siano chimicamente (e quindi spettralmente) simili a quelle da validare.

I campioni sono stati prima analizzati mediante micro-XRF e poi, in base ai risultati, suddivisi in sei classi generando un dataset di calibrazione e uno di validazione. Per il dataset di calibrazione sono state acquisite sei immagini iperspettrali rappresentative di ciascun gruppo - ad es. *Brick* e *Tile*, a cui è stata poi applicata una procedura di mosaico per ottenere un singolo ipercubo. Per il set di validazione è stata effettuata una singola acquisizione.

Nella Tabella 1 sono riportati i valori medi del micro-XRF dei diversi elementi rilevati nei diversi campioni che costituiscono il set di calibrazione. Sono state realizzate delle mappe micro-XRF che indicano la distribuzione in termini degli elementi chimici presenti sulla superficie (Figura 6).

I campioni *Concrete* mostrano una grande quantità di calcio nella matrice cementizia, rappresentata da oltre il ~72% di calcio, con aggregati immersi nella matrice, caratterizzati da un'elevata porosità. Nella Figura 6a, l'elevata presenza di silicio o calcio nell'aggregato è dovuta alla calcite (CaCO_3) o al quarzo (SiO_2), che sono gli aggregati più utilizzati nel settore delle costruzioni. La classe *Cement Matrix* è presente anche sulla superficie di alcuni campioni come contaminante. La classe *Tile* è composta principalmente da silicio, alluminio e potassio (Figura 6b). Questo perché le piastrelle sono composte principalmente da quarzo e cristobalite, più plagioclasio in una quantità minore e in fasi non cristalline variabili (Fiori C. et al., 1989). Nei campioni di *Brick* si rileva un'elevata presenza di calcio, silicio, ferro e alluminio, inoltre c'è un'alta presenza di magnesio rispetto alle altre classi. Infine, i *Perforated Bricks* e i *Roof Tile* presentano una composizione simile in termini di percentuale di massa, ma con una diversa distribuzione dei materiali sulla superficie. Si rileva, inoltre, nei *Roof Tile* un'elevata presenza di zolfo. Nell'analisi alla microfluorescenza a raggi X non sono stati rilevati minerali pericolosi quali l'amianto.

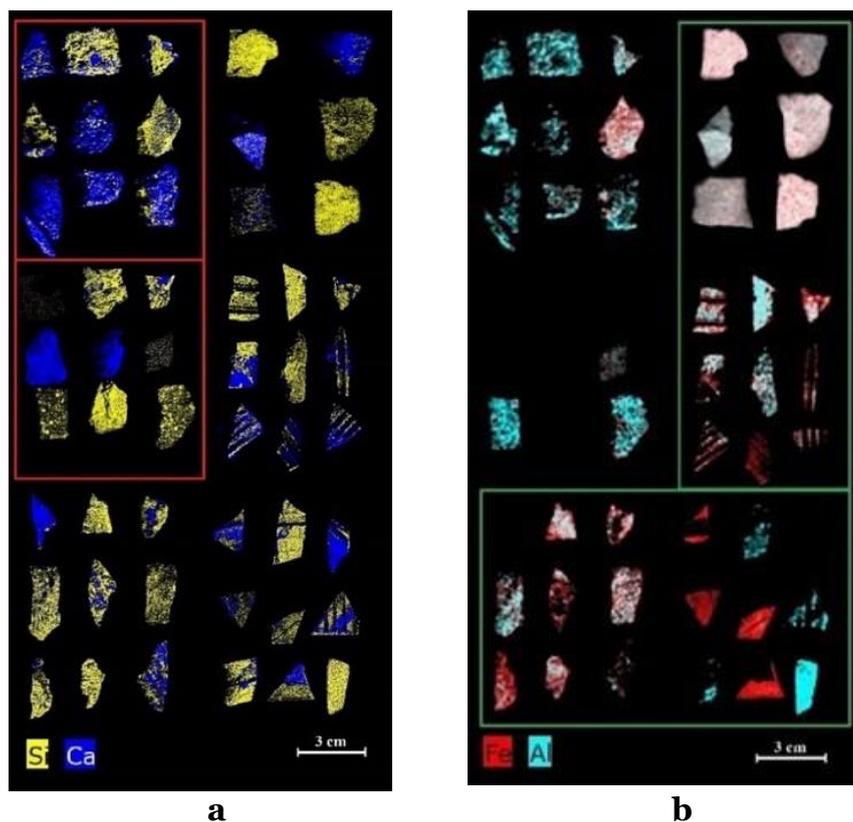


Figura 6. Mappe micro-XRF risultanti dal dataset di calibrazione che mostra la distribuzione di (a) Si-Ca e (b) Fe-Al.

I risultati degli spettri medi sono riportati in Figura 7a, mentre quelli pre-processati sono mostrati in Figura 7b. Sono stati adottati diversi metodi di pre-processamento, in modo da evidenziare le differenze spettrali tra i campioni. In particolare, sono stati applicati i seguenti algoritmi: Smoothing, Multiplicative Scatter Correction (MSC) (Median), Detrend, Mean Center (MC).

Le caratteristiche di assorbimento negli spettri sono visibili intorno ai 1400 nm e 1900 nm, dovute alle vibrazioni di stretching O-H e di deformazione H-O-H delle molecole d'acqua (Crowley et al., 2003). Inoltre, l'assorbimento negli spettri degli aggregati a 2350 nm potrebbe identificare la calcite, che è uno degli elementi principali degli aggregati del calcestruzzo sotto forma di calcare e altre forme di carbonato di calcio (Goetz et al., 2009). I *Tile* sembrano avere un

assorbimento più accentuato intorno ai 2200 nm, questa caratteristica potrebbe essere attribuita a un maggiore contenuto di alluminio, come osservato dai risultati della mappa micro- XRF. Infatti, nell'intervallo SWIR tra 2180 nm e 2230 nm è rilevata una banda legata al legame Al-O-H (Herrmann et al., 2001). Dopo i pre-processamenti, è stata effettuata un'analisi esplorativa dei dati basata sulla PCA, per definire le classi e per eseguire la calibrazione dei dati. I dati sono stati pre-processati al fine di rimuovere il rumore ed enfatizzare la variazione spettrale.

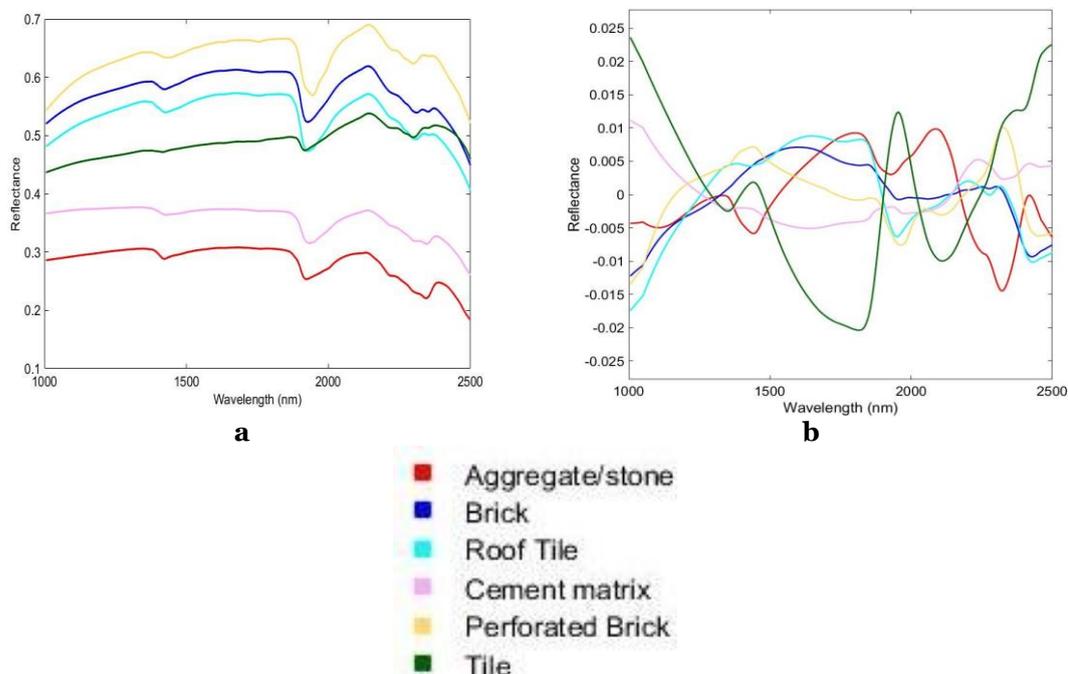


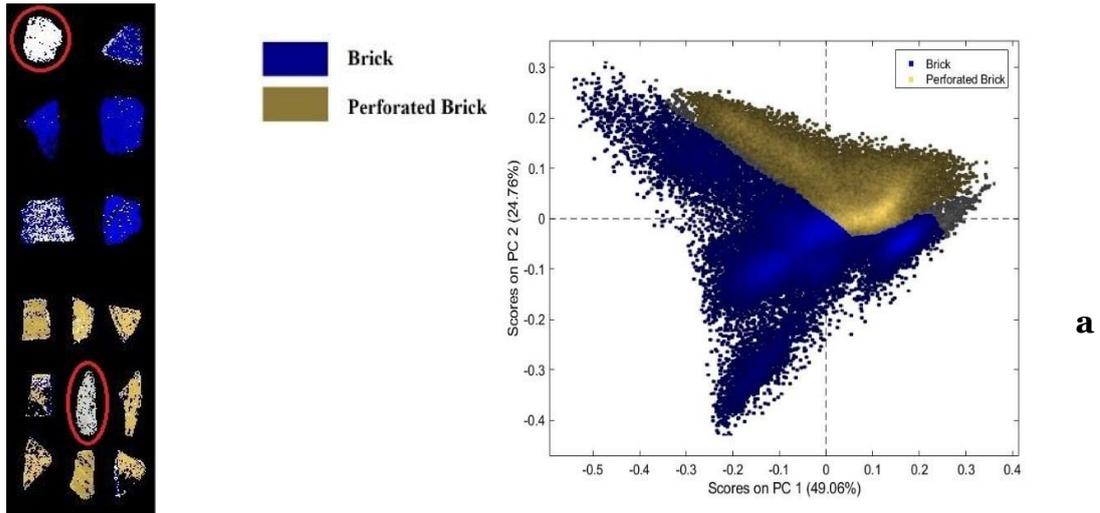
Figura 7. Spettri medi delle sei classi di materiali che costituiscono il dataset di calibrazione (a) prima e (b) dopo l'applicazione dei preprocessamenti (Smoothing, MSC, Detrende MC).

Il modello PCA richiede 6 PC per esprimere una varianza totale catturata del 95,96% e mostra uno scenario complesso. L'elevata variabilità è dovuta all'eterogeneità e alla complessità del dataset a causa della variabilità dei campioni in termini di composizione, morfologia e texture (ad esempio, diverse altezze e rugosità delle superfici). Di fatto osservando l'andamento degli spettri medi, alcune firme spettrali mostrano un assorbimento simile. Per migliorare la

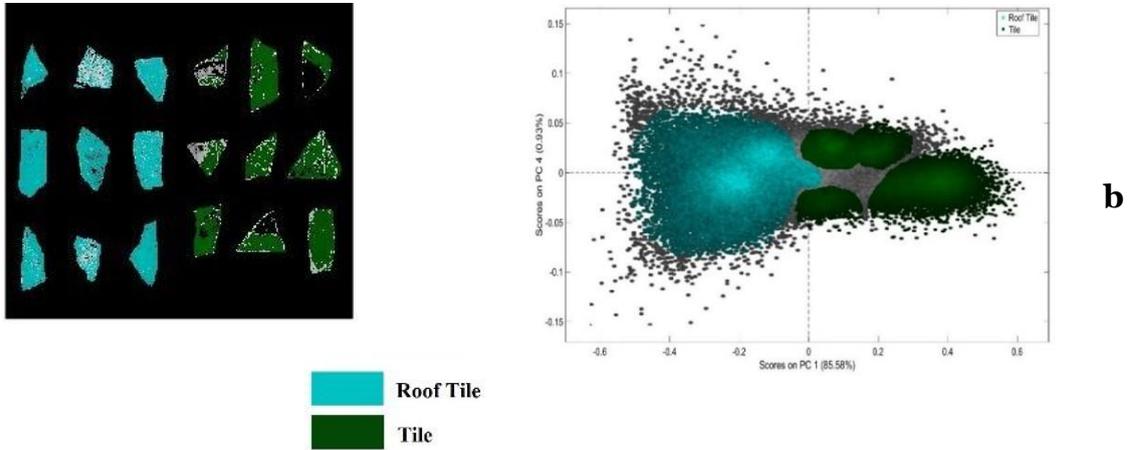
separazione, è stato diviso il dataset di calibrazione e analizzato in tre *score plot* differenti, che meglio evidenziano le differenze mostrate nella PCA (ad esempio, le diverse valutazioni dei cluster).

Nel primo *score plot* (Figura 8a) non si ottiene una buona discriminazione tra i campioni di *Brick* e di *Perforated Brick*, a causa della somiglianza delle firme spettrali dei campioni, per cui un campione di *Brick* e uno di *Perforated Brick* non vengono riconosciuti correttamente (individuati dai cerchi in rosso). Questo indica anche una grande similitudine tra questi due materiali, infatti chimicamente sono molto simili.

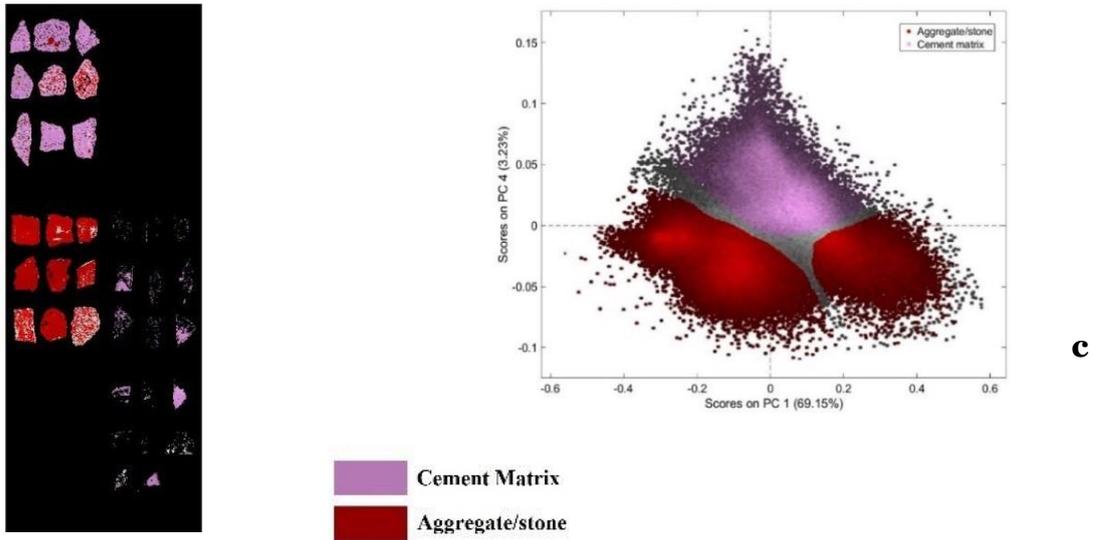
L'analisi del secondo *score plot* (Figura 8b) mostra un'elevata variabilità dovuta ai diversi tipi di materiali, in questo caso *Roof Tile* e *Tile*. Lo *score plot* della PC4 mostra sette *cluster* dovuti all'alta variabilità. In particolare, quattro gruppi rappresentano la classe *Tile*, caratterizzata da un'elevata varianza, e tre gruppi *Roof Tile*. Infine, il terzo *score plot* (Figura 8c) mostra la separazione tra le classi *Cement Matrix* e *Aggregate/stone*. In particolare, attraverso la PC4, la classe *Aggregate/stone* è raggruppato in due gruppi, relativi rispettivamente agli aggregati ad alto contenuto di silicio e calcio.



a



b



c

Figura 8. Score plot del dataset di calibrazione:
 (a) PC1-PC2 rappresentativo delle classi Brick-Perforated Brick
 (b) PC1-PC4 rappresentativo delle classi Roof Tile-Tile e
 (c) PC1-PC4 rappresentativo delle classi Aggregate/Stone-Cement Matrix.

Dopo la PCA, è stato costruito un modello di classificazione basato sulla PCA- kNN ed applicato al dataset di validazione. Questo tipo di classificazione è uno degli algoritmi più semplici e fondamentali utilizzati. In particolare, è un potente sistema di classificazione non parametrico basato sull'assenza di conoscenze preliminari della distribuzione dei dati (Parvin et al., 2008).

Il risultato della classificazione è riportato sotto forma di mappa di predizione (Figura 10). I risultati mostrano che tutte le classi indagate sono state identificate e classificate correttamente e, per validare i risultati ottenuti, sono state confrontate le mappe chimiche ottenute dalla micro-XRF (Figura 11a e Figura 11b) con la mappa di predizione ottenuta dall'HSI. Le caratteristiche compositive e tessiturali, analizzate dall'analisi alla micro-XRF, confermano la variabilità rilevata dal dispositivo HSI, evidenziando la presenza di elementi comuni in tutti i campioni studiati, ma con distribuzione e concentrazione diverse (Tabella 2). Il modello mostra solo piccoli errori di classificazione per tutte e sei le classi. I suddetti errori di classificazione sono sempre legati alla morfologia dei campioni e alle diverse altezze degli stessi. I risultati in termini di Sensitività e Specificità (Tabella 3) confermano la buona qualità del modello, con valori che vanno da 0,82 a 1,00 e da 0,81 a 1,00 rispettivamente, sia nella calibrazione che nella *cross validation*.



Figura 9. Immagine digitale dei campioni usati nel dataset di validazione.

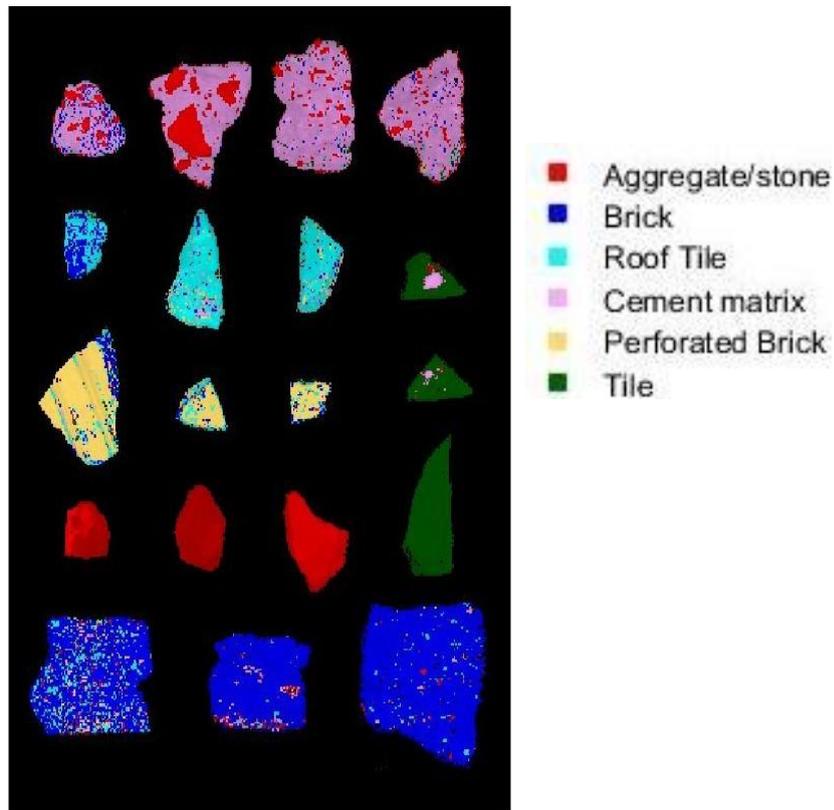


Figura 10. Mappa di predizione ottenuta dal risultato del modello di classificazione PCA-kNN applicato al dataset di validazione.

