



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTÀ DI INGEGNERIA

Corso di Laurea Triennale in Ingegneria Meccanica

**Caratterizzazione di rifiuti di
costruzione e demolizione
tramite analisi iperspettrale**

**Construction and demolition waste
characterization through hyperspectral
analysis**

Relatore:
Prof. Gian Marco Revel

Tesi di Laurea di:
Enrico Magi Galluzzi

Correlatori:
Prof.ssa Gloria Cosoli
Dott.ssa Maria Teresa Calcagni

Anno Accademico 2023/2024

Abstract

La gestione dei rifiuti da costruzione e demolizione (C&D) è un problema di primaria importanza in un'Europa sempre più verde e orientata verso l'economia circolare.

Questa tesi propone l'imaging iperspettrale come metodo innovativo per la caratterizzazione dei rifiuti C&D al fine di supportarne il riutilizzo e la valorizzazione.

L'analisi iperspettrale è una tecnica che permette di ricavare informazioni sulla composizione dei diversi materiali analizzati attraverso l'acquisizione di immagini in un range di lunghezze d'onda che vanno oltre lo spettro del visibile. Durante questo studio sono stati analizzati campioni di materiali diversi, provenienti da due siti di raccolta e smaltimento spagnoli, partner del progetto europeo RECONSTRUCT project (Un sistema di costruzione territoriale per un ambiente a basse emissioni di carbonio, GA no. 101082265). I dati ottenuti sono stati poi visualizzati ed elaborati attraverso un codice Python creato appositamente per l'estrazione delle caratteristiche di interesse, arrivando a distinguere alcuni materiali in maniera soddisfacente.

Questa ricerca vuole evidenziare il potenziale dell'analisi iperspettrale nell'ottimizzare e migliorare la gestione e il riutilizzo dei rifiuti C&D, facilitando la loro accurata caratterizzazione e quindi la loro separazione.

Sommario

1. Introduzione	5
1.1 Rifiuti da costruzione e demolizione	Errore. Il segnalibro non è definito.
1.2 Imaging Iperspettrale	6
1.3 Imaging Iperspettrale per sorting di rifiuti	7
2. Materiali e metodi	8
2.1 Preparazione campioni	8
2.2 Set-Up	9
2.2.1 Telecamera Iperspettrale	10
2.3 Procedura di acquisizione	11
2.4 Analisi dei dati	13
3. Risultati	17
4. Conclusioni	34
Bibliografia	35

Elenco degli acronimi

HSI	<i>Hyperspectral Imaging</i>
C&D	<i>Costruzione e Demolizione</i>
SAM	<i>Spectral Angle Mapper</i>
UE	<i>Unione Europea</i>
ROI	<i>Range Of Interest</i>
UNIVPM	<i>Università Politecnica delle Marche</i>

1. Introduzione

I rifiuti da costruzione e demolizione (C&D) costituiscono un crescente problema per l'ambiente; sono infatti una delle principali categorie di rifiuti prodotti in Europa, ed hanno un impatto notevole sull'ecosistema. Secondo i dati dell'Eurostat, i rifiuti da costruzione generati dai 27 paesi dell'Unione Europea nel 2020 costituiscono il 25-30% del totale; l'Italia con i suoi 66 milioni di tonnellate si colloca dietro solamente a Germania Francia e Paesi Bassi [1]. I rifiuti C&D sono composti principalmente da materiali come calcestruzzo, mattoni, metalli, legno e plastica, che spesso vengono gettati in discarica senza il tentativo di riciclarli o recuperarli. Il riciclo e il recupero dei rifiuti C&D contribuirebbe al passaggio ad un'economia circolare, rappresentata dal modello in ***Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.***, abbattendo i costi e i consumi nel produrre nuovi materiali da costruzione, in linea con il pensiero dell'UE che nel marzo del 2020 ha imposto l'obiettivo della neutralità climatica entro il 2050 [2]. In linea con questa filosofia nasce, cofinanziato dall'Unione Europea, il progetto RECONSTRUCT, che promette di sviluppare soluzioni circolari, ecologiche e innovative per ridurre le emissioni del settore delle costruzioni [3]. In questo lavoro di tesi, i campioni analizzati provengono da due siti di smaltimento di rifiuti forniti dai partner spagnoli, COMSA e Sorigué (<https://www.comsa.com/> , <https://www.sorigue.com/es>), che assieme all'UNIVPM contribuiscono allo sviluppo delle attività nel progetto Reconstruct.



Figura 1 Modello di economia circolare UE [4].