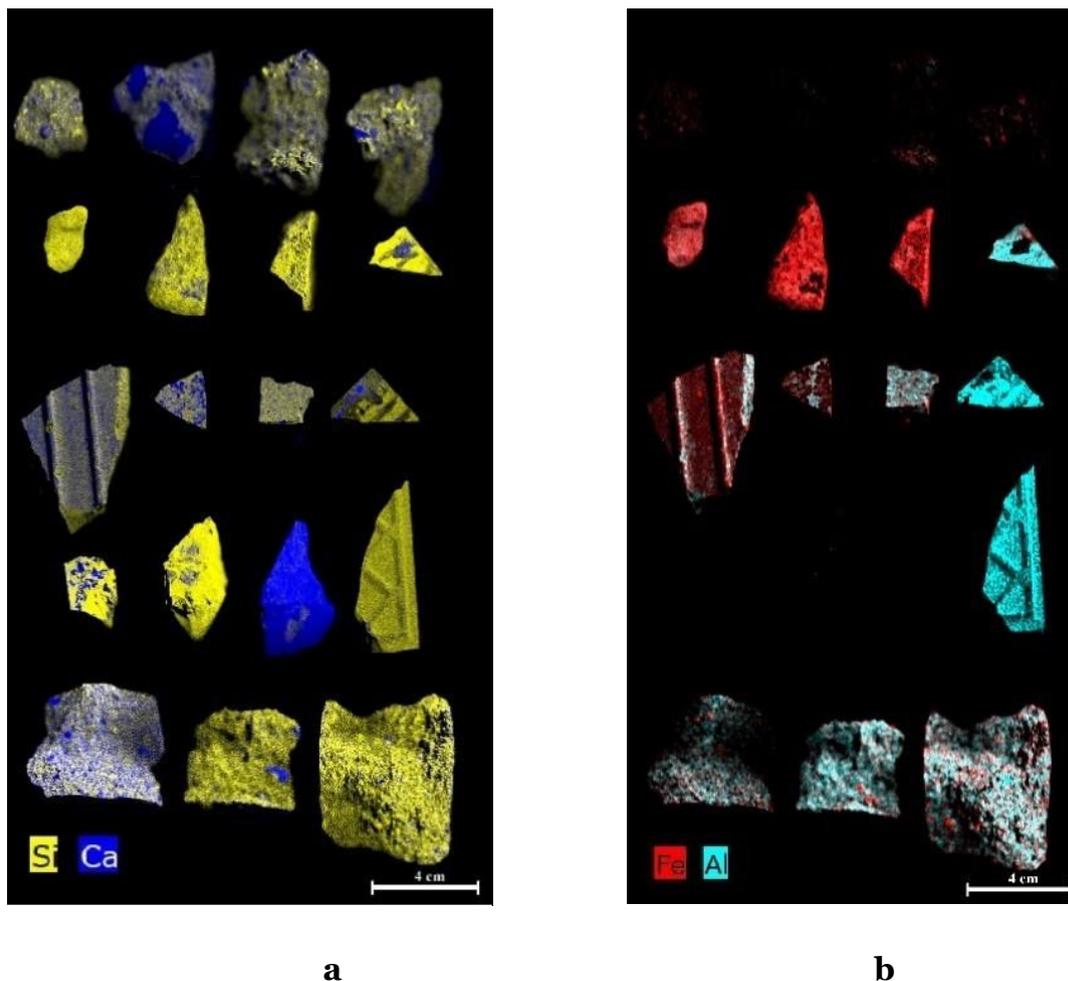


Figura 11. Mappe micro-XRF del dataset di validazione rappresentative della distribuzione degli elementi (a) Ca-Si e (b) Al-Si.

Tabella 2. Percentuale di massa (%) dei principali elementi appartenenti a ciascuna classe costituente il dataset di validazione

Classi	Elementi (massa %)									
	Ca	Si	Fe	Al	K	Mg	Ti	Mn	S	Sr
Concrete	79,66	10,42	3,71	3,15	1,03	0,44	0,39	0,17	0,83	0,20
Brick	37,76	33,82	10,8	9,14	4,21	2,51	1,03	0,23	0,34	0,16
Aggregate/Stone	53,27	45,17	0,68	-	0,34	-	0,17	0,11	0,26	-
Perforated Brick	34,95	29,28	13,34	9,58	4,59	-	1,27	0,41	6,35	0,23
Roof tile	40,36	28,16	11,05	9,21	3,82	0,28	1,23	2,76	3,13	-
Tile	15,46	51,69	5,89	16,47	6,00	2,43	1,55	0,13	0,38	-

Tabella 3. Sensitività and Specificità del modello PCA-kNN

	Aggregate/ stone	Background	Brick	Roof Tile	Cement mortar	Perforated Brick	Tile
Sensitività (Cal):	0,94	0,97	0,89	0,82	0,90	0,88	0,89
Specificità (Cal):	0,99	1,00	0,98	0,98	0,97	0,99	0,99
Sensitività (CV):	0,93	0,97	0,89	0,81	0,89	0,88	0,89
Specificità (CV):	0,99	1,00	0,98	0,98	0,97	0,99	0,99

È stato sviluppato un modello per valutare la possibilità di classificare diversi PBW con una composizione chimica simile e di riconoscere la presenza dei contaminanti. I risultati hanno dimostrato che l'approccio proposto può essere utilizzato per il rilevamento e la caratterizzazione di questo tipo di materiale, confermando così le potenzialità del metodo HSI. Inoltre, questo approccio rappresenta uno strumento veloce e non distruttivo che può essere utilizzato per sviluppare e implementare la gestione dei rifiuti dopo una catastrofe.

- Caso studio 2

In questo lavoro è stata esplorata una strategia innovativa basata sulla tecnica HSI per consentire il rilevamento e la selezione automatica di diversi tipi di PBW inerti come mattoni, tegole, calcestruzzo, mattoni forati e pietre. L'intervallo spettrale utilizzato per raggiungere questo obiettivo è il range *Short-Wave InfraRed* (SWIR: da 1000 a 2500 nm). Le immagini acquisite sono state elaborate con tecniche chemiometriche per esplorare i dati e valutare le caratteristiche dei campioni. In particolare, i campioni sono stati separati attraverso l'analisi delle componenti principali (PCA). Successivamente è stata sviluppata, impostata e implementata una classificazione basata sulla Support Vector Machine-Discriminant Analysis (SVM-DA) basata sulla riduzione dei dati in PCA. I risultati hanno mostrato come l'approccio proposto sia accurato e veloce nel riconoscere e classificare diversi tipi di inerti provenienti da siti post-terremoto.

Sono stati analizzati 58 campioni, appartenenti alla collezione Cosmari Srl, provenienti da rifiuti edili post-sisma prodotti durante il terremoto di Amatrice - Norcia del 2016 e 2017. Per costruire il modello di classificazione, è stato creato un dataset di calibrazione (Figura 12a) con un set di 18 particelle suddivise in 3 *Concrete*, 3 *Stone*, 9 *Roof Tile*, 3 *Perforated Brick*, 3 *Tile* e 6 *Brick*. Infatti, per eseguire la classificazione, è stato generato un dataset di validazione (Figura 12b) composto da 40 campioni appartenenti dallo stesso materiale del dataset di calibrazione. Sono stati fatti dei mosaici per ottenere i dataset, in particolare sono state unite dieci acquisizioni.

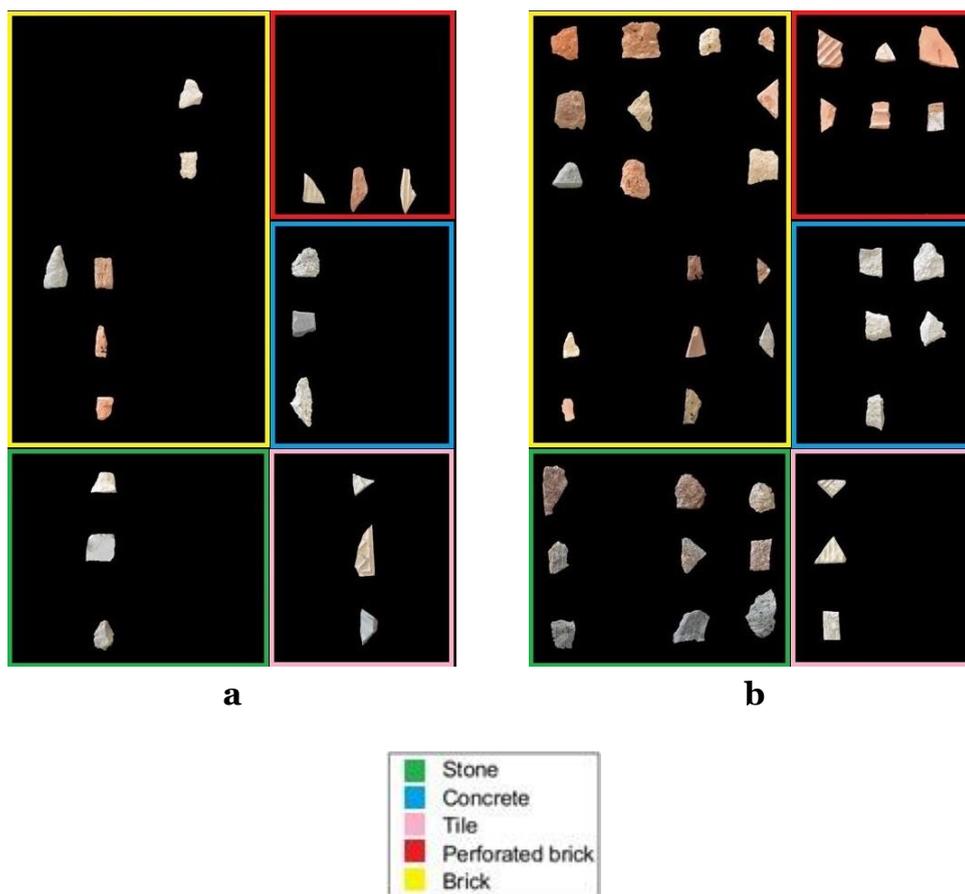


Figura 12. Immagini digitali dei campioni acquisiti per il dataset di (a) calibrazione e (b) validazione

L'analisi dei dati spettrali è stata condotta in tre fasi:

Fase n. 1 - Per evidenziare le differenze tra gli spettri e ridurre al minimo il rumore, sono stati utilizzati tre pre-processamenti, in particolare gli algoritmi: Smoothing (window: 31 pt) e Mean Center (MC);

Fase n. 2 - L'analisi delle componenti principali (PCA) è stata applicata per eseguire un'analisi esplorativa dei dati e ridurre il set di dati:

Fase 3 - Per costruire il modello di classificazione è stata utilizzata la SVM-DA, con la funzione kernel a base radiale e i valori scelti per l'*optimal cost* (C) e la *gamma function* sono rispettivamente 100 e 0,01. Per convalidare il modello è stata applicata una *cross-validation*

con 10 spettri per "split".

I risultati degli spettri medi grezzi e pre-processati delle cinque classi di materiali sono riportati nella Figura 13. Le caratteristiche di assorbimento negli spettri sono basate sui minerali contenuti nei materiali, ma ci sono anche altri tipi di assorbimenti dovuti ai materiali da costruzione prodotti dall'uomo, quindi presentano degli assorbimenti difficili da trovare in natura dato che si tratta di materiali artificiali. Inoltre, le firme spettrali possono essere alterate da agenti atmosferici e ambientali, che ne alterano le caratteristiche originali (Crowley et al., 2003). Tuttavia, sebbene sia piuttosto difficile da eseguire per un'attenta interpretazione delle caratteristiche degli spettri acquisiti, il range SWIR fornisce importanti informazioni sui campioni.

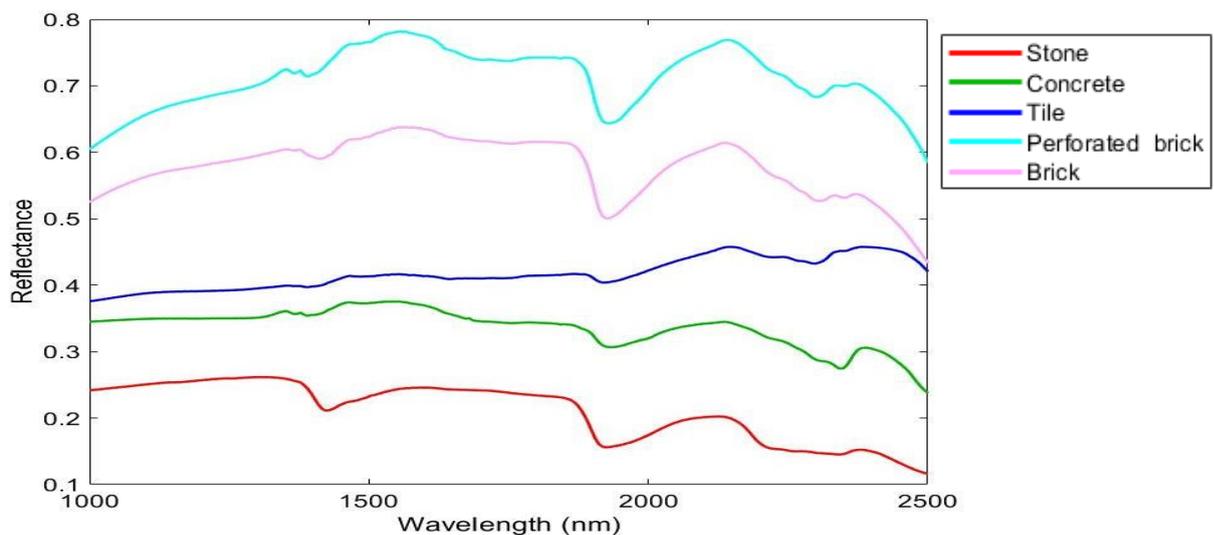
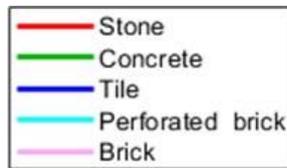
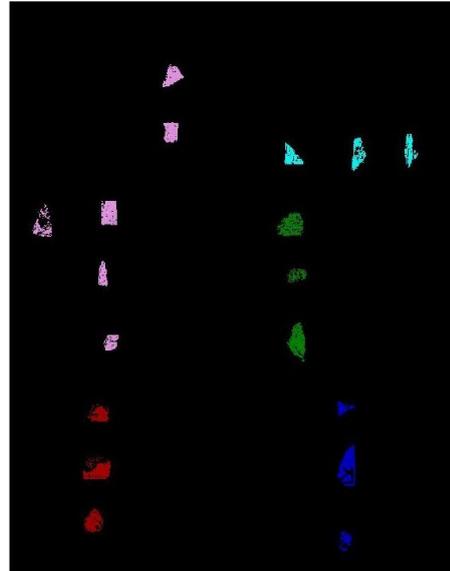
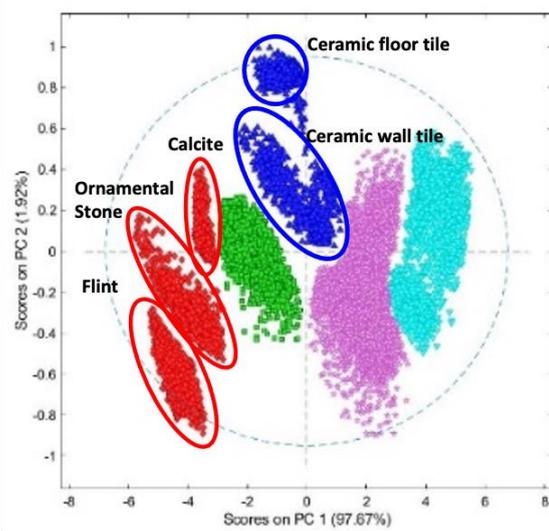


Figura 13. Spettri di medi delle cinque classi di materiali che costituiscono il dataset di calibrazione.

Le due classi *Perforated brick* e *Brick* hanno mostrato una firma spettrale simile, dovuta alla composizione chimica e molecolare simile, ma con un range di riflettanza diverso (Figura 13). Gli assorbimenti intorno ai 1400 nm e 1900 nm sono dovuti alle vibrazioni di stretching O-H e di deformazione H-O-H delle molecole d'acqua, presenti anche negli spettri della classe *Stone* (Crowley et al., 2003). La classe *Tile* mostra spettri caratterizzati da un assorbimento legato al legame Al-O-H, rilevato tra 2180 nm e 2230 nm (Herrmann et al., 2001). Nella classe *Concrete*, l'assorbimento intorno ai 2350 nm potrebbe identificare la calcite, che è uno degli ingredienti degli aggregati di un calcestruzzo (Goetz et al., 2009). Gli spettri sono stati poi pre-processati, attraverso l'applicazione dei seguenti algoritmi: Smoothing e Mean Center. I risultati della PCA sono mostrati nella Figura 15. Lo *score plot* lungo la PC1 e la PC2 mostra rispettivamente il 97,67% e l'1,92% della varianza. Lo *score plot* della PCA mostra chiaramente come i dati spettrali siano raggruppati in cinque gruppi distinti in base alle classi di materiali selezionate. Più in dettaglio, la PCA mostra che la classe *Stone* è mostrata in tre sottogruppi a causa dei diversi tipi di materiali lapidei presenti nel dataset. Inoltre, anche la classe *Tile* presenta due diversi sottogruppi, che rappresentano le piastrelle in ceramica da pavimenti e piastrelle in ceramica da pareti.



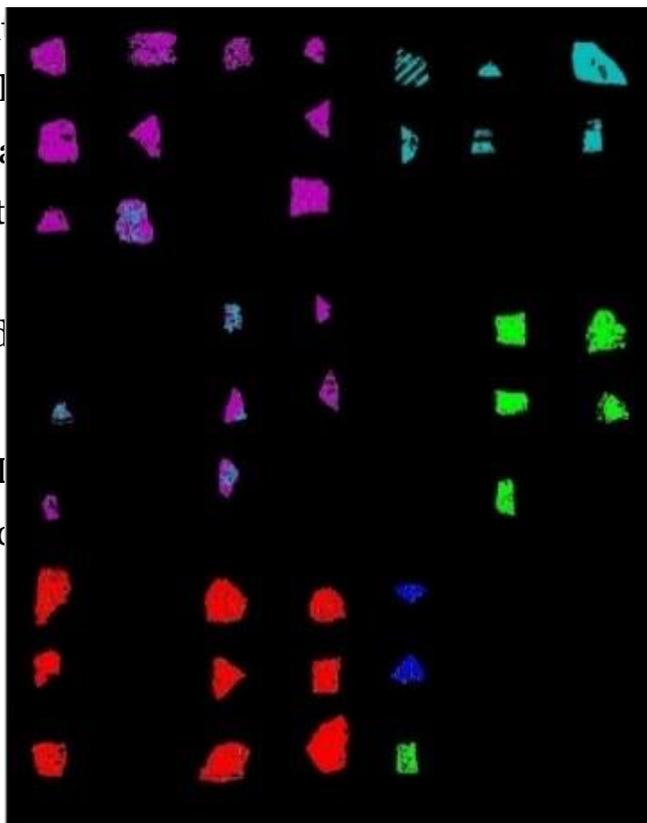
a

b

Figura 14. (a) Score plot della PCA risultante dai pre-processamenti Smoothing e Mean Center e (b) image of score rappresentativo delle classi impostate sul Score plot della PCA.

Per classificare rapidamente e con precisione i PBW, è stato applicato il modello SVM-DA. È stata implementata una *cross validation* per ottimizzare la funzione *cost* e del parametro *gamma*. Il

risultato del modello di classificazione, anche se si verificano alcune classificazioni errate, è stato verificato che le classi sono identificate correttamente. I dati sono stati assegnati in modo da verificare la predominanza di una classe.



risultato della classificazione, anche se si verificano alcune classificazioni errate, è stato verificato che le classi sono identificate correttamente. I dati sono stati assegnati in modo da verificare la predominanza di una classe. Il risultato del modello di classificazione, anche se si verificano alcune classificazioni errate, è stato verificato che le classi sono identificate correttamente.

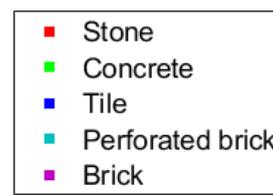


Figura 15. Mappa della predizione risultante dall'applicazione del modello SVM-DA, che mostra la classificazione di Brick, Perforated brick, Tile, Concrete e Stone.

Le prestazioni del modello di classificazione sono state inoltre valutate attraverso i risultati dei valori di Sensitività e Specificità (Tabella 4). I valori che vanno da 0,928 (*Brick*) a 1,00 (*Stone*) confermano la buona qualità del modello.

È stata condotta questa analisi per valutare la possibilità di identificare diversi tipi di PBW mediante un approccio SWIR-HSI. I risultati hanno dimostrato che l'approccio proposto, basato su un modello di classificazione SVM-DA, è in grado di operare una buona discriminazione dei diversi materiali analizzati. I risultati hanno anche mostrato che la tecnica proposta permette di discriminare materiali, come mattoni (*Brick*) e mattoni forati (*Perforated Brick*), caratterizzati da una composizione simile, il cui riconoscimento continua ad essere piuttosto impegnativo da eseguire. Questo aspetto è particolarmente rilevante perché può contribuire a migliorare il loro riciclo meccanico, sia in termini di quantità che di qualità. I risultati ottenuti rappresentano un importante punto di partenza per lo sviluppo e l'implementazione di strategie innovative finalizzate alla progettazione e alla messa a punto di procedure di riconoscimento e classificazione automatica delle frazioni inerti dei detriti post-catastrofe.

Tabella 4. Sensitività e Specificità del modello SVM-DA

	Stone	Concrete	Tile	Perforated Brick	Brick
Sensitivity (Cal):	1000	1000	0,999	0,995	0,999
Specificity (Cal):	1000	1000	1000	1000	0,999
Sensitivity (CV):	1000	1000	0,997	0,994	0,997
Specificity (CV):	1000	1000	1000	0,999	0,998
Sensitivity (Pred)	0,999	0,997	0,997	0,998	0,928
Specificity (Pred)	1000	0,999	1000	0,970	0,999

4.2 Grado di liberazione degli aggregati riciclati

Di seguito vengono illustrati lo sviluppo di diverse procedure automatiche in grado di effettuare un riconoscimento di varie tipologie di piastrelle, quindi di effettuare un riconoscimento anche della tipologia di materiale all'interno di una stessa categoria; e il controllo qualità di aggregati riciclati da muratura (RMA) provenienti da rifiuti edili post-terremoto, in modo da aumentare la fiducia nel riciclo degli aggregati, facilitando così l'ampliamento del mercato delle materie prime seconde.

- Caso studio 1

In questo lavoro, viene proposto e studiato un approccio basato sull'imaging iperspettrale al fine di ottenere un controllo qualità su diverse tipologie di campioni di piastrelle (*Tile*) provenienti da edifici danneggiati dal terremoto di Amatrice. L'attenzione è stata focalizzata sulle piastrelle poiché uno degli RMA più riutilizzati nel mondo dell'edilizia. Questo studio presenta una metodologia basata sulla combinazione di due tecniche analitiche, l'*imaging* iperspettrale nell'intervallo SWIR (1000-2500 nm) e la micro-fluorescenza a raggi X, al fine di discriminare le diverse tipologie di piastrelle e di rilevare la presenza di contaminanti, quale malta cementizia (*Cement mortar*) sulla superficie dei campioni. Per questo studio sono stati utilizzati nove campioni, al fine di costruire un modello automatico e verificare se l'approccio selezionato può discriminare diverse proprietà dei campioni (Figura 16).

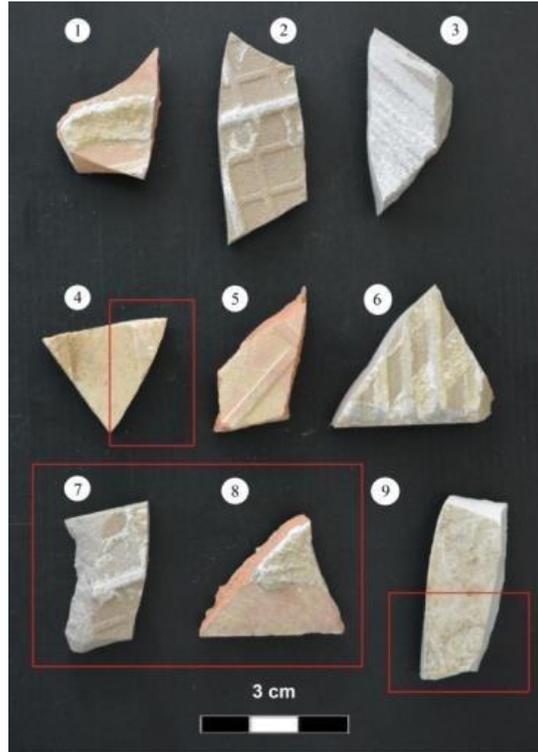


Figura 16. Immagine digitale dei campioni di esaminati, nel box rosso sono evidenziati i campioni utilizzati nel dataset di dati di calibrazione.

Per costruire il dataset di calibrazione è stata acquisita una sola immagine iperspettrale. Sono stati selezionati quattro campioni, più in dettaglio, i campioni 7 e 8, e la metà dei campioni 4 e 9, mentre la parte restante è stata utilizzata per il dataset di validazione, come mostrato in Figura 16. In particolare, si tratta di *Gres*, *Cotto*, *Ceramic floor tile* (Ceramiche da pavimento) e *Ceramic wall tile* (Ceramiche da muro).

I campioni sono stati prima analizzati attraverso l'analisi micro-XRF, al fine di valutare la composizione chimica e la loro valutazione quantitativa rilevata sui campioni di superficie indagati.

I dati HSI sono stati pre-processati con differenti algoritmi, in modo da evidenziare le differenze spettrali tra i campioni e per ridurre il potenziale effetto di fonti esterne che possono influenzare le caratteristiche degli spettri raccolti. In particolare, sono stati utilizzati: MSC (Median), Detrend e MC. In questo caso studio è stato utilizzato il modello di classificazione PLS-DA per costruire un modello predittivo in grado di identificare le diverse classi *Tile* e *Cement mortar*.

Il risultato delle mappe micro-XRF che rappresentano la distribuzione di calcio, ferro, alluminio e silice è riportata in Figura 17. In base alla composizione delle piastrelle, i campioni possono essere separati attraverso la diversa distribuzione e presenza di silice, ferro e alluminio, mentre i campioni ricoperti di malta cementizia (*Cement mortar*) sono stati rilevati attraverso la presenza di calcio. Inoltre, l'analisi micro-XRF della distribuzione degli elementi chimici sui campioni analizzati è stata utilizzata per costruire il modello di classificazione. Nella Tabella 5, si può osservare che i campioni 1-5-8, definiti nella classe *Cotto*, sono caratterizzati da una media di Si ~40%, Ca ~18% e Fe ~17%. Invece, la classe *Ceramic wall tile* è rappresentata da una media di Si ~60%, Ca ~5% e Fe ~4% nei campioni 2-3-6-7. Il campione 4 è composto dal 35% di Si e dal 16% di Fe, definito dalla classe *Ceramic floor tile*. Il campione 9 è caratterizzato dalla classe *Gres*, che mostra una quantità del 66% di Si e del 22% di Al. Nella Figura 18a sono riportati gli spettri medi grezzi dei diversi tipi *Tile* e delle classi *Cement mortar*, mentre nella Figura 18b gli spettrimeredi pre-processati.

Le caratteristiche di assorbimento degli spettri della malta cementizia, visibili intorno ai 1400 nm e 1900 nm, sono dovute alle vibrazioni di stretching O-H e di deformazione H-O-H delle molecole d'acqua (Crowley et al., 2003).

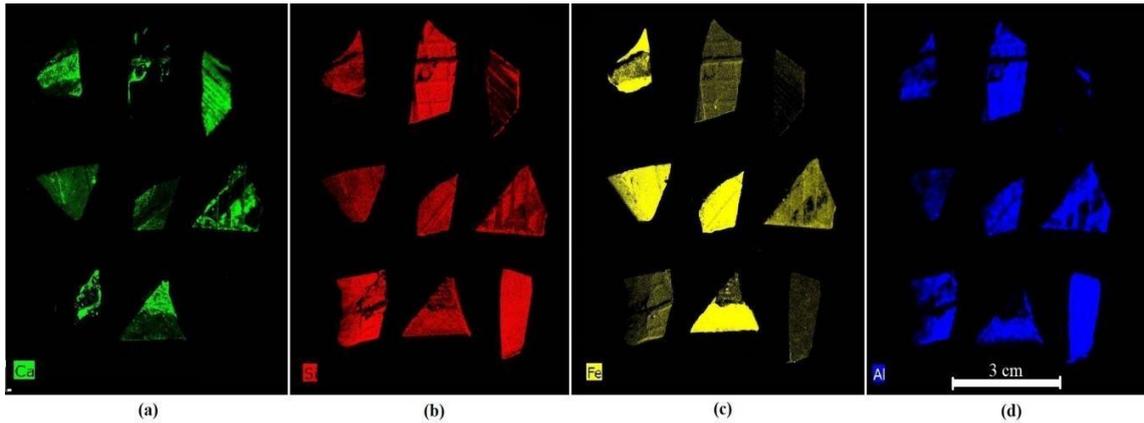


Figura 17. Mappe micro-XRF del dataset che mostra la distribuzione degli elementi rappresentativi: (a) Ca, (b) Si, (c) Fe e (d) Al.

Inoltre, l'assorbimento a 2350 nm potrebbe identificare la calcite (Goetz et al., 2009). Gli spettri delle piastrelle presentano un assorbimento accentuato intorno ai 2200 nm. Questa caratteristica potrebbe essere attribuita a un maggiore contenuto di Al, come osservato dai risultati della mappa micro-XRF. Infatti, nell'intervallo SWIR tra 2180 e 2230 nm viene rilevata una banda combinata legata al legame Al-O-H (Herrmann et al., 2001).

Tabella 5. Percentuale di massa (%) dei principali elementi appartenenti a ciascun campione di piastrella indagato.

Campioni	Elementi (massa %)							
	Si	Ca	Fe	Al	K	Ti	Mn	S
1	43,8	19,0	17,6	12,1	5,6	1,4	0,3	0,1
2	60,8	5,1	4,3	16,8	11,4	1,7	0,1	0,0
3	60,9	5,8	3,9	16,2	11,0	1,9	0,0	0,3
4	35,0	30,7	16,4	10,8	5,0	1,3	0,3	0,4
5	41,6	18,9	17,1	14,1	6,5	1,4	0,4	0,0
6	60,4	4,9	4,6	17,1	10,7	1,9	0,1	0,3
7	61,9	4,2	3,9	16,4	11,9	1,8	0,1	0,0
8	39,9	20,1	16,9	14,4	6,1	1,4	0,3	0,9
9	66,1	2,1	2,3	22,0	6,3	1,1	0,0	0,2

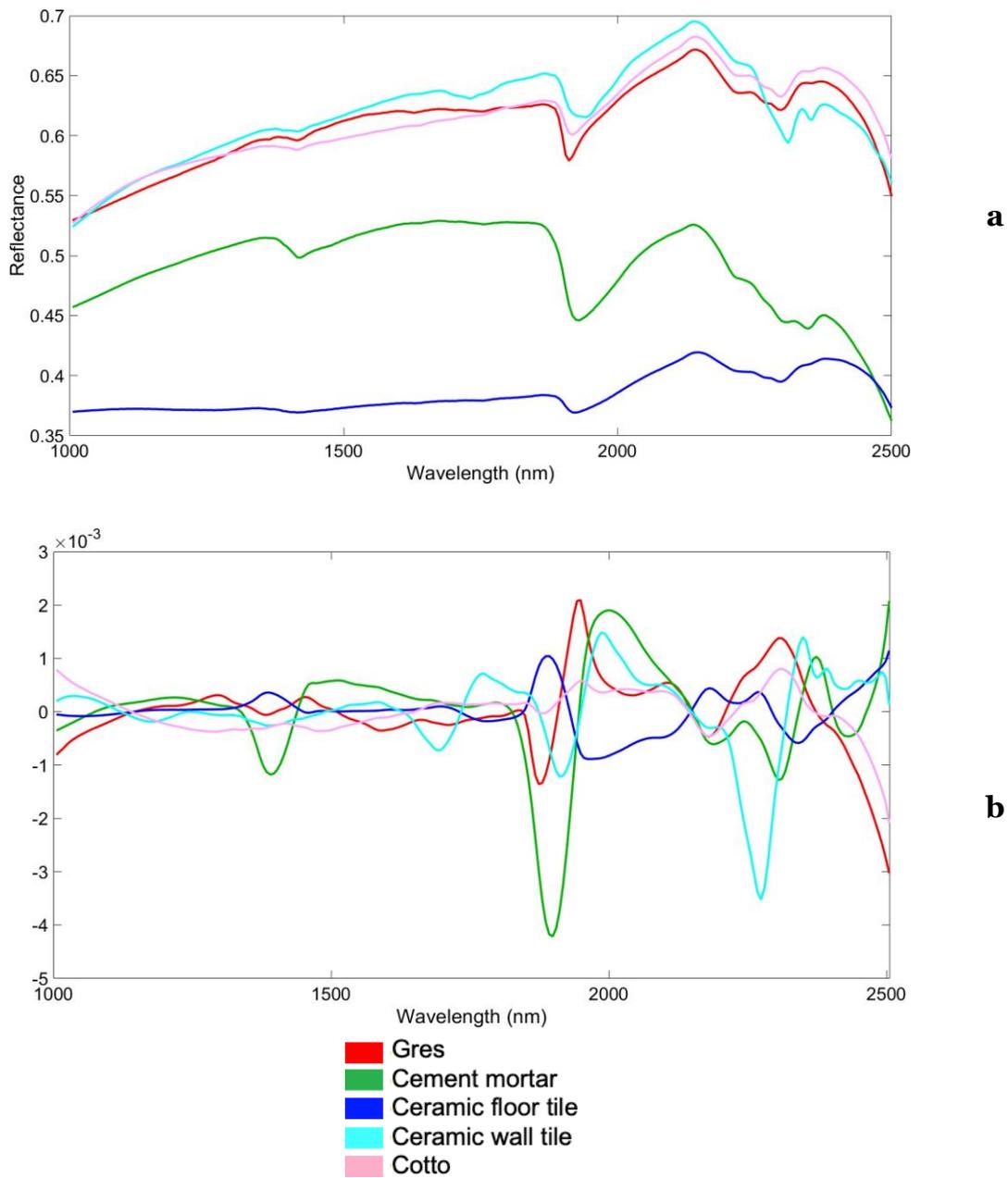


Figura 18. Spettri medi grezzi (a) pre-processati (b) delle particelle di Gres, Cement mortar, Ceramic floor tile, Ceramic wall tile e Cotto, ottenuti applicando gli algoritmi: MSC (Median, no intercept), Detrend, MC.

Dopo la fase di pre-processamento, è stata applicata l'analisi delle componenti principali (PCA). Nella Figura 19 viene riportato lo *score plot* della PC₁-PC₃, che mostra che i dati spettrali sono raggruppati in gruppi distinti secondo le loro firme spettrali. La maggior parte della varianza catturata è stata del 94,51% nelle prime 4 PC.

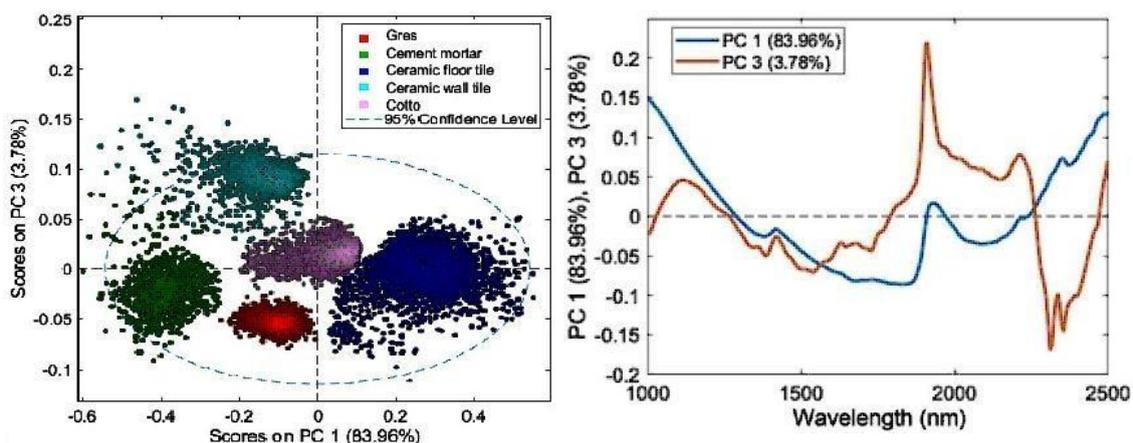


Figura 19. (a) Score plot della PCA del dataset di calibrazione e (b) loadings plot di PC₁-PC₃.

Infine, un modello PLS-DA è stato sviluppato e applicato al dataset di validazione per classificare le piastrelle e la malta di cemento sulle superfici dei campioni. Le tecniche di pre-processamento sono state le stesse utilizzate per le analisi PCA ed è stata applicata una *cross validation* 'Contiguous blocks' con 10 split.

I risultati hanno mostrato una varianza catturata del 94,16%, con 4 variabili latenti (LV). I valori di Sensitività e Specificità ottenuti dal modello PLS-DA stabiliscono valori prossimi a 1, per cui il modello è considerato abbastanza soddisfacente (Tabella 6). In particolare, sono stati ottenuti buoni risultati per la classificazione del *Cotto* e delle *Cement mortar*, in quanto sia la Sensitività che la Specificità sono rispettivamente da 0,987 a 1 e da 0,925 a 0,981 nella

calibrazione e nella cross-validazione. I risultati di PLS-DA sono riportati nella Figura 20, in termini di mappa di previsione, che mostra che tutti i campioni sono stati identificati e classificati correttamente. Confrontando la mappa di previsione con le corrispondenti mappe micro-XRF (Figura 17), è possibile osservare un buon riconoscimento qualitativo dei materiali di *Tile* e *Cement mortar*.

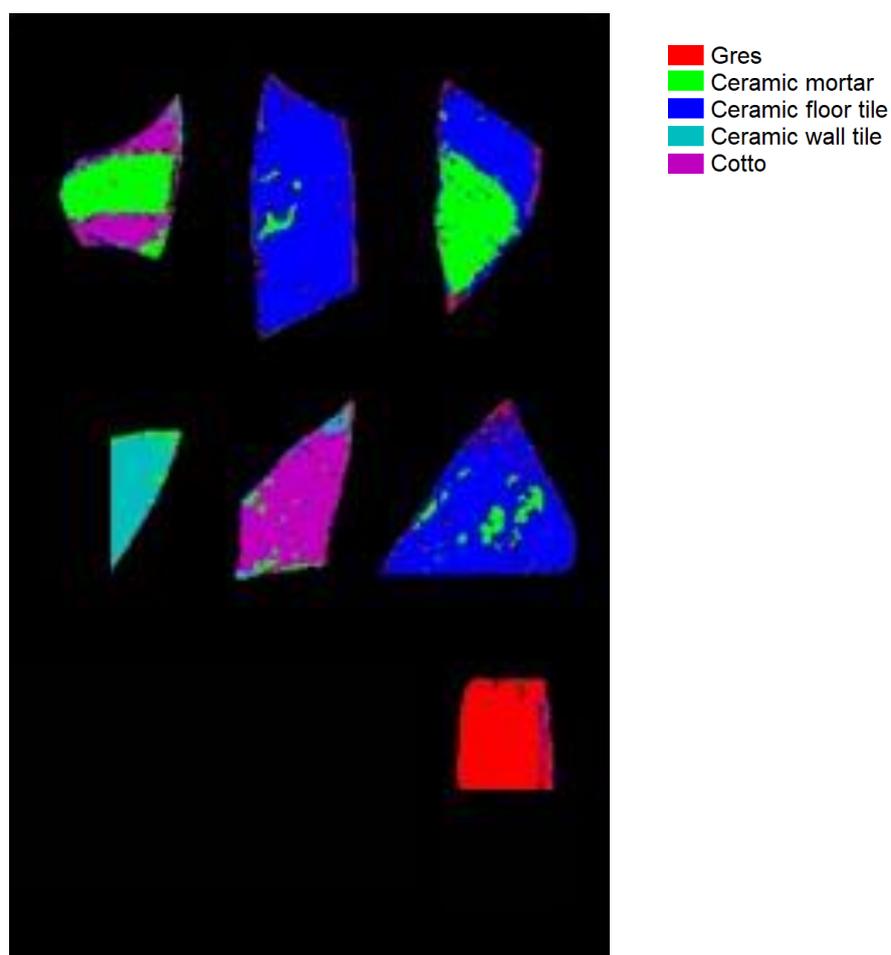


Figura 20. Mappa di previsione ottenuta dall'applicazione del modello di classificazione PLS-DA sul dataset di validazione.

Tabella 6. Sensitività and Specificità del modello PLS-DA

	Cotto	Ceramic floor tile	Ceramic wall tile	Gres	Cement mortar
Sensitività (Cal):	1,000	0,981	0,964	0,966	0,961
Specificità (Cal):	0,988	0,995	0,992	0,974	0,980
Sensitività (CV):	1,000	0,981	0,963	0,962	0,960
Specificità (CV):	0,987	0,995	0,990	0,972	0,980
Sensitività (Pred)	0,992	0,925	0,981	0,939	0,941
Specificità (Pred)	0,987	0,994	0,983	0,885	0,872

La metodologia presentata in questo studio è in grado di riconoscere e classificare diversi tipi di materiali, in particolare è il grado di discriminare diverse tipologie di materiale appartenente alla stessa categoria. Questo permetterebbe di ottenere una separazione migliore, al fine di ottenere dei RMA di ottima qualità.

- Caso studio 2

In questo lavoro, la valutazione del grado di liberazione dei frammenti di RMA dalla presenza di contaminanti, quali malta cementizia, è stata effettuata mediante HSI abbinata a un approccio di *machine learning*. Sugli stessi campioni sono state ottenute anche mappe di micro-fluorescenza a raggi X per validare i risultati della classificazione HSI. I risultati hanno mostrato che è possibile identificare malta cementizia sulla superficie della RMA, e valutarne il grado di liberazione.

I campioni sono costituiti principalmente da piastrelle riciclate (Tile), in particolare sono RMA puro, RMA parzialmente o totalmente ricoperto da malta cementizia e malta cementizia pura (*Cement matrix*). I campioni sono stati suddivisi in set di dati di calibrazione e validazione (Figura 21), utilizzati per lo sviluppo e l'applicazione del modello di classificazione HSI.

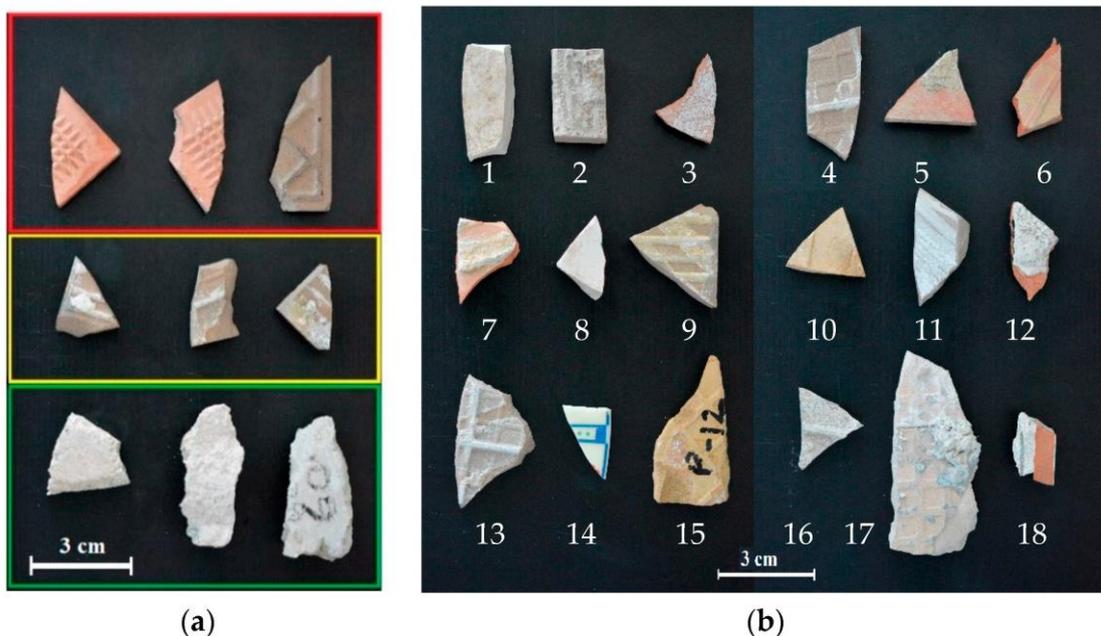
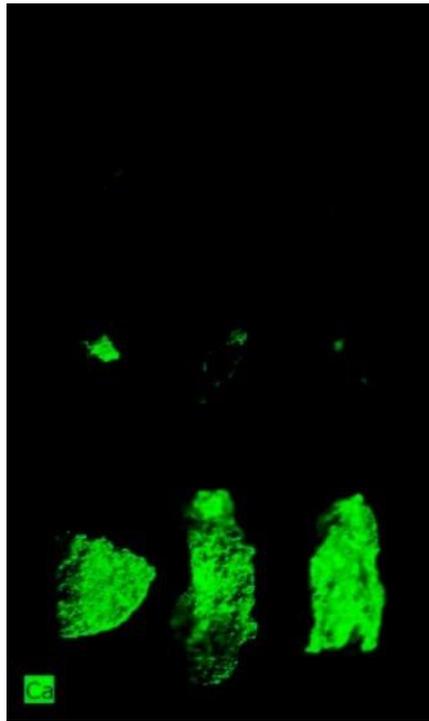


Figura 21. Immagine digitale dei campioni acquisiti: (a) dataset di calibrazione composto da RMA puro (riquadro rosso), RMA parzialmente (riquadro giallo) e totalmente ricoperto da malta cementizia (riquadro verde) e (b) validazione dataset composto da RMA puri e parzialmente o totalmente ricoperte da piastrelle di malta cementizia.

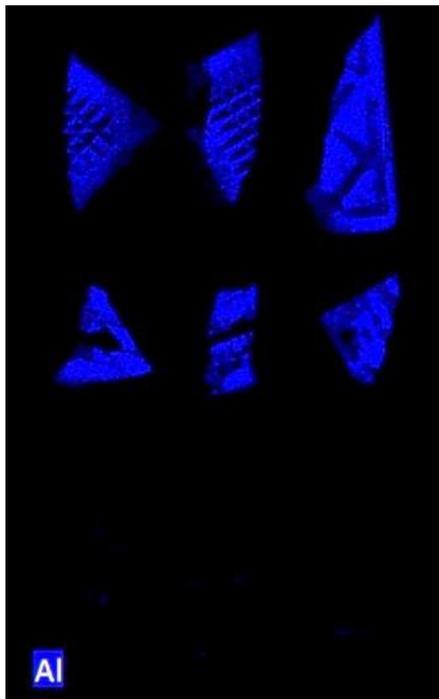
I risultati delle mappe micro-XRF del dataset di calibrazione sono riportati nella Figura 22. Le mappe hanno evidenziato le principali differenze chimiche tra le due classi di materiali studiati e di valutare la distribuzione sulla superficie dei frammenti degli elementi chimici selezionati rappresentativi delle due classi di materiali (cioè, *Tile* e *Cement matrix*). In particolare, le mappe di calcio e silicio sono rappresentative della presenza di aggregati oppure alla decarbonatazione del CaO che può rappresentare la classe *Cement matrix* e di SiO₂ che costituisce la classe *Tile*, rispettivamente. Ferro e alluminio consentono una migliore identificazione dei *Tile*, in quanto sono presenti in una concentrazione molto bassa nella classe *Cement matrix*.



a



b



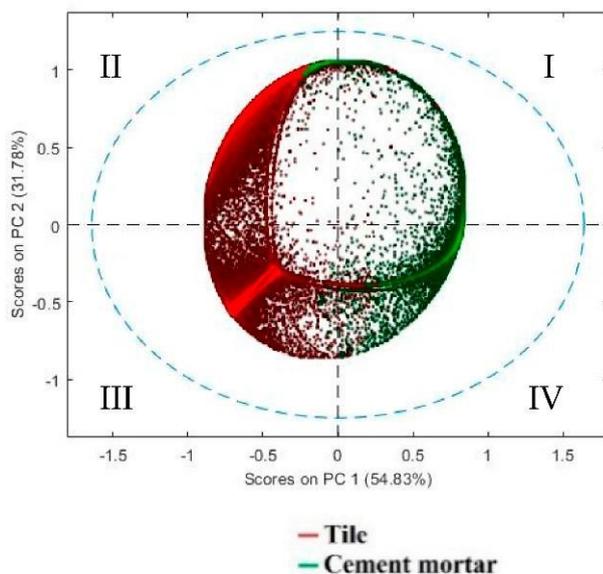
c



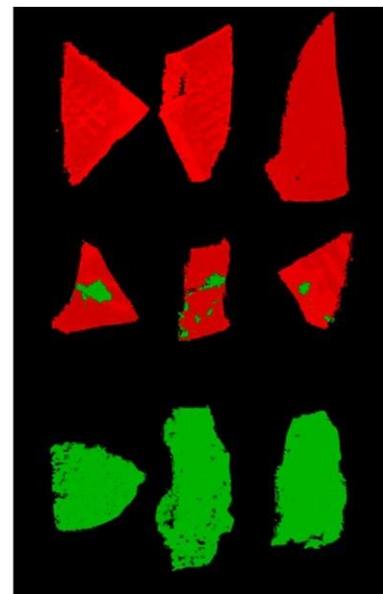
d

Figura 22. Mappe micro-XRF del dataset di calibrazione che mostra la distribuzione degli elementi rappresentativi per le due classi di materiali: (a) Ca, (b) Si, (c) Al e (d) Fe.

Per quantificare la percentuale di *Tile* e di *Cement matrix* su ciascun frammento utilizzando le mappe micro-XRF, tutte le mappe degli elementi sono state concatenate e si è creato un mosaico (Andrade et al., 2021). Il dataset risultante è stato pre-processato con SNV e Autoscale, prima dell'analisi PCA. Il modello PCA richiede le prime tre PC per esprimere una varianza totale catturata del 100%. Lo *score plot* della PCA (Figura 23a) mostra una buona discriminazione tra le due classi. Nello *score plot* della PC1 e PC2 è possibile osservare che i pixel della classe *Tile* possono essere facilmente discriminati, essendo principalmente concentrati nel secondo e terzo quadrante. I pixel appartenenti alla classe *Cement matrix* sono presenti in diverse regioni del grafico, principalmente nel primo e nel quarto quadrante. L'*image score*, con le classi settate, mostra la distribuzione dei pixel della classe *Cement matrix* e *Tile* sulle superfici del campione in base all'analisi micro-XRF (Figura 23b).



(a)



(b)

Figura 23. (a) Score plot della PCA utilizzato per analizzare i dati micro-XRF, applicando i seguenti pre-processamenti SNV e Autoscale, e (b) image of score rappresentativa delle classi impostate sullo score plot della PCA.

Gli spettri medi grezzi dei materiali analizzati per le classi *Tile* e *Cement matrix* sono riportati nella Figura 24a. Le caratteristiche di assorbimento degli spettri della malta di cemento, visibili intorno ai 1400 nm e 1900 nm, sono dovute alle vibrazioni di stretching O-H e di deformazione H-O-H delle molecole d'acqua (Crowley et al., 2003). Inoltre, l'assorbimento a 2350 nm potrebbe identificare la calcite (Goetz et al., 2009). Gli spettri delle piastrelle presentano un assorbimento accentuato intorno ai 2200 nm. Questa caratteristica potrebbe essere attribuita a un maggiore contenuto di Al, come osservato dai risultati della mappa micro-XRF. Infatti, nell'intervallo SWIR tra 2180 nm e 2230 nm viene rilevata una banda combinata legata al legame Al-O-H (Herrmann et al., 2001). Gli spettri corrispondenti pre-trattati, ottenuti dopo l'applicazione di SNV, Derivative e Mean Center, sono mostrati in Figura 24b.

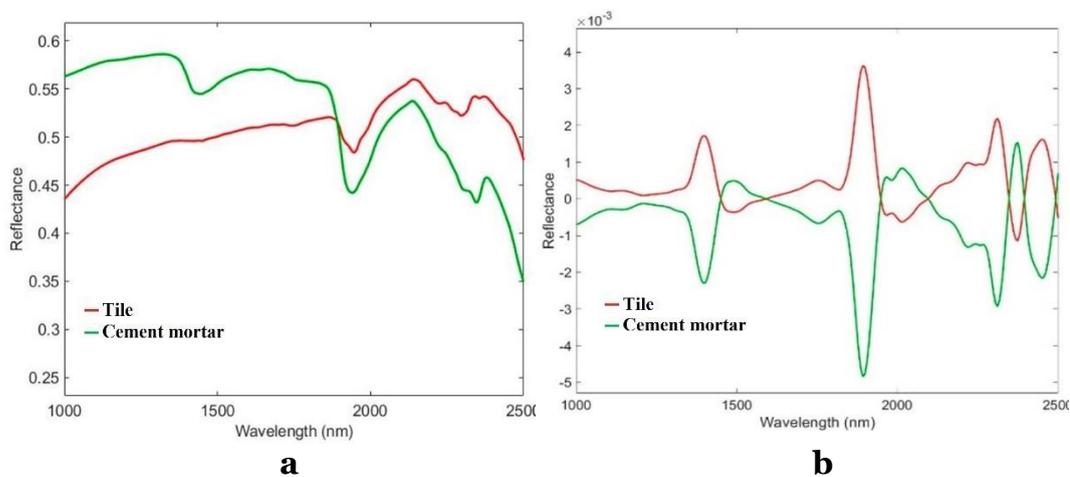


Figura 24. Spettri medi grezzi (a) e pre-processati (b) delle due classi di materiali che costituiscono il dataset di calibrazione.

Il modello PCA richiede quattro PC per esprimere una varianza totale catturata del 91,90%. Lo *score plot* della PC1-PC3 (Figura 25) mostra una buona discriminazione tra la classe *Tile* e *Cement matrix*. In particolare, l'analisi della PC1 e PC3 mostra che la classe *Cement matrix* è raggruppata in due sottogruppi, a causa della diversa morfologia dei campioni selezionati, che produce rumore. Partendo dal dataset di calibrazione dalla PCA, è stato creato un modello PLS-DA e applicato al dataset di validazione. I risultati sono mostrati nella Figura 26 in termini di mappe di predizione. Confrontando la mappa di predizione con l'immagine corrispondente (Figura 21), è possibile osservare un buon riconoscimento qualitativo dei materiali, tranne che per i campioni 10, 11 e 13. Questi campioni sono stati classificati in modo errato, a causa della loro superficie irregolare che genera *scattering*. Il modello PLS-DA è stato valutato in termini di Sensitività e Specificità (Tabella 7) con dei valori che vanno da 0,931 a 0,982 e da 0,850 a 0,928 per le due classi di materiali rispettivamente, sia in calibrazione che in cross validazione.

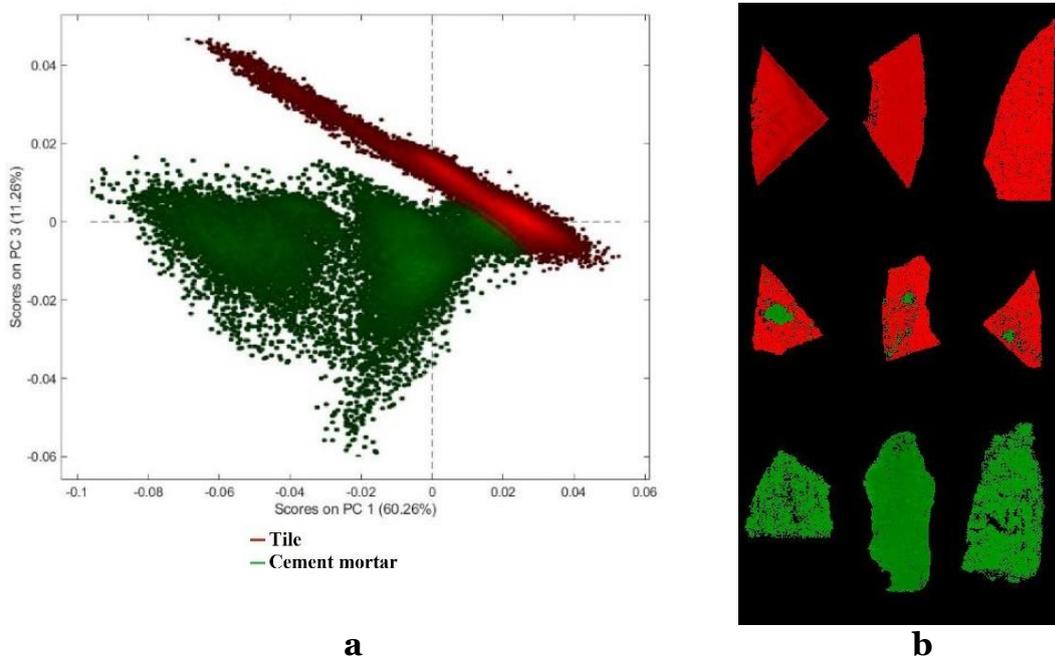


Figura 25. (a) Score plot (PC1-PC3) del dataset di calibrazione e (b) image of score mostra i pixels corrispondenti delle due classi settate score plot della PCA.

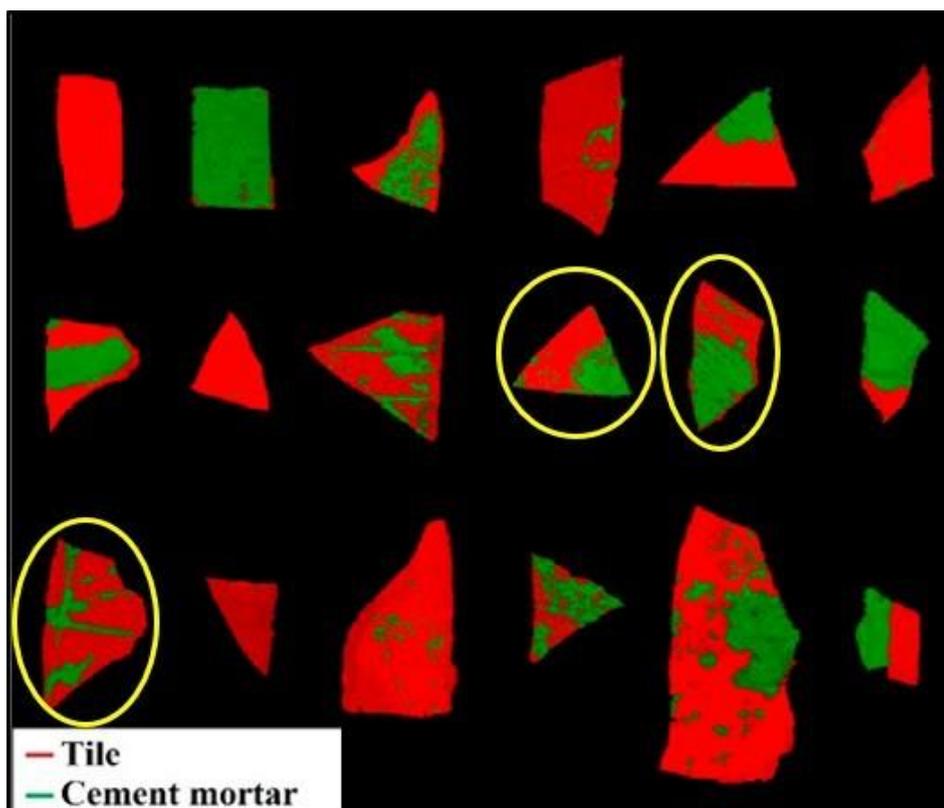


Figura 26. Mappa di predizione risultante dall'applicazione del modello PLS-DA, mostra la classificazione di *Tile* e *Cement mortar* dei materiali sui differenti campioni.

La mappa di predizione ottenuta dal modello PLS-DA è stata confrontata con i risultati ottenuti dalla micro-XRF, al fine di valutare la corretta assegnazione alle due classi di materiali in termini di pixel in percentuali (Figura 27).

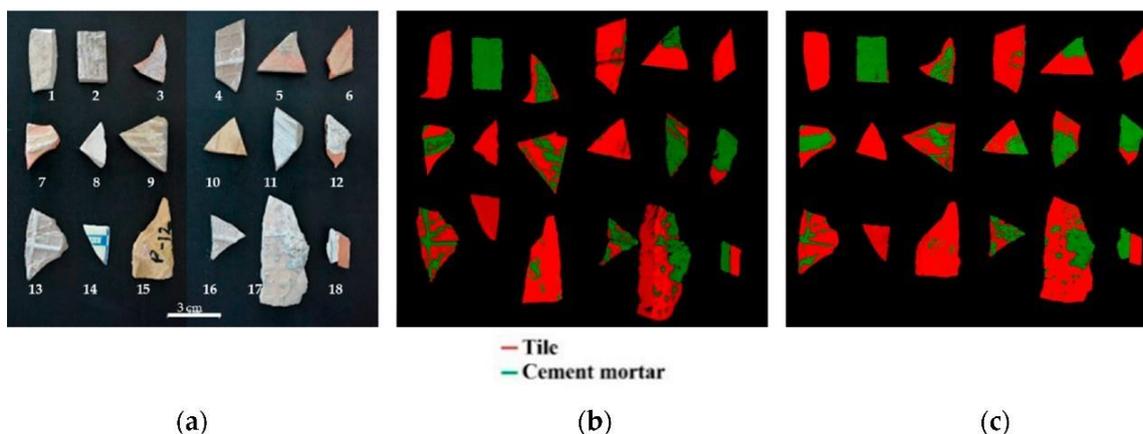


Figura 27. Comparazione dei risultati del dataset di validazione: (a) image digitale con i labels dei campioni; (b) score image della PCA micro-XRF e (c) mappa di predizione HSI.

La statistica della popolazione delle classi *Tile* e *Cement matrix* per ciascun campione ottenuta con l'analisi micro-XRF e HSI è stata valutata quantitativamente, e i risultati sono riportati nella Tabella 7. Le percentuali di distribuzione dei pixel tra *Tile* e *Cement matrix* per ogni frammento indagato ottenute con la previsione HSI sono in accordo con quelle ottenute con l'analisi micro-XRF. Questo risultato conferma la buona qualità che il modello di classificazione PLS-DA. Più in dettaglio, la differenza percentuale tra le due tecniche applicate va dallo 0 all'8%, ad eccezione dei campioni numero 10, 11 e 13, caratterizzati da un errore che va dal 14 al 34% per entrambe le classi di materiali. Ciò è probabilmente dovuto alla morfologia dei campioni, che mostrano alcune regioni non perfettamente a fuoco. Tuttavia, la qualità del rilevamento può essere considerata buona, poiché il modello PLS-DA è stato in grado di rilevare la maggior parte dei pixel corrispondenti alla malta cementizia.

Tabella 7. Percentuale di pixel appartenenti a ciascuna classe (cioè *Tile* and *Cement mortar*) in ogni campione della mappa di previsione HSI e la mappa micro-XRF

Campioni	Micro-XRF		HSI	
	Tile (pixel %)	Cement Mortar (pixel %)	Tile (pixel %)	Cement Mortar (pixel %)
1	100	0	100	0
2	0	100	4	96
3	45	55	51	49
4	93	7	95	5
5	74	26	70	30
6	99	1	98	2
7	50	50	50	50
8	100	0	100	0
9	61	39	67	33
10	95	5	61	39
11	26	74	44	56
12	20	80	19	81
13	60	40	74	26
14	98	2	99	1
15	90	10	95	5
16	35	65	43	57
17	72	28	73	27
18	52	48	51	49

I risultati hanno mostrato che la tecnologia proposta, combinata con specifiche logiche chemiometriche, è particolarmente adatta ad effettuare l'identificazione della malta cementizia attaccata alla superficie delle piastrelle, quindi effettuare un controllo qualità degli aggregati riciclati. La correttezza dei risultati HSI è stata confermata anche dal confronto con le corrispondenti mappe degli elementi dell'analisi al micro-XRF. L'approccio innovativo proposto, utile per l'identificazione e il controllo qualità di piastrelle da riutilizzare come RMA, può rappresentare un importante strumento di analisi in un'ottica di economia circolare e di sviluppo sostenibile.

Al fine di ridurre così i costi legati al loro effettivo smaltimento in discarica e l'inquinamento ambientale.

4.3 Contaminanti pericolosi e non pericolosi

- Materiali contenenti amianto ACM

I disastri naturali creano enormi quantità di rifiuti (Xiao et al., 2017). Molti materiali contenenti amianto (ACM) vengono distrutti durante un evento sismico e vi è il rischio che le particelle fini di amianto si diffondano nell'aria (Ishihara, 2012). Se inalate, questa tipologia di fibre provocano gravi malattie come il cancro ai polmoni, il mesotelioma (Azuma et al., 2009) e l'asbestosi (EPA, 2020). In questa prospettiva, dopo un terremoto, è necessario separare gli ACM e rimuovere questa frazione pericolosa, consentendo così alle frazioni inerti di essere riciclate e riutilizzate come materie prime seconde (Reinhart et al., 1999; Brown et al., 2011). Tale approccio è di fondamentale importanza perché riduce il conferimento in discarica, favorendo la resilienza delle aree interessate ed evitando lo sfruttamento di materie prime non rinnovabili. La gestione dei PBW è delicata e spesso i materiali contenenti amianto non sono visibili. La presenza di amianto nei rifiuti edili rende pericoloso il loro trattamento, in quanto attualmente la gestione dei rifiuti post-terremoto viene effettuata manualmente dagli operatori e l'esposizione può essere dannosa per la loro salute.

Un sistema basato sull'*imaging* iperspettrale potrebbe essere una valida soluzione per riconoscere e separare i materiali pericolosi dai prodotti di riciclo. Sono stati condotti diversi studi per eseguire l'identificazione dell'amianto utilizzando il sistema HSI (Bonifazi et al., 2015, 2016, 2018, 2019; Serranti et al., 2019). In questa prospettiva, lo studio mira a sviluppare un metodo non distruttivo, accurato e rapido per rilevare l'ACM e riconoscere i diversi tipi di PBW per ottenere il metodo migliore per identificare e separare correttamente i diversi tipi di materiale.

I campioni analizzati sono costituiti da frammenti di PBW e ACM. I campioni di PBW, composti da un campione di *Tile*, uno di *Concrete*, uno di *Brick* e uno di *Stone* provenienti dagli edifici crollati durante il terremoto di Amatrice (Italia) nel 2016 e 2017, sono stati raccolti e stoccati dall' impianto Cosmari Srl.

Per ogni dataset, sono stati selezionati quattro campioni di PBW e un campione di ACM, in particolare da 'Materit' (Figura 28). È stato ottenuto un mosaico sia per il set di calibrazione che di validazione.

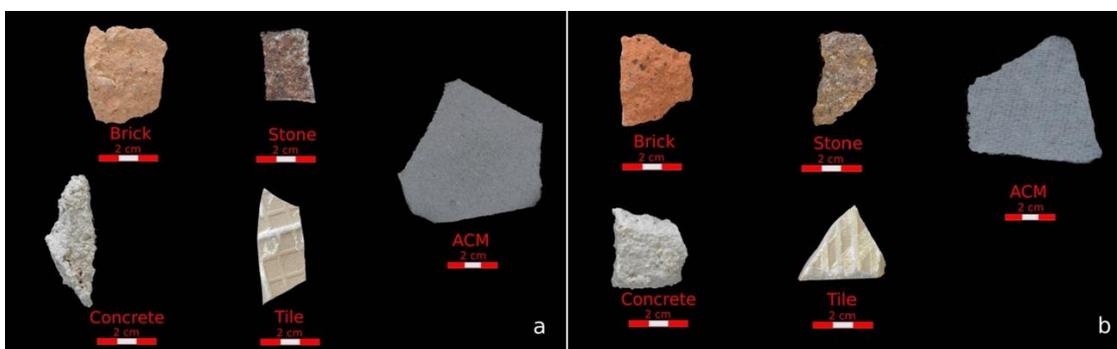


Figura 28. Immagini digitali dei campioni acquisiti: (a) calibrazione e (b) dataset di validazione.

È stato utilizzato un modello gerarchico basato su 4 Rule sviluppate per classificare i cinque campioni. Una tabella descrittiva del modello gerarchico è mostrata in Tabella 8.

Tabella 8. Descrizione delle strategie di pre-elaborazione applicate agli spettri delle diverse classi per ciascuna Rule

Rule	Pre-processing	Classification Output
1	Detrend	Tile+Concrete
	Mean Center	ACM+Stone+Brick
2	Smoothing (window: 21 pt)	ACM+Stone
	Mean Center	Brick
3	Multiplicative Scatter Correction (MSC) (median)	ACM
	Detrend	Stone
	Mean Center	
4	Multiplicative Scatter Correction (MSC) (median)	Tile
	Detrend	Concrete
	Mean Center	

Gli spettri medi di riflettanza del campione sono mostrati nella Figura 29. Gli spettri grezzi sono stati analizzati preliminarmente per individuare e confrontare le loro caratteristiche. Le caratteristiche di assorbimento, visibili intorno a 1400 nm e 1900 nm, sono dovute alle vibrazioni di stretching O-H e di deformazione H-O-H delle molecole d'acqua (Crowley et al., 2003). Gli assorbimenti evidenziati negli spettri del calcestruzzo a 2350 nm identificano la calcite (Goetz et al., 2009). Gli spettri medi della classe ACM mostrano effetti spettroscopici vibrazionali negli intervalli di lunghezza d'onda di 1380-1400 nm, indicando la presenza nei campioni di fibre di amianto (Bonifazi et al., 2019; Krówczyńska et al., 2017). Per migliorare la separazione tra materiali ACM e PBW, sono state applicate diverse strategie di pre-processing in modo da ridurre il rumore ed enfatizzare le differenze spettrali, riassunte nella Tabella 8. Per costruire il modello di classificazione sono state sviluppate quattro diverse Rule. La Rule 1 è stata adottata per effettuare una separazione tra le classi ACM+Stone+Brick e le classi Tile+Concrete. Le Rule 2 e 3 hanno permesso di effettuare una classificazione in due fasi, individuando preliminarmente la classe Stone e successivamente di ACM e Brick. Infine, l'applicazione della Rule 4 ha migliorato la separazione tra Tile e Concrete.

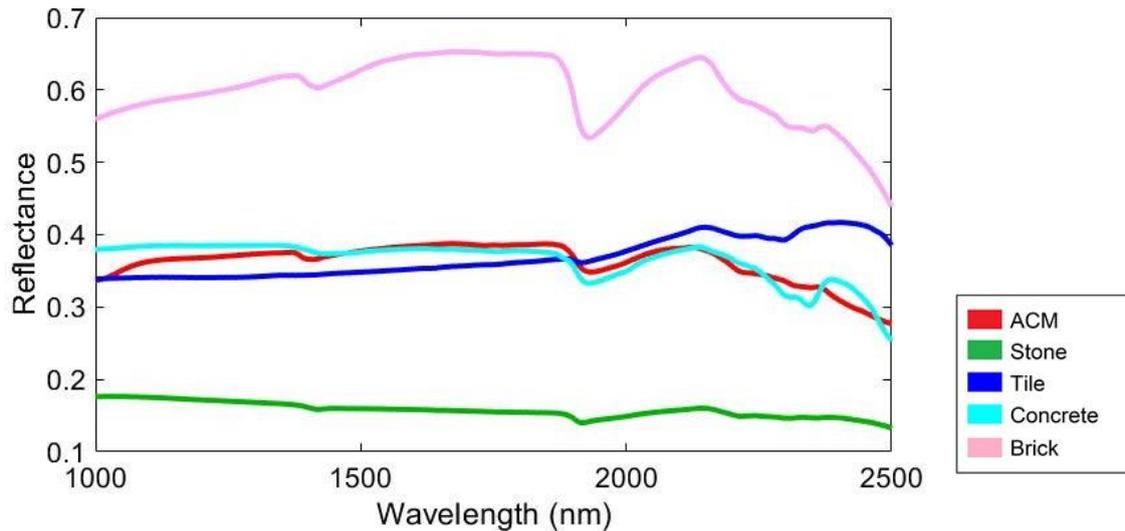


Figura 29. Spettri medi delle cinque classi dei materiali che costituiscono il dataset di calibrazione.

- Rule 1

I risultati degli spettri pre-processati e lo score plot della PCA corrispondente sono riportati nella Figura 30. La combinazione di pre-processati selezionata per la Rule 1 è stata Detrend e MC. I risultati della PCA indicano che la maggior parte della varianza è stata catturata dalle prime due PC, dove PC1 e PC2 hanno spiegato rispettivamente il 70,49% e il 14,55% della varianza. I dati spettrali dei cinque campioni mostrano un'elevata variabilità dovuta ai diversi tipi di materiali.

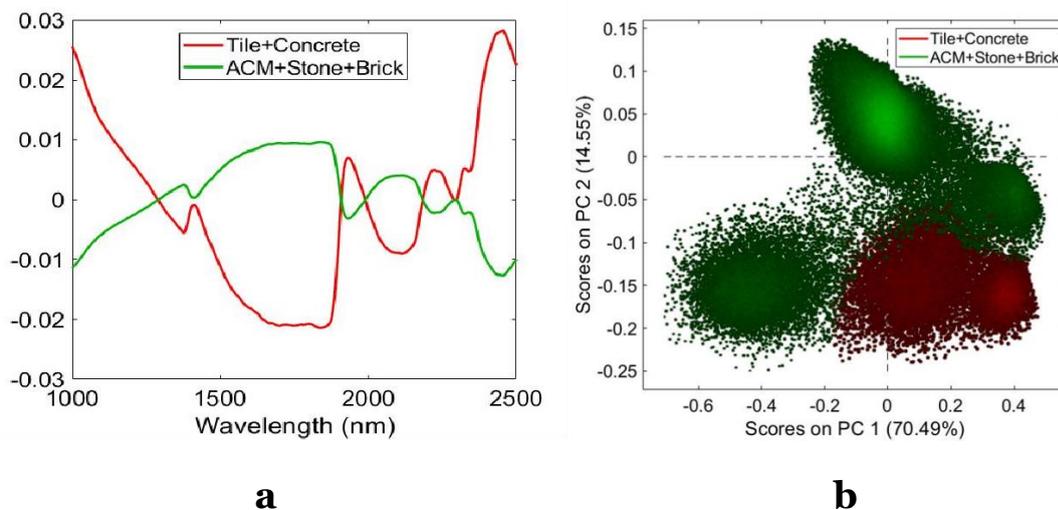


Figura 30. (a) Spettri pre-processati (Detrend e MC) e (b) score plot di PC1 and PC2 relativo a Tile+Concrete e ACM+Stone+Brick.

- Rule 2

Nella Figura 31, gli spettri pre-processati tramite Smoothing e MC. La PCA corrispondente indica che la maggior parte della varianza è stata catturata dai primi tre PC, dove PC1 e PC3 hanno spiegato rispettivamente il 99,65% e lo 0,06% della varianza. Come mostrato nel score plot della PCA, *ACM+Brick* e *Stone* sono stati raggruppati in due *cluster*.

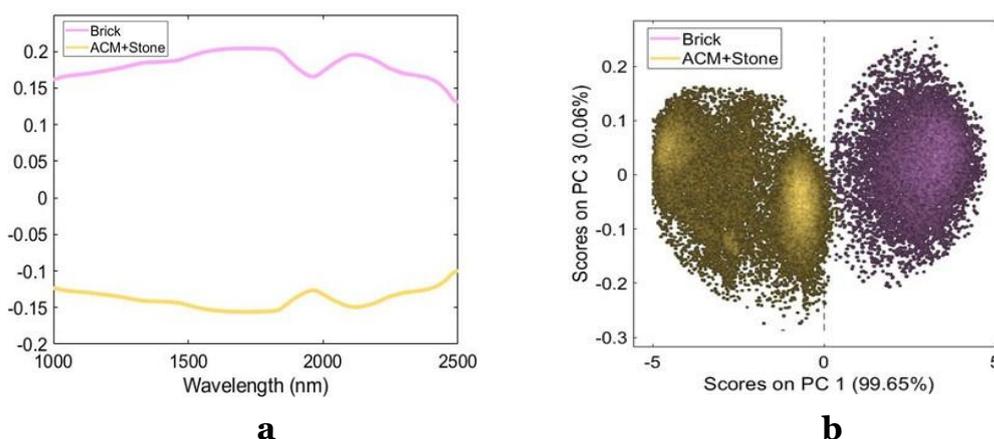


Figura 31. (a) Spettri pre-processati (Smoothing e MC) e (b) score plot di PC1 e PC3 relativo a ACM+ Brick e Stone.

- Rule 3

La Rule 3 è stata sviluppata per valutare la differenza spettrale tra ACM e *Brick*. Nella Figura 32, i risultati mostrano gli spettri pre-processati e il corrispondente score plot della PCA. I pre-processamenti selezionati sono stati: MSC, Detrend, Smoothing e MC. Rispettivamente PC1 e PC3 hanno spiegato rispettivamente il 50,39% e il 27,53% della varianza e lo score plot mostra una buona separazione tra ACM e *Brick*.

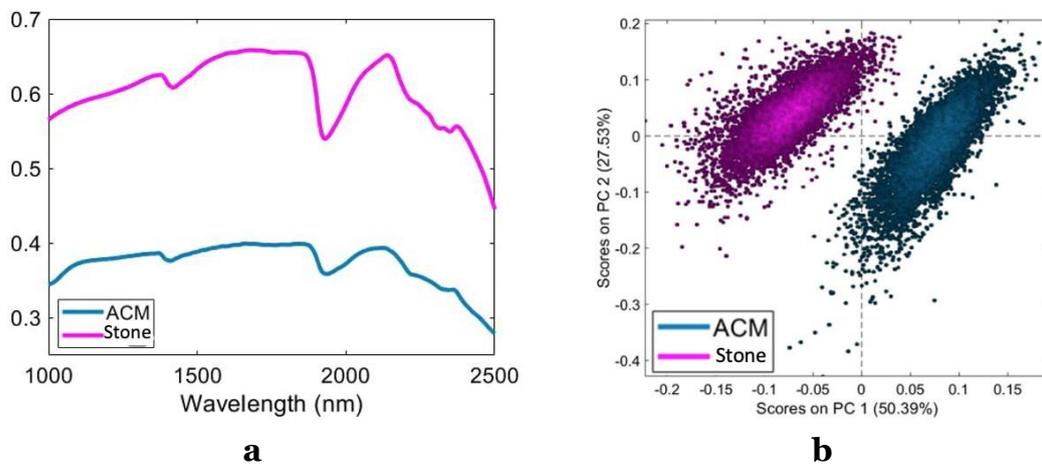


Figura 32. (a) Spettri pre-processati (MSC, Detrend, Smoothing e MC) e (b) scoreplot di PC1 e PC2 relativo a ACM e *Brick*.

- Rule 4

Infine, la Rule 4 è stata ottenuta dalla combinazione degli algoritmi: MSC, Detrend e MC. Nella Figura 33 sono riportati i risultati degli spettri medi di riflettanza pre-processati e il corrispondente score plot della PCA. La varianza è stata catturata dalle prime tre PC, dove PC1 e PC3 hanno spiegato rispettivamente l'85,02% e il 2,63% della varianza. Lo *score plot* della PCA mostra una buona separazione tra *Tile* e *Concrete*.

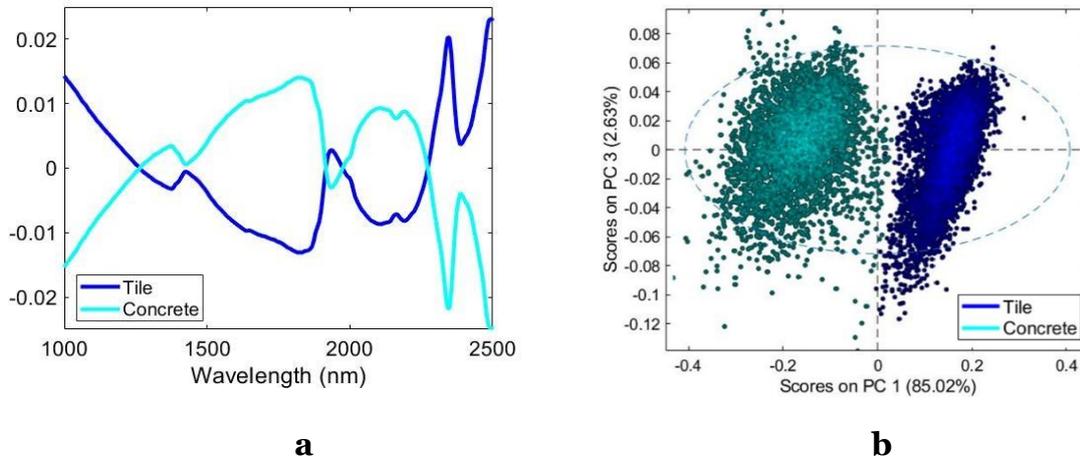


Figura 33. (a) Spettri pre-processati (MSC, Detrend e MC) e (b) score plot di PC1 e PC3 relativo a Tile and Concrete.

Il modello di classificazione è stato poi applicato al dataset di validazione e i risultati ottenuti sono stati riportati, in termini di mappa di predizione, nella Figura 34. I risultati della classificazione mostrano una buona predizione, ma si possono notare alcuni errori a causa dell'elevata variabilità e della complessità morfologica dei campioni. I risultati, in termini di Sensitività e Specificità nelle fasi di predizione, confermano la buona qualità del modello, con dei valori che variano da 0,83 (*Tile*) a 1,00 (*Brick*) (Tabella 9).

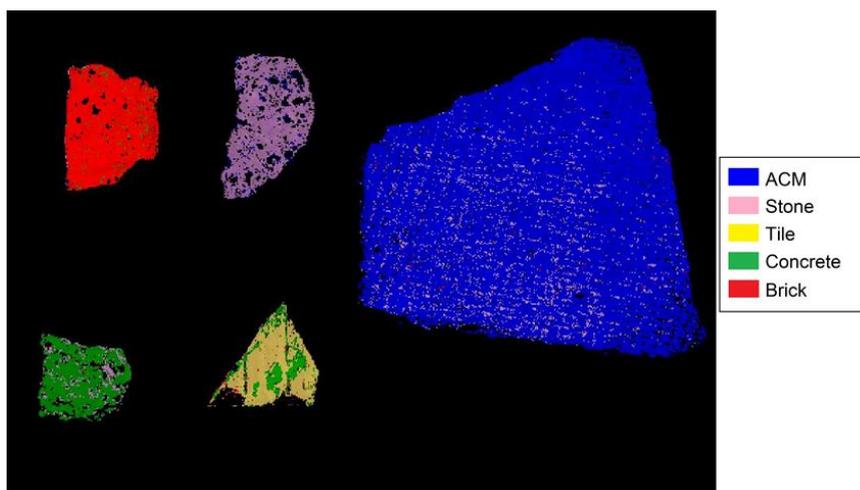


Figura 34. Risultato del modello gerarchico PLS-DA applicato al dataset di validazione.

Tabella 9. Sensitività and Specificità del modello PLS-DA					
	Brick	Concrete	ACM	Stone	Tile
Sensitività (Pred)	0,96	0,86	0,93	0,92	0,83
Specificità (Pred)	1,00	0,99	0,98	0,94	1,00

Le mappe micro-XRF sono state ottenute sugli stessi campioni e confrontate con le mappe di previsione HSI per valutarne la correttezza. I risultati dell'analisi alla micro-XRF mostrano differenze nella composizione e distribuzione chimica tra i campioni di ACM e PBW (Figura 35). Il campione di ACM mostra caratteristiche tessiturali diverse rispetto agli altri materiali, a causa della presenza di fibre di amianto, identificate dalla rilevazione di ferro e magnesio, all'interno della malta cementizia, caratterizzata dalla presenza di calcio e alluminio. I campioni di PBW sono caratterizzati, in accordo con i risultati ottenuti dall'HSI, dalla presenza di elementi comuni, ma con distribuzione e concentrazioni diverse. La classe *Stone* è composta principalmente da diversi minerali contenenti ferro, silice e alluminio. La classe *Brick* mostra una matrice caratterizzata da bassa porosità, con un'elevata presenza di silicio e ferro, rispetto agli Stone. La classe *Concrete* è composta principalmente da calcio, che è presente come contaminante anche sulla superficie delle *Tile*.

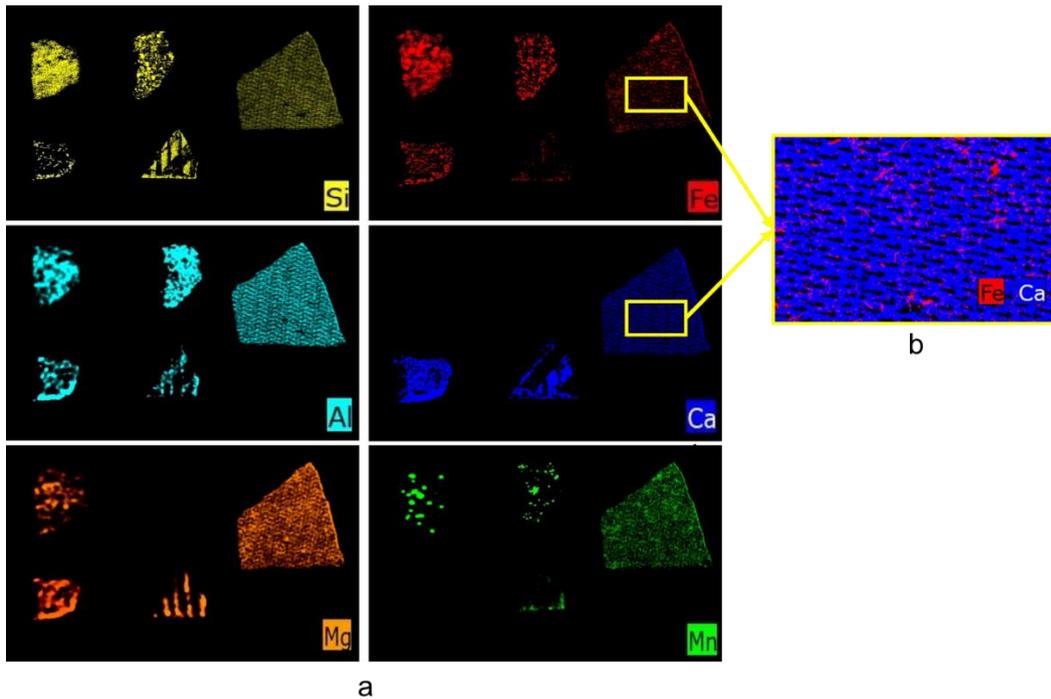


Figura 35. (a) Mappe micro-XRF del dataset di validazione che mostrano la distribuzione degli elementi principali e (b) dettaglio del campione ACM in cui è mostrata la distribuzione di Fe e Ca, che rappresentano rispettivamente le fibre di amianto e la matrice di malta cementizia.

I risultati hanno mostrato chiaramente che il metodo proposto ha permesso di identificare correttamente ACM, *Tile*, *Brick*, *Concrete* e *Stone* in piena conformità con i risultati della classificazione HSI e con le distribuzioni di elementi chimici verificate con la micro-XRF. La strategia sviluppata potrebbe rappresentare una soluzione non distruttiva, veloce e automatica per la gestione dei rifiuti PBW. Inoltre, questo approccio potrebbe essere particolarmente utile per migliorare l'individuazione di materiali pericolosi senza il supporto umano e i processi di riciclo dei rifiuti dei siti post-terremoto. Gli sviluppi futuri riguarderanno l'estensione della classificazione a diversi tipi di ACM, in modo da aumentare le prestazioni della selezione a livello di impianto di riciclo a grande scala.

- Cartongesso

In questo lavoro proponiamo un sistema basato sull'*imaging* iperspettrale che consente di individuare e selezionare automaticamente gli inerti PBW e i contaminanti in un flusso di rifiuti derivanti dal crollo di edifici a causa di un terremoto. In particolare, l'indagine si concentra sul riconoscimento del cartongesso, che rappresenta un contaminante per il riciclo dei PBW inerti che, se opportunamente separato, può essere riciclato al 100%.

Sono stati analizzati 65 campioni, della collezione Cosmari Srl. Per costruire il modello di classificazione, è stato creato un dataset di calibrazione (Figura 36) con un set di 24 campioni, mentre per validare la classificazione è stato generato un dataset di validazione (Figura 37) composto da 41 campioni dello stesso materiale presente nel dataset di calibrazione. Fondamentalmente, utilizziamo PBW e cartongesso, in particolare la parte interna chiamata *Drywall*, e la parte anteriore e posteriore rispettivamente intonaco (*Plaster*) e cartone (*Pasteboard*).



Figura 36. Immagine digitale dei campioni usati nel dataset di calibrazione.

I risultati degli spettri medi sono riportati in Figura 37a, mentre quelli pre-processati sono mostrati in Figura 37b. Sono stati adottati diversi metodi di pre-processamento, in modo da evidenziare le differenze spettrali tra i campioni. In particolare, sono stati applicati i seguenti algoritmi: Smoothing e Mean Center (MC).

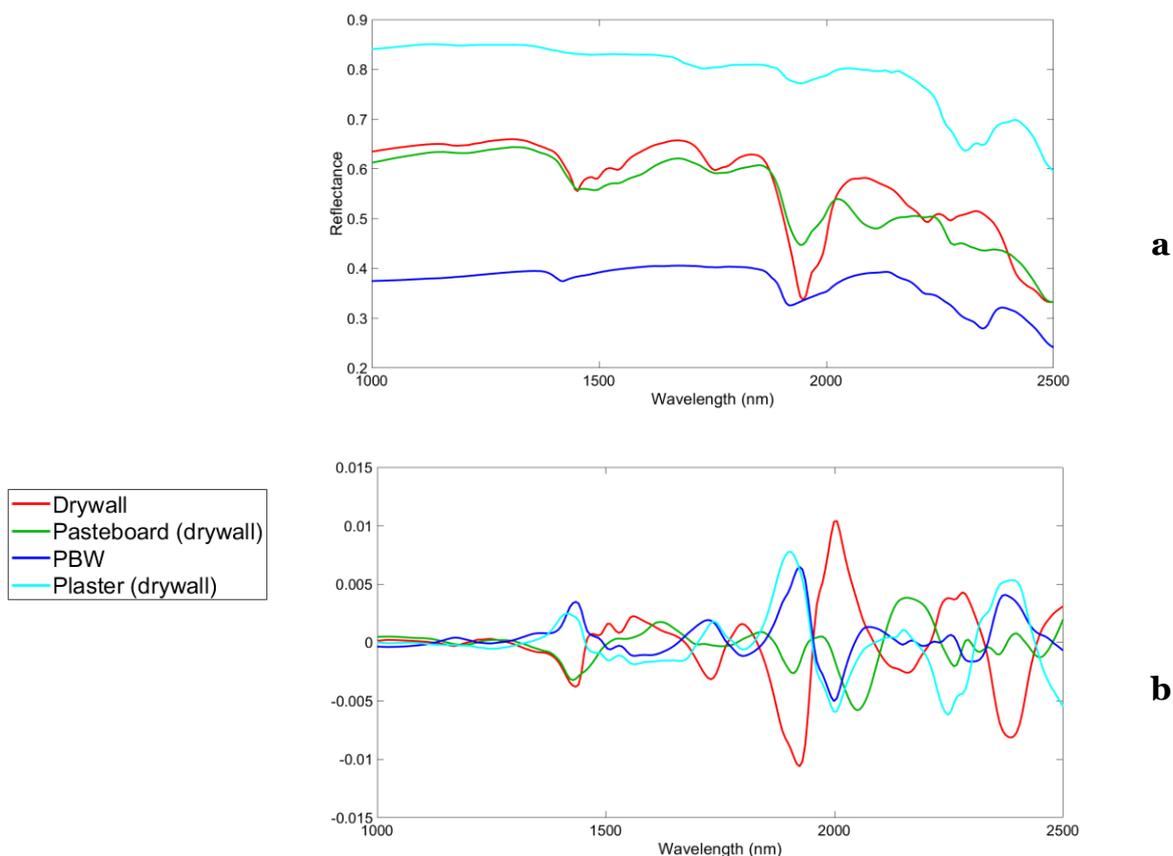
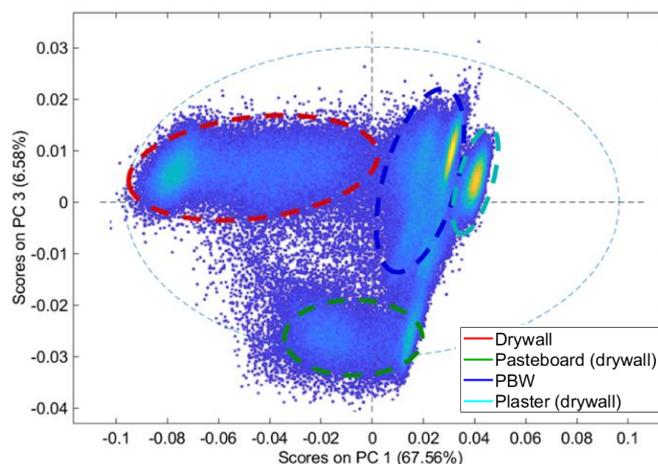


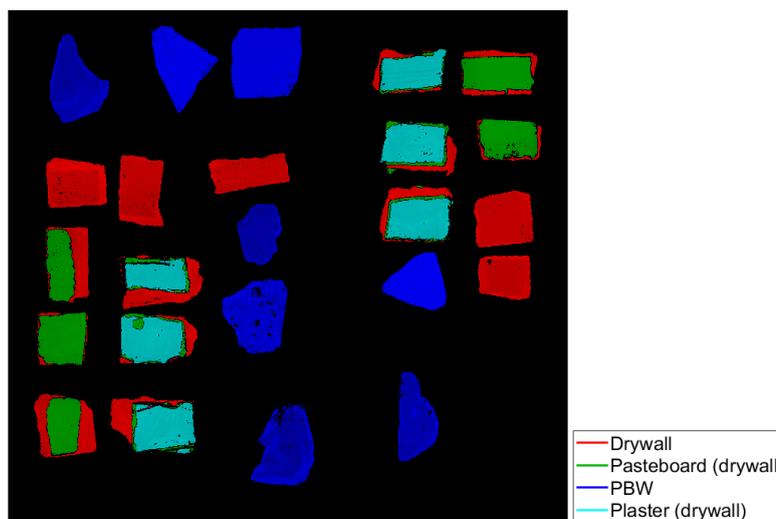
Figura 37. Spettri medi grezzi (a) e pre-trattati (b) delle particelle di Drywall, Pastebord, PBW e Plaster ottenuti applicando gli algoritmi derivative e MC.

Dopo i pre-processamenti, è stata effettuata un'analisi esplorativa dei dati basata sulla PCA, per definire le classi e per eseguire la calibrazione dei dati. Nello *score plot* della PCA (Figura 38) è possibile vedere la varianza che spiega il 67,56% e dal 6,56% in PC1-PC3, rispettivamente. Lo *score plot* della PCA mostra chiaramente come i dati spettrali siano raggruppati in quattro *cluster* distinti in base alle classi di materiali selezionate. Più in dettaglio, la PCA mostra che la classe

PBW è raggruppata in diversi sottogruppi a causa dei diversi tipi di materiali presenti nel set di dati (ad esempio, piastrelle, pietra, cemento).



a



b

Figura 38. Score plot (PC1-PC3) del dataset di calibrazione e (b) image score corrispondente.

Dopo la PCA, è stato costruito un modello di classificazione PLS-DA e applicato al dataset di validazione.



Figura 39. Immagine digitale dei campioni usati nel dataset di validazione.

In Figura 39, i risultati del modello di classificazione applicato al dataset di validazione, riportato sotto forma di mappa di predizione.

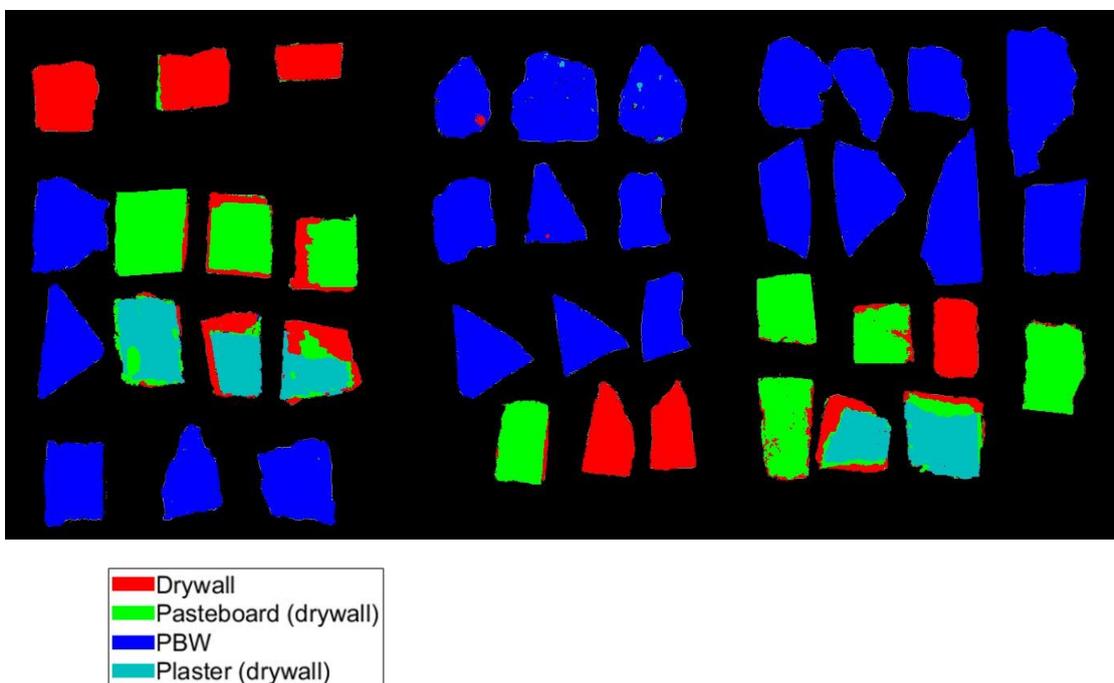


Figura 39. Mappa di predizione risultante dall'applicazione del modello PLS-DA, che mostra la classificazione dei materiali *Drywall*, *Pasteboard*, *PBW* e *Plaster*.

I risultati mostrano che tutte le classi indagate sono state identificate e classificate correttamente. Inoltre, i risultati del modello di classificazione sono stati valutati in termini di parametri statistici Sensitività e Specificità (Tabella 10).

Tabella 10. Sensitività and Specificità del modello PLS-DA				
	Drywall	Pasteboard	PBW	Plaster
Sensitività (Cal):	1,000	1,000	1,000	1,000
Specificità (Cal):	0,994	0,997	0,997	0,999
Sensitività (CV):	1,000	1,000	1,000	1,000
Specificità (CV):	0,988	0,997	0,997	0,999
Sensitività (Pred)	0,997	0,998	1,000	0,999
Specificità (Pred)	0,992	0,996	0,998	1,000

In questo caso è possibile notare che i valori che vanno da 0,988 (*Drywall*) a 1,00 (*Plaster*) confermano la buona qualità del modello.

In conclusione, i risultati mostrano come l'approccio proposto, basato su un modello di classificazione PLS-DA, sia in grado di operare una buona discriminazione dei materiali e dei contaminanti dei PBW. I risultati ottenuti rappresentano un importante punto di partenza per la messa a punto di procedure di riconoscimento e classificazione automatica delle frazioni inerti dei detriti post-catastrofe. Seguendo l'impostazione proposta, sarà quindi possibile definire e implementare azioni di controllo della qualità, basate sulle caratteristiche spettrali dei rifiuti CDW raccolti, da applicare in scenari complessi come quelli che si verificano dopo un terremoto.

5. Conclusioni

Questo lavoro di ricerca ha riguardato la caratterizzazione e l'identificazione delle macerie post-sisma e controllo qualità degli aggregati riciclati attraverso l'applicazione di tecnologie innovative. In particolare, attraverso l'utilizzo dell'imaging iperspettrale nel range *Short Wave InfraRed* (SWIR: 1000-2500 nm), e grazie a metodi di analisi multivariata, si è stati in grado di sviluppare dei modelli di classificazione.

In un primo studio si è valutata la possibilità di identificare e classificare diversi materiali appartenenti alle macerie post-sisma di Amatrice. Per questo studio sono stati costruiti due diversi modelli di classificazione, basati sulla Principal component analysis-k-Neighbor Neighbours (PCA-kNN) e sulla Support Vector Machine Discriminant Analysis (SVM-DA). I risultati hanno dimostrato che entrambi gli approcci proposti sono stati in grado di operare una buona separazione dei diversi materiali analizzati. Inoltre, hanno mostrato anche una buona discriminazione dei materiali caratterizzati da una composizione simile, come mattoni e mattoni forati, il cui riconoscimento continua ad essere piuttosto impegnativo da eseguire. Questo aspetto è particolarmente rilevante perché può contribuire a migliorare il riciclo degli aggregati, sia in termini di quantità che di qualità.

Per quanto riguarda invece il controllo qualità degli aggregati riciclati da muratura (RMA) sono stati costruiti due modelli diversi, basati sulla Partial least squares-discriminant analysis (PLS-DA), con l'utilizzo di due dataset differenti. In particolare, è stata valutato il residuo di malta cementizia sui prodotti riciclati, che ne inficia le proprietà e lo rende un prodotto non idoneo come materia prima seconda. È stato poi effettuata un'analisi con la micro-fluorescenza a

raggi X, per valutare la validità dei risultati e per verificare la bontà della predizione dei modelli di classificazione HSI costruiti.

Un altro caso studio è stato portato avanti in questo lavoro di tesi, sulla presenza di contaminanti nel flusso di rifiuti. In particolare, sono stati presi ad esempio un caso di un contaminante pericoloso per la salute, ovvero un materiale contenente amianto (ACM) e un contaminante rappresentato dalla categoria cartongesso, che viene separato in maniera differente rispetto ai CDW e quindi risulta essere un contaminante per il riciclo di questa categoria di materiale.

Nel primo caso è stata utilizzata la combinazione delle tecniche micro-XRF e HSI per effettuare una caratterizzazione di ACM e della frazione inerte delle macerie post-sisma. Per raggiungere questo obiettivo, è stato costruito un modello PLS-DA gerarchico, i cui risultati hanno mostrato chiaramente che il metodo proposto ha permesso di identificare correttamente ACM, tegole, mattoni, calcestruzzo e pietra in piena conformità con i risultati micro-XRF.

Nel secondo caso l'indagine si concentra sul riconoscimento del cartongesso, che rappresenta un contaminante per il riciclo dei PBW inerti (ad esempio, pietra, mattoni, ecc.) e che, se adeguatamente separato, può essere riciclato al 100%. È stata usata una classificazione basata sulla PLS-DA per identificare i diversi tipi di materiali. I risultati hanno mostrato che l'approccio proposto è particolarmente adatto a riconoscere e classificare le diverse frazioni inerti dai contaminanti.

I risultati ottenuti rappresentano un importante punto di partenza per lo sviluppo e l'implementazione di strategie innovative finalizzate alla progettazione e alla messa a punto di procedure di riconoscimento e classificazione automatica delle frazioni inerti delle macerie post- sisma. Questo approccio rappresenta uno strumento veloce e non distruttivo che può essere utilizzato per la gestione dei

rifiuti dopo un disastro naturale. Questo metodo potrebbe essere ulteriormente implementato a livello di impianto di riciclo, al fine di sviluppare procedure di riconoscimento ottico dei CDW da utilizzare sia *off-line* (ad esempio, a livello analitico su scala di laboratorio) che *on-line* (ad esempio, a livello di selezione su scala industriale).

Gli sviluppi futuri riguarderanno l'aumento delle prestazioni per l'identificazione di diversi tipi di materiali nella stessa classe di rifiuti da costruzione e demolizione, ad esempio piastrelle di ceramica e il gres porcellanato, ma anche un modello unico in grado di discriminare tutti i materiali presenti all'interno di un flusso post-sisma. In conclusione, l'approccio presentato in questa tesi di dottorato, basato sull'*imaging* iperspettrale si è dimostrato per la sua versatilità, non distruttività e velocità di acquisizione uno strumento valido per caratterizzare, identificare ed effettuare un controllo qualità delle macerie post-sisma e dagli aggregati riciclati, e quindi per discriminare e separare. Il grande potenziale della tecnica consiste anche in una continua evoluzione dei sensori e degli strumenti di acquisizione che, combinata a tecniche chemiometriche per l'elaborazione, risulta sempre più performante. L'uso di approcci chemiometrici per questo tipo di dati diventa essenziale al fine di velocizzare ed aumentare la qualità del prodotto finale. Seguendo l'impostazione proposta, sarà quindi possibile definire ed implementare azioni di controllo della qualità, basate sulle caratteristiche spettrali dei rifiuti CDW raccolti, da applicare nel classico riciclo meccanico e in scenari complessi come quelli che si verificano dopo un terremoto.

Bibliografia

- Acevedo F. J., Jiménez J., Maldonado S., Domínguez E., Narváez A., 2007. Classification of wines produced in specific regions by UV– visible spectroscopy combined with support vector machines. *Journal of agricultural and food chemistry*, 55(17), 6842-6849.
- Al-Sari M.I., Al-Khatib I.A., Avraamides M., Fatta-Kassinos D., 2012. A study on the attitudes and behavioural influence of construction waste management in occupied Palestinian territory. *Waste Manage. Res.*, 30 (2), 122-136.
- Alaejos P., Lanza V., 2012. Influence of equivalent reactive quartz content on expansion due to alkali silica reaction, *Cement and Concrete Research*, 42, 1, 99-104.
- Almeida F.F.M., 2007. Technique Report – Support vector machine.
- Ambros W.M., Sampaio C.H., Cazacliu B.G., Miltzarek G.L., Miranda L.R., 2017. Usage of air jigging for multi-component separation of construction and demolition waste. *Waste Management*, 60, 75–83.
- Amin Al-Fakih, Bashar S. Mohammed, Mohd Shahir Liew, Ehsan Nikbakht, 2019. Incorporation of waste materials in the manufacture of masonry bricks: an update review. *J. Build. Eng.*, 21, 37-54.
- Andrade D.F., de Almeida E., de Carvalho H.W.P., Pereira-Filho E.R., Amarasiriwardena D., 2021. Chemical Inspection and Elemental Analysis of Electronic Waste Using Data Fusion—Application of Complementary Spectroanalytical Techniques. *Talanta*, 225, 122025.
- ANEPAC, 2013. Anepac Anuário.
- Arm M., Wik O., Engelsen C.J., Erlandsson M., Hjelm O., Wahlström M., 2017. How does the European recovery target for construction & demolition waste affect resource management? *Waste Biomass Valori.*, 8, 1491-1504.
- Azuma K., Uchiyama I., Chiba Y., Okumura J., 2009. Mesothelioma risk and environmental exposure to asbestos: past and future trends in Japan. *Int. J. Occup. Environ. Health*. 15 (2), 166–172.
- Ballabio D., Consonni V., 2013. Classification tools in chemistry. Part 1: Linear models. PLS-DA. *Anal. Methods*, 5, 3790–3798.
- Barker M., Rayens W., 2003. Partial Least Squares for Discrimination. *J. Chemom.*, 17, 166–173.

- Barnes R. J., Dhanoa M. S., Lister S. J., 1989. Standard Normal Variate Transformation and De-Trending of Near-Infrared Diffuse Reflectance Spectra. *Applied Spectroscopy*, 43(5), 772–777.
- Barra de Oliveira M., Vázquez E., 1996. The influence of Retained Moisture in Aggregates from Recycling on the Properties of New Hardened Concrete” *Waste Management*, 16, 1-3, 113-11.
- Baycan F., 2004. Emergency planning for disaster waste: a proposal based on the experience of the Marmara Earthquake in Turkey. In: 2004 International Conference and Student Competition on Post-disaster Reconstruction “Planning for Reconstruction” Coventry, UK, April 22–23, 2004.
- Baycan F., Petersen M., 2002. Disaster waste management – C&D waste. In: Annual Conference of the International Solid Waste Association.
- Beebe K. R., Pell R. J., Seasholtz M. B., 1998. *Chemometrics: A Practical Guide*. Wiley-Interscience.
- Bonifazi G. and Serranti S., 2013. Hyperspectral imaging applicato al controllo di qualità nei processi di riciclo: fondamenti. In Proc. 2013. Sardinia, Fourteenth. International Waste Management and Land II Symposium, S. Margherita di Pula, Cagliari, Italia.
- Bonifazi G., Palmieri R., Serranti S., 2017. Concrete drill core characterization finalized to optimal dismantling and aggregates recovery. *Waste Manage.* 60, 301–310.
- Bonifazi G., Serranti S., Potenza F., Luciani V., Di Mario F., 2017. Gravity packaging final waste recovery based on gravity separation and chemical imaging control. *Waste Management*, 60, 50–55.
- Bonifazi G., Capobianco G., Serranti S., 2018. A hierarchical classification approach for recognition of low-density (LDPE) and high-density polyethylene (HDPE) in mixed plastic waste based on short-wave infrared (SWIR) hyperspectral imaging. *Spectrochim. Acta Part A Mol. Biomol. Spectrosc.*, 198, 115–122.
- Bonifazi G., Palmieri R., Serranti S., 2018. Evaluation of attached mortar on recycled concrete aggregates by hyperspectral imaging. *Constr. Build. Mater.* 169, 835–842.
- Bonifazi G., Capobianco G., Palmieri R., Serranti S., 2019. Hyperspectral imaging applied to the waste recycling sector. *Spectroscopy Europe*, 31, 2, 8-11.
- Bonifazi G., Capobianco G., Serranti S., 2019. Hyperspectral imaging and hierarchical PLS-DA applied to asbestos recognition in construction and demolition waste. *Appl. Sci.*, 9.

- Bossink B., Brouwers H., 1996. Construction waste: quantification and source evaluation. *J. Constr. Eng. Manage.*, 122 (1), 55-60.
- Bovea M.D., Powell J.C., 2016. Developments in life cycle assessment applied to evaluate the environmental performance of construction and demolition wastes. *Waste Manag.*, 50, 151-172.
- Boylu F., Tali E., Cetinel T., Celik M.S., 2014. Effect of fluidizing characteristics on upgrading of lignitic coals in gravity-based air jig. *Int. J. Miner. Process.*, 129, 27-35.
- Braymand S., Roux, S., Fares, H., Déodonne, K., Feugeas, F., 2017. Separation and Quantification of Attached Mortar in Recycled Concrete Aggregates. *Waste Biomass Valorization*, 8, 1393–1407.
- Brown C., Milke M., Seville E., 2011. Disaster waste management: A review article. *Waste Management*, 31, 6, 1085-1098.
- Bruker Corporation., 2009. Physical Principles of Micro-X-ray Fluorescence.
- Bruker Corporation., 2013. M4 TORNADO - User manual.
- Bruker Corporation., 2015. M4 TORNADO - High performance Micro-XRF spectrometer. [Tratto da: https://www.bruker.com/fileadmin/user_upload/8-PDF-Docs/X-rayDiffraction_ElementalAnalysis/mXRF/Brochures/Bro_m4_tornado_8p_en_rev3_3_lores.pdf](https://www.bruker.com/fileadmin/user_upload/8-PDF-Docs/X-rayDiffraction_ElementalAnalysis/mXRF/Brochures/Bro_m4_tornado_8p_en_rev3_3_lores.pdf)
- Burgers J. & Gowen A., 2011. Data handling in hyperspectral image analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 108(1), 13-23.
- Cantero B., Sáez del Bosque I.F., Matías A., Medina C., 2018. Statistically significant effects of mixed recycled aggregate on the physical-mechanical properties of structural concretes. *Constr. Build. Mater.*, 185, 93-101.
- Capobianco G., Bracciale M. P., Sali D., Sbardella F., Belloni P., Bonifazi G., Serranti S., Santarelli M.L., Guidi M. C., 2017. Chemometrics approach to FT-IR hyperspectral imaging analysis of degradation products in artwork cross-section. *Microchemical Journal*, 132, 69-76.
- Cazacliu B., Sampaio C.H., Miltzarek G., Petter C., Le Guen L., Paranhos R., Huchet F., Kirchheim A.P., 2014. The potential of using air jigging to sort recycled aggregates. *J. Clean. Prod.*, 66, 46-53.
- Chang F., Lee M., Lo S., Lin J., 2010. Artificial aggregate made from waste stone sludge and waste silt. *J. Environ. Manage.*, 91, 2289-2294.

- Chang S.E., 2010. Urban disaster recovery: a measurement framework and its application to the 1995 Kobe earthquake. *Urban disaster recovery*, 34, 303-327.
- Channell M., Graves M.R., Medina V.F., Morrow A.B., Brandon D., Nestler C.C., 2009. Enhanced tools and techniques to support debris management in disaster response missions. In: US Army Corps of Engineers (Ed.), *Final Report* ed. Environmental Laboratory US Army Engineer Research and Development Center, Vicksburg, MS.
- Chen Y., Xu Z., Tang W., Hu M., Tang D., Zhai G., Li Q., 2021. Identification of various food residuals on denim based on hyperspectral imaging system and combination optimal strategy. *Artif. Intell. Agric.*, 5, 125–132.
- CIRIA, 1999. *The Reclaimed and Recycled Construction Materials Handbook*, Construction Industry Research and Information Association, London.
- Coelho A., de Brito J., 2013. Economic viability analysis of a construction and demolition waste recycling plant in Portugal e part I: location, materials, technology and economic analysis. *Journal of Cleaner Production*, 39, 338-352.
- Copani G., Picone N., Colledani M., Pepe M., Tasora A., 2019. Highly evolvable E-waste recycling technologies and systems. In *Factories of the Future*, Springer: Cham, Switzerland, 109–128.
- Crowley J.K., Williams D.E., Hammarstrom J.M., Piatak N., Chou I.M., Mars J.C., 2003. Spectral reflectance properties (0.4-2.5 μm) of secondary Fe-oxide, Fehydroxide, and Fe-sulphate-hydrate minerals associated with sulphide-bearing mine wastes. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 3, 219–228.
- de Brito J., Pereira A.S., Correia J.R., 2005. Mechanical behaviour of non-structural concrete made with recycled ceramic aggregates. *Cem Concr Compos*, 27(4), 429–33.
- Deloitte, 2017. *Study on Resource Efficient Use of Mixed Wastes, Improving Management of Construction and Demolition Waste - Final Report* 213.
- Devos O., Downey G., Duponchel L., 2014. Simultaneous data pre-processing and SVM classification model Selection based on a parallel genetic algorithm applied to spectroscopic data of olive oils. *Food chemistry*, 148, 124-30.
- Di Maria F., Bianconi F., Micale C., Baglioni S., Marionni M., 2016. Quality assessment for recycling aggregates from construction and

- demolition waste: An image-based approach for particle size estimation, *Waste Management*, 48, 344-352.
- Di Maria F., Micale C., Sordi A., Cirulli G., Marionni M., 2013. Urban mining: Quality and quantity of recyclable and recoverable material mechanically and physically extractable from residual waste. *Waste Management*, 33, 2594–2599.
- Du M. and Chen X., 2013. Accelerated k-nearest neighbors algorithm based on principal component analysis for text categorization. *Journal of Zhejiang University-SCIENCE*, 14, 407-416.
- Dubey B., Solo-Gabriele H.M., Townsend T.G., 2007. Quantities of arsenic-treated wood in demolition debris generated by Hurricane Katrina *Environ. Sci. Technol.*, 41, 1533-1536.
- Duran X., Lenihan H., O'Regan B., 2006. A model for assessing the economic viability of construction and demolition waste recycling – the case of Ireland. *Resour., Conserv. Recycling*, 46 (3), 302-320.
- Etxeberria M., 2004. The Role and Influence of Recycled Aggregate, in *Recycled Aggregate Concrete” International RILEM Conference on the Use of Recycled Materials in Building and Structures*, RILEM Publications SARL, Ed. E Vazquez, Ch F Hendriks and G M T Janssen, 665-674.
- Etxeberria M., 2021. The suitability of concrete using recycled aggregates (RAs) for high-performance concrete. Ed. Pacheco-Torgal F., Ding Y., Colangelo F., Tuladhar R., Koutamanis A. *Advances in Construction and Demolition Waste Recycling: Management, Processing and Environmental Assessment*, Woodhead Publishing Series in Civil and Structural Engineering, Elsevier.
- Etxeberria M., Vazquez E., Mari A., 2006. Microstructure Analysis of Hardened Recycled Aggregate Concrete” *Magazine of Concrete Research* 58, 10, December, 683-690.
- Etxeberria M., Vazquez E., Mari A., Barra M., 2007. Influence of amount of recycled coarse aggregates and production process on properties of recycled aggregate concrete” *Cement and Concrete Research*, 37, 735-742.
- European Aggregates Association - A Sustainable Industry for a Sustainable Europe - Annual Review 2017-2018.
- European Commission, 2018. Measuring progress towards circular economy in the European Union – key indicators for a monitoring framework. Communication from the Commission, 1-60.

- Evangelista L., de Brito J., 2007. Mechanical behaviour of concrete made with fine recycled concrete aggregates. *Cem. Concr. Res.*, 29, 397–401.
- Fatemi S., Imaninasab R., 2016. Performance evaluation of recycled asphalt mixtures by construction and demolition waste materials. *Constr. Build. Mater.*, 120, 450-456.
- Fatta D., Papadopoulos A., Avramikos E., Sgourou E., Moustakas K., Kourmoussis F., Mentzis A., Loizidou M., 2003. Generation and management of construction and demolition waste in Greece – an existing challenge. *Resour. Conserv. Recycl.*, 40 (1), 81-91.
- Feil N.F., Sampaio C.H., Wotruba H., 2012. Influence of jig frequency on the separation of coal from the Bonito seam – Santa Catarina, Brazil. *Fuel Process. Technol.*, 96, 22-26.
- Fernández Pierna J. A., Volery P., Besson R., Baeten V., Dardenne P., 2005. Classification of modified starches by Fourier transform infrared spectroscopy using support vector machines. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 53(17), 6581-6585.
- Ferriz-Papi J.A., Thomas S., 2017. Recycled aggregates from construction and demolition waste in the production of concrete blocks *Int. J. Struct. Constr. Eng.*, 11, 1348-1353.
- Fiori C., Fabbri B., Donati G., Venturi I., 1989. Mineralogical composition of the clay bodies used in the Italian tile industry. *Applied Clay Science*, 4(5-6), 461–473.
- Galán B., Viguri J.R., Cifrian E., Dosal E., Andres A., 2019. Influence of input streams on the construction and demolition waste (CDW) recycling performance of basic and advanced treatment plants. *Journal of Cleaner Production*, 236.
- Galderisi A., Iezzi G., Bianchini G., Paris E., de Brito J., 2022. Petrography of construction and demolition waste (CDW) from Abruzzo region (Central Italy), *Waste Management*, 137, 61-71.
- Gálvez-Martos J.L., Styles D., Schoenberger H., Zeschmar-Lahl B., 2018. Construction and demolition waste best management practice in Europe. *Resour. Conserv. Recycl.*, 136, 166-178.
- Goetz A.F.H., Curtiss B., Shiley D.A., 2009. Rapid gangue mineral concentration measurement over conveyors by NIR reflectance spectroscopy. *Minerals Engineering*, 22, 490–499.
- Gordon K., Dion M., 2008. Protection of ‘Critical Infrastructure’ and the Role of Investment Policies Relating to National Security. Investment Division, Directorate for Financial and Enterprise Affairs, Organisation for Economic Co-operation and Development, Paris 75116, France.

- Grahn H., Geladi P. 2007. *Techniques and Applications of Hyperspectral Image Analysis*, John Wiley & Sons: West Sussex, UK, 1–15. Gruber F., Wollmann P., Schumm B., Grählert W., Kaskel S., 2016. Quality Control of Slot-Die Coated Aluminum Oxide Layers for Battery Applications Using Hyperspectral Imaging. *J. Imaging*, 2, 12.
- Guerra I., Vivar I., Llamas B., Juan A., Morán J.M., 2009. Eco-efficient concretes: The effects of using recycled ceramic material from sanitary installations on the mechanical properties of of concret. *Waste management*, 29 (2), 643-646.
- Hansen T. C., 1992. *Recycling of Demolished Concrete and Masonry*, RILEM Report of Technical Committee 37-DRC, Taylor and Francis, 201-217.
- Hao J., Di Maria F., Chen Z., Yu S., Ma W., Di Sarno L., 2020. Comparative study of construction and demolition waste management in China and the european union. *Detritus*, 13, 114-121.
- Herrador R., Pérez P., Garach L., Ordóñez J., 2012. Use of Recycled Construction and Demolition Waste Aggregate for Road Course Surfacing. *J. Transp. Eng.*, 138, 182–190.
- Herrmann W., Blake M., Doyle M., Huston D., Kamprad J., Merry N., Pontual S., 2001. Short wavelength infrared (SWIR) spectral analysis of hydrothermal alteration zones associated with base metal sulfide deposits at Rosebery and Western Tharsis, Tasmania, and Highway-Reward, Queensland. *Econ. Geol.* 96, 939–955.
- Hollstein F., Cacho Í., Arnaiz S., Wohllebe M., 2017. Challenges in automatic sorting of construction and demolition waste by hyperspectral imaging. In *Advanced Environmental, Chemical, and Biological Sensing Technologies XIII*, International Society for Optics and Photonics: Washington, DC, USA.
- Hong Xing W., Fraaij A., Pietersen H., Rem P., Van Dijk K., 2004. The quality improvement of stony construction and demolition waste (CDW). *J. Wuhan Univ. Technol. – Master. Sci.Ed.*, 19, 78-80.
- Hori K., Tsunekawa M., Hiroyoshi N., Ito M., 2009. Optimum water pulsation of jig separation for crushed plastic particles. *Int. J. Miner. Process.*, 92, 103-108.
- Hsiao T.Y., Huang Y.T., Yu Y.H., Wernick I.K., 2002. Modeling materials flow of waste concrete from construction and demolition wastes in Taiwan. *Resources Policy*, 28 (1–2), 39-47.
- Hu K., Chen Y., Naz F., Zeng C., Cao S., 2019. Separation studies of concrete and brick from construction and demolition waste, *Waste Management*, 85, 396-404.

- Huang B., Wang X., Kua H., Geng Y., Bleischwitz R., Ren J., 2018. Construction and demolition waste management in China through the 3R principle. *Resour. Conserv. Recycl.*, 129, 36-44.
- Huang H.L., Hsu M.H., Lee H.C., Charoenkwan P., Ho S.J., Ho S.-Y., 2013. Prediction of mouse senescence from HE-stain liver images using an ensemble svm classifier. In: *Proceedings of the 5th Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems (ACIIDS 2013)*. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), Kuala Lumpur, Malaysia, March 2013, 7803, 325–334.
- Huang W.L., Lin D.H., Chang N.B., Lin K.S., 2002. Recycling of construction and demolition waste via a mechanical sorting process. *Resour., Conserv. Recycling*, 37 (1), 23-37.
- Imandoust S.B. and Bolandraftar M., 2013. Application of K-Nearest Neighbor (KNN) approach for predicting economic events: theoretical background. *International Journal of Engineering Research and Applications*, 3, 605-610.
- Ishihara K., 2012. Revival from Earthquake Disaster and Asbestos Problems. *J. of Policy Science*, 6, 113-119.
- Jin W., Meyer C., Baxter S., 2000. Glasscrete-Concrete with Glass Aggregate. *ACI Materials Journal*, March/April, 208-213.
- Kabirifar K., Mojtahedi M., Wang C., Tam V.W.Y., 2020. Construction and demolition waste management contributing factors coupled with reduce, reuse, and recycle strategies for effective waste management: a review. *J. Clean. Prod.*, 263.
- Khabiri M. M., 2010. The effect of stabilized subbase containing waste construction materials on reduction of pavement rutting depth. *Electron. J. Geotech. Eng.*, 15, 1211-1219.
- Khalaf F. M., DeVenny A. S., 2004. Recycling of Demolished Masonry Rubble as Coarse Aggregate in Concrete: Review. *Journal of Materials in Civil Engineering*, 16, 4.
- Khaloo A. R., 1994. Properties of concrete using crushed clinker brick as coarse aggregate” *ACI Materials Journal*, 91,2, 401-407.
- Khatib J.M., 2005. Properties of concrete incorporating fine recycled aggregate. *Cem Concr Res*,35(4), 763–9.
- Kobayashi Y., 1995. Disasters and the problems of wastes – institutions in Japan and issues raised by the Great Hanshin-Awaji earthquake. In: *Earthquake Waste Symposium*, 12–13 June 1995, 12–13 June 1995, Osaka.

- Kofoworola O.F., Gheewala S.H., 2009. Estimation of construction waste generation and management in Thailand Waste Manage. (Oxford), 29 (2), 731-738.
- Kourmpanis B., Papadopoulos A., Moustakas K., Kourmoussis F., Stylianou M., Loizidou M., 2008. An integrated approach for the management of demolition waste in Cyprus Waste Manage. Res., 26 (6), 573-581.
- Krówczynska M., Wilk P., Pabjanek E., Kycko M., 2017. Hyperspectral discrimination of asbestos-cement roofing. Geomat. Environ. Eng., 11, 47–65.
- Langeron Y., Doussot M., Hewson D.J., Duchêne J., 2007. Classifying NIR spectra of textile products with kernel methods, Engineering Applications of Artificial Intelligence, 20, 3,415-427.
- Lauritzen E.K., 1998. Emergency construction waste management. Saf. Sci., 30, 8.
- Llatas C., 2011. A model for quantifying construction waste in projects according to the European waste list. Waste Manage. (Oxford), 31 (6), 1261-1276.
- Lorenzo-Navarro J., Serranti S., Bonifazi G., Capobianco G., 2015. Performance Evaluation of Classical Classifiers and Deep Learning Approaches for Polymers Classification Based on Hyperspectral Images. In Advances in Computational Intelligence, Rojas, I., Joya, G., Catala, A., Eds., Springer: Cham, Switzerland.
- Lotfi S., Rem P., 2016. Recycling of end-of-life concrete fines into hardened cement and clean sand. J. Environ. Prot., 7, 934–950.
- Mallet A., Pérémé M., Awhangbo L., Charnier C., Roger J.M., Steyer J.P., Bendoula R., 2021. Fast at-line characterization of solid organic waste: Comparing analytical performance of different compact near infrared spectroscopic systems with different measurement configurations. Waste Manag., 126, 664–673.
- Marini F., Bucci R., Magrì A. L., Magrì A. D., 2008. Artificial neural networks in chemometrics: History, examples and perspectives. Microchemical Journal, 88, 178–185.
- Markiewicz J., Tobiasz A., Kot P., Muradov M., Shaw A., Al-Shamma'a A., 2019. Review of surveying devices for structural health monitoring of cultural heritage buildings. In In Proceedings of the 2019 12th International Conference on Developments in Esystems Engineering (DeSE), Kazan, Russia, 7–10 October, 597–601.

- Martens H., Jensen S.A., Geladi P., 1983. Multivariate linearity transformations for near infrared reflectance spectroscopy, in: O.H.J. Christie (Editor), Proc. Nordic Symp. Applied Statistics, Stokkland Forlag, Stavanger, Norway, 205–234.
- Martín-Morales M., Zamorano M., Ruiz-Moyano A., Valverde-Espinosa I., 2011. Characterization of recycled aggregates construction and demolition waste for concrete production following the spanish structural concrete code ehe-08. *Constr. Build. Mater.*, 25 (2), 742-748.
- Masoud T., Gowen A. A. & O'Donnell C. P., 2011. Comparison of hyperspectral imaging with conventional RGB imaging for quality evaluation of *Agaricus bisporus* mushrooms. *Biosystems Engineering*, 108(2), 191-194.
- Medina C., Rojas M., Frías M., 2013. Freeze-thaw durability of recycled concrete containing ceramic aggregate. *J. Clean. Prod.*, 40, 151–160.
- Medina C., Rojas M.I.S., Frías M., 2012. Reuse of sanitary ceramic wastes as coarse aggregate in eco-efficient concretes. *Cem Concr Compos*,34(1), 48–54.
- Medina C., Zhu W., Howind T., Frias M., de Rojas M.I.S., 2015. Effect of the constituents (asphalt, clay materials, floating particles and fines) of construction and demolition waste on the properties of recycled concretes. *Constr. Build. Mater.*, 79, 22-33.
- Mehta, N., Shaik S., Devireddy R. & Gartia M. R., 2018. Single-Cell Analysis Using Hyperspectral Imaging Modalities. *Journal of Biomechanical Engineering*, 140(2), 020802-020802-16.
- Mokhtar S.N., Mahmood N.Z., Hassan C.R.C., Masudi A.F., Sulaiman N.M., 2011. Factors that contribute to the generation of construction waste at sites. *Adv. Mater. Res.*, 163–167, 4501-4507.
- Mueller A., Schnell A., Ruebner K., 2015. The Manufacture of lightweight aggregates from Recycled Masonry Rubble” *Construction and Building Materials*, 98, 376-387.
- Mulder E., de Jong T., Feenstra L., 2007. Closed cycle construction: an integrated process for the separation and reuse of C&DW. *Waste Manage*, 27: 1408–15.
- Muñoz-Ruiperez C., Rodríguez A., Gutiérrez-González S., Calderón V., 2016. Lightweight masonry mortars made with expanded clay and recycled aggregates. *Constr. Build. Mater.*, 118, 139-145.

- Nazemi S., Aliakbar R., Kamyar Y., 2014. Design and implementation of integrated solid wastes management pattern in industrial zones, case study of Shahroud, Iran. *J. Environ. Health Sci. Eng.*, 12 (1).
- Nepomuceno M.C.S., Isidoro R.A.S., Catarino J.P.G., 2018. Mechanical performance evaluation of concrete made with recycled ceramic coarse aggregates from industrial brick waste. *Construction and Building Materials*, vol. 165, 284–294.
- Noordam J. C., van den Broek W. H., & Buydens L. M., 2005. Detection and classification of latent defects and diseases on raw French fries with multispectral imaging. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 85(13), 2249–2259.
- Norma Italiana UNI 8520-22:2020. Aggregati per calcestruzzo – Parte 22: Metodologia di valutazione della potenziale della potenziale reattività alcali-silice degli aggregati.
- Norme Tecniche per le Costruzioni, 2018. D. M. 17 gennaio 2018. Supplemento Ordinario n.8 alla Gazzetta Ufficiale n. 42 del 20 febbraio 2018.
- Ofori G., 1992. The environment: the fourth construction project objective? *Constr. Manage. Econ.*, 10 (5), 369-395.
- Oliveri P., Casolino M. C. & Forina M., 2010. Chemometric Brains for Artificial Tongues. *Advances in Food and Nutrition Research*, 61, 57-117.
- Ooshaksaraie L., Mardookhpour A., Ahmad Basri N. E., Aghaee A., 2011. *An Expert System for Construction Sites Best Management Practices*. Springer, Berlin Heidelberg.
- Ossa A., Garcia J.L., Botero E., 2016. Use of recycled construction and demolition waste (CDW) aggregates: a sustainable alternative for the pavement construction industry. *J. Clean. Prod.*, 135, 379-386.
- Otto M., 1999. *Chemometrics, Statistics and Computer Application in Analytical Chemistry*, Wiley-VCH: New York, NY, USA.
- Ozalp F., Yilmaz H.D., Kara M., Kaya O., Sahin A., 2016. Effects of recycled aggregates from construction and demolition wastes on mechanical and permeability properties of paving stone, kerb and concrete pipes. *Constr. Build. Mater.*, 110, 17-23.
- Pacheco-Torgal F. and Jalali S., 2010. Reusing ceramic wastes in concrete. *Construction and Building Materials*, 24, 5, 832–838.
- Parvin H., Alizadeh H., Minaei-Bidgoli B., 2008) MKNN: modified k-nearest neighbor, S.I. Ao, Douglas G., Grundfest W.S., Schruben L., Burgstone J. (Eds.), *Proc. World Congress on Engineering and*

- Computer Science (WCECS 2008), Newswood Limited, San Francisco, 831-834.
- Pasandin A.R., Perez I., 2013. Laboratory evaluation of hot-mix asphalt containing construction and demolition waste. *Constr. Build. Mater.*, 43, 497-505.
- Pedro D., de Brito J., Evangelista L., Bravo M., 2018. Technical specification proposal for use of high-performance recycled concrete aggregates in high-performance concrete production. *J. Mater. Civ. Eng.*, 30.
- Pelosi C., Rubino G., Capobianco G., Lanteri L., Agresti G., Bonifazi G., Lo Monaco A. A., 2021. Multi-Technique Approach to Evaluate the Surface Properties of Heat-Treated Chestnut Wood Finished with a Water-Based Coating. *Coatings*, 11, 706.
- Peng C.L., DScorpio.E., Kibert C.J., 1997. Strategies for successful construction and demolition waste recycling operations. *Constr. Manage. Econom.*, 15 (1), 49-58.
- Piccolo M., Cucci C., Casini A., Stefani L., 2020. Hyper-spectral imaging technique in the cultural heritage field: New possible scenarios. *Sensors* 2020, 20, 2843.
- Pilapitiya S., Vidanaarachchi C., Yuen S., 2006. Effects of the tsunami on waste management in Sri Lanka. *Waste Manag.*, 26, 107-109.
- Polder G., van der Heijden G. W. & Young I. T., 2002. Spectral image analysis for measuring ripeness of tomatoes. *Transactions of the ASAE*, 45(4).
- Ponce J.M., Batic O.R., 2006. Different manifestations of the alkali-silica reaction in concrete according to the reaction kinetics of the reactive aggregate. *Cement and Concrete Research*, 36.
- Poon C., Chan D., 2007. The use of recycled aggregates in concrete in Hong Kong. *Resour., Conserv. Recycling*, 50 (3), 293-305.
- Poon C.S., Yu A.T.W., Jaillon L., 2004. Reducing building waste at construction sites in Hong Kong- *Constr. Manage. Econom.*, 22 (5), 461-470.
- Poon C.S., Yu A.T.W., See S.C., Cheung E., 2004. Minimizing demolition wastes in Hong Kong public housing projects. *Constr. Manage. Econom.*, 22 (8), 799-805.
- Rao A., Jha K.N., Misra S., 2007. Use of Aggregates from Recycled Construction and Demolition Waste in Concrete. *Resour. Conserv. Recycl.*, 50, 71-81.

- Rasmus B. and Smilde A. K., 2014. Principal component analysis. *Analytical Methods* 6.9, 2812-2831.
- Reinhart D., McCreanor P., 1999. Disaster debris management–planning tools. *US Environ. Prot. Agency Reg. IV*, 4, 1–31.
- RILEM TC 121-DRG, 1994. Specifications for Concrete with Recycled Aggregates. *Materials and Structures* 27, 173, RILEM, 557- 559.
- Robinson Jr. G., Menzie W., Hyun H., 2004. Recycling of construction debris as aggregate in the Mid-Atlantic region, USA, *Resour., Conserv. Recycling*, 42 (3), 275-294.
- Rodríguez C., Parra C., Casado G., Miñano I., Albaladejo F., Benito F., Sánchez I., 2016. The incorporation of construction and demolition wastes as recycled mixed aggregates in non-structural concrete precast pieces. *J. Clean. Prod.*, 127, 152–161.
- Rodríguez-Robles D., García-González J., Juan-Valdés A., Morán-Del Pozo J.M., Guerra-Romero M.I., 2015. Overview regarding construction and demolition waste in Spain. *Environ. Technol.*, 36, 3060-3070.
- Sampaio C.H., Cazacliu B.G., Miltzarek G.L., Huchet F., le Guen L., Petter C.O., Paranhos R., Ambros W.M., Oliveira M.L.S., 2016. Stratification in air jigs of concrete/brick/gypsum particles. *Constr. Build. Mater.*, 109, 63-72.
- Sarmah A. A.K., 2018. Construction and demolition waste generation and properties of recycled aggregate concrete: a global perspective *J. Clean. Prod.*, 186, 262-281.
- Savitzky A., Golay M. J., 1964. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. *Analytical Chemistry*, 36(8), 1627–1639.
- Serranti S., Gargiulo A., Bonifazi G., 2011. Characterization of post-consumer polyolefin wastes by hyperspectral imaging for quality control in recycling processes. *Waste Manag.*, 31, 2217–2227.
- Serranti S., Palmieri R., Bonifazi G., 2015. Hyperspectral imaging applied to demolition waste recycling: an innovative approach for quality control. *J. Electron. Imaging* 24, 043003.
- Serranti S., Bonifazi G., 2016. Hyperspectral Imaging and Its Applications. In *Optical Sensing and Detection IV*, International Society for Optics and Photonics: Washington, DC, USA.
- Shahidan S., Azmi M. A. M., Kupusamy K., Zuki S. S. M., Ali N., 2017. Utilizing Construction and Demolition (C&D) Waste as Recycled

- Aggregates (RA) in Concrete” *Procedia Engineering*, 174, Elsevier, 1028-1035.
- Shen L.Y., Hao J., Tam V.-Y., Yao H., 2007. A checklist for assessing sustainability performance of construction projects. *J. Civ. Eng. Manage.*, 13 (4), 273-281.
- Shen L.Y., Wu Y.Z., Chan E.H.W., Hao J.L., 2005. Application of system dynamics for assessment of sustainable performance of construction projects. *J. Zhejiang Univ. Sci. A*, 6 (4), 339-349.
- Silva R. V., de Brito J., Dhir R. K., 2014. Properties and Composition of Recycled Aggregates from Construction and Demolition Waste” *Construction and Building Materials*, 65, 201-217.
- Singh N., Hui D., Singh R., Ahuja I.P.S., Feo L., Fraternali F., 2017. Recycling of plastic solid waste: A state of art review and future applications. *Compos. Part B Eng.*, 115, 409–422.
- Sjostrom C., Bakens W., 1999. CIB agenda 21 for sustainable construction. *Build. Res. Inform.*, 27 (6), 347-353.
- Solis G.Y., Hightower H.C., Sussex J., Kawaguchi J., 1995. Disaster Debris Management, Final Report ed. The Disaster Preparedness Resources Centre, The University of British Columbia for Emergency Preparedness Canada, British Columbia.
- Solis-Guzman J., Marrero M., Montes-Delgado M.V., Ramirez-De-Arellano A., 2009. A Spanish model for quantification and management of construction waste. *Waste Manage. (Oxford)*, 29 (9), 2542-2548.
- Srinivas H., Nakagawa Y., 2008. Environmental aspects of the Indian Ocean tsunami recovery. *J. Environ. Manag.*, 89, 4-13.
- Su X., Andoh A.R., Cai H., Pan J., Kandil A., Said H.M., 2012. GIS-based dynamic construction site material layout evaluation for building renovation projects. *Autom. Constr.*, 27, 40-49.
- Suarez J., Lopez F., Perez C.L., Serna P., Serrano M.A., 2017. Influence of recycled brick aggregates on properties of structural concrete for manufacturing precast prestressed beams. *Construction and Building Materials*, 149, 507–514.
- Suciu G., Beceanu C., Scheianu A., Petre I., 2020. Construction and demolition waste based on the automatic recycling management. *Int. Multidiscip. Sci. GeoConf. SGEM 2020*, 20, 237–244.
- Šveda M., 2000. New look at mathematical relationships among physical properties of brick products. *British Ceramic Transactions*, 99, 4.

- Tam V.W., Tam C.M., 2006. A review on the viable technology for construction waste recycling *Resour. Conserv. Recycl.*, 47, (3), 209-221.
- Tam V.W.Y., Soomro M., Evangelista A.C.J., 2018. A Review of Recycled Aggregate in Concrete Applications (2000–2017). *Constr. Build. Mater.*, 172, 272–292.
- Teo M.M.M., Loosemore M., 2001. A theory of waste behaviour in the construction industry. *Constr. Manage. Econom.*, 19 (7), 741-751.
- Thokchom S., Ghosh P., Ghosh S., 2009. Effect of water absorption, porosity and sorptivity on durability of geopolymer mortars. *ARPJ Journal of Engineering and Applied Sciences*, 4, 7, 28-32.
- Thumm A., Riddell M., Nanayakkara B., Harrington J., Meder R., 2010. Near infrared hyperspectral imaging applied to mapping chemical composition in wood samples. *J. Near Infrared Spectrosc.*, 18, 507–515.
- Townsend T., Wilson C., Beck B., 2014. The Benefits of Construction and Demolition Materials Recycling in the United States. Technical Report, Construction & Demolition Recycling Association.
- Trankler J.O.V., Walker I., Dohmann M., 1996. Environmental impact of demolition waste – an overview on 10 years of research and experience. *Waste Manage. (Oxford)*, 16 (1–3), 21-26.
- U.S. Department of the Interior, “2015 Minerals Yearbook - Sand and Gravel, Construction) (2018).
- Ulsen C., Kahn H., Hawlitschek G., Masini E.A., Angulo S.C., 2013. Separability studies of construction and demolition waste recycled sand. *Waste Manage.*, 33, 656-662.
- Vegas I., Broos K., Nielsen P., Lambertz O., Lisbona A., 2015. Upgrading the quality of mixed recycled aggregates from construction and demolition waste by using near-infrared sorting technology. *Construction and Building Materials*, 75, 121–128.
- Wang Z., Hall P., Miles N.J., Wu T., Lambert P., Gu F., 2015. The application of pneumatic jigging in the recovery of metallic fraction from shredded printed wiring boards. *Waste Manage. Res.*, 33, 785-793.
- Weisheng Lu, 2014. Estimating the Amount of Building-Related Construction and Demolition Waste in China. Springer, Berlin Heidelberg.

- Wise B. M., Gallagher N. B., Bro R., Shaver J. M., Winding W., and Koch R. S., 2006. PLS toolbox user manual.
- Wise B.M., Gallagher N.B., Bro R., Shaver J.M., Windig W., Koch R.S., 2006. Chemometrics Tutorial for PLS_Toolbox and Solo, Eigenvector Research, Inc.: Washington, DC, USA, 3905, 102–159.
- Wold S., Esbensen K., Geladi P., 1987. Principal component analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2(1–3), 37–52.
- Wu D. & Sun D.W., 2013. Advanced applications of hyperspectral imaging technology for food quality and safety analysis and assessment: A review — Part II: Applications. *Innovative Food Science and Emerging Technologies*, 19, 15–28.
- Wu Z., Yu A.T.W., Shen L., Liu G., 2014. Quantifying construction and demolition waste: An analytical review, *Waste Management*, 34, 9, 1683–1692.
- Xiao J., Xie H., Zhang C., 2017. Investigation on building waste and reclaim in Wenchuan earthquake disaster area. *Resour Conserv. Recycl.* 61, 109–117.
- Yuan H.P., Shen L.Y., 2011. Trend of the research on construction and demolition waste management. *Waste Manage. (Oxford)*, 31 (4), 670–679.
- Zakaira M., Cabrera J. G., 1996. Performance and Durability of Concrete Made with Demolition Waste and Artificial Fly Ash-Clay Aggregates” *Waste Management*, 16, 1–3, 151–158.
- Zhang C., Hu M., Dong L., Xiang P., Zhang Q., Wu J., Li B., Shi S., 2018. Co-benefits of urban concrete recycling on the mitigation of greenhouse gas emissions and land use change: a case in Chongqing metropolis, China. *J. Clean. Prod.*, 201, 481–498.
- Zhang C., Hu M., Di Maio F., Sprecher B., Yang X., Tukker A., 2022. An overview of the waste hierarchy framework for analyzing the circularity in construction and demolition waste management in Europe, *Science of The Total Environment*, 803.
- Zhang Y., Cong Q., Xie Y., Jingxiu Y., Zhao B., 2008. Quantitative analysis of routine chemical constituents in tobacco by near-infrared spectroscopy and support vector machine. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 71, 4, 1408–1413.
- Zheng Y., Bai J., Xu J., Li X., Zhang Y., 2018. A discrimination model in waste plastics sorting using NIR hyperspectral imaging system. *Waste Manag.*, 72, 87–98.

Zong L., Fei Z., Zhang S., 2014. Permeability of recycled aggregate concrete containing fly ash and clay brick waste. *J. Clean. Prod.* 70, 175–182.

Zou T., Dou Y., Mi H., Zou J., Ren, Y., 2006. Support vector regression for determination of component of compound oxytetracycline powder on near-infrared spectroscopy, *Analytical Biochemistry*, 355, 1, 1-7.

Sitografia

- Centre for Science and Environment, 2014. Construction and Demolition Waste. <<http://www.cseindia.org/userfiles/Construction-and%20-demolition-waste.pdf>> (last accessed on October 04, 2022).
- EC, 2014. COM/2014/0445 final of Communication from the commission to the European Parliament, the Council, the European Economic and Social Committee and the Committee of the regions on resource efficiency opportunities in the building sector - URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?qid=1411482206636&uri=CELEX:52014DC0445>
- Eigenvector Research Inc., 2013. Advanced Preprocessing: Noise, Offset, and Baseline Filtering. Tratto da: [wiki.eigenvector:http://wiki.eigenvector.com/index.php?title=Advanced_Preprocessing:_Noise,_Offset,_and_Baseline_Filtering](http://wiki.eigenvector.com/index.php?title=Advanced_Preprocessing:_Noise,_Offset,_and_Baseline_Filtering)
- Eigenvector Research Inc., 2017a. Advanced Preprocessing: Variable Scaling. Tratto da [wiki.eigenvector](http://wiki.eigenvector.com/).
- Eigenvector Research Inc., 2017b. Advanced Preprocessing: Sample Normalization. Tratto da [wiki.eigenvector:http://wiki.eigenvector.com/index.php?title=Advanced_Preprocessing:_Sample_Normalization](http://wiki.eigenvector.com/index.php?title=Advanced_Preprocessing:_Sample_Normalization)
- Epa, 2020. Construction and demolition debris: material-specific data - URL: <https://www.epa.gov/facts-and-figures-about-materials-waste-and-recycling/construction-and-demolition-debris-material>
- EPA, USA, 2020. EPA actions to protect the public from exposure to asbestos. 1–9, related issues in [it.https://www.epa.gov/asbestos/epa-actions-protect-publicexposure-asbestos](https://www.epa.gov/asbestos/epa-actions-protect-publicexposure-asbestos) (accessed 27/09/22).
- European Commission, 2012. Eurostat: Waste Generation by Economic Activity and Households. <http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/File:Waste_generation_by_economic_activity_and_households,_2012_lb.png> (last accessed on October 04, 2022).
- European Commission, 2014. Construction and Demolition Waste (CDW). <http://ec.europa.eu/environment/waste/construction_demolition.htm> (last accessed on October 04, 2022)

Eurostat, 2021. Generation of waste by economic activity - URL:
<https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/ten00106/default/table?lang=en>

Eurostat, 2021. Recovery rate of construction and demolition waste - URL:
https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/cei_wm040/default/table?lang=en

Middleton Spectral Vision., 2004. SisuCHEMA. Tratto da:
middletonspectral:
<http://www.middletonspectral.com/products/hyperspectral-components-systems/systems/sisuchema/>

Osservatorio sisma: maceriesisma2009.it

Qianzhan Industry Institute, 2019. Market status and prospect analysis of China's construction and demolition waste treatment industry in 2019 (in Chinese):
<https://bg.qianzhan.com/report/detail/300/190605-cb2ad101.html>

The World Bank, 2021. Urban population (% of total population):
<https://data.worldbank.org/indicator/SP.URB.TOTL.IN.ZS?view=map>