1.1 Imaging Iperspettrale

L'imaging iperspettrale (Hyperspectral Imaging, HSI) è una tecnica innovativa che combina le proprietà dell'imaging digitale con quelle della spettroscopia. Utilizzando questo approccio, è possibile rilevare la firma spettrale di ciascun pixel dell'immagine acquisita in diverse regioni di lunghezza d'onda (visibile, vicino infrarosso, infrarosso a onde corte, ecc.) in base alle caratteristiche del sensore selezionato. Infatti, quando la luce colpisce un materiale, alcune lunghezze d'onda vengono assorbite, altre vengono riflesse e altre ancora vengono trasmesse; attraverso i sensori iperspettrali è possibile raccogliere questi dati per poterli analizzare. In generale un alto grado di riflessione della luce caratterizza un materiale trasparente, mentre un basso grado di riflessione è tipico dei materiali opachi. L'imaging iperspettrale fornisce in output un "cubo iperspettrale", che può essere considerato come un set di dati tridimensionale, con due dimensioni spaziali e una dimensione spettrale e in letteratura prende il nome di "Hypercube" [5]. Si può dire che ogni materiale ha il proprio spettro caratteristico, strettamente legato alla composizione chimica, questo permette di distinguere materiali diversi senza il bisogno di analisi che vadano a danneggiare i campioni. Un altro vantaggio dell'HSI è la velocità con la quale è possibile fare l'acquisizione e l'analisi dei dati. L'imaging iperspettrale può quindi essere considerato una delle tecniche non distruttive più potenti per ottenere informazioni dettagliate dalle immagini, con un alto livello di flessibilità, questo giustifica il suo massiccio utilizzo in molti settori, come quello agroalimentare [6], biochimico e anche nell'analisi di rifiuti; l'HSI è stata infatti utilizzata in recenti casi studio su rifiuti da costruzione, un esempio è l'analisi di calcestruzzo riciclato tramite HSI per individuare malta cementizia residua [7].

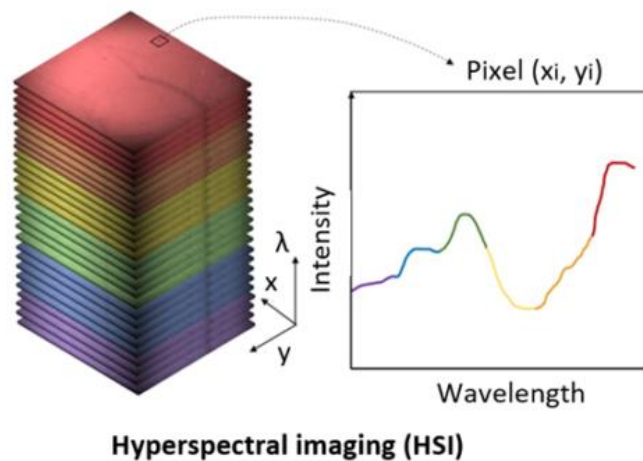


Figura 2 Cubo Iperspettrale [8].

1.2 Imaging Iperspettrale per sorting di rifiuti

Negli ultimi anni l'utilizzo dell'imaging iperspettrale per caratterizzazione ed analisi di rifiuti è notevolmente aumentato; sono molti, infatti, i punti di forza di questa tecnica applicata nello specifico al sorting di rifiuti. Il primo punto di forza è l'identificazione accurata dei materiali, grazie all'HSI è possibile distinguere diversi materiali, con una accuratezza che può essere dell'ordine del 90% [9]. Un altro vantaggio è la natura non distruttiva di questa tecnica, che preserva l'integrità dei campioni analizzati, permettendone quindi il riutilizzo ed eventuali ulteriori analisi. Un punto forte dell'HSI è l'analisi in tempo reale, che la rende molto interessante applicata al trattamento dei rifiuti, che potranno essere quindi identificati e smistati mentre passano attraverso il sistema di riciclaggio [10]. Si denota come l'imaging iperspettrale può essere utilizzato in molte fasi del processo di gestione dei rifiuti da costruzione e demolizione: dalla caratterizzazione iniziale alla separazione finale. Può essere sfruttato per il controllo qualità dei materiali da riciclare o per individuare eventuali contaminanti che vanno scartati. L'HSI è una tecnica molto versatile che si combina in maniera efficace con l'analisi dei rifiuti.

2. Materiali e metodi

2.1 Preparazione campioni

In questo capitolo vengono descritti i materiali gli strumenti e i metodi utilizzati per l'analisi dei rifiuti C&D. I campioni analizzati sono stati 47, 31 inviati da Comsa e 16 da Sorigué, riconducibili a 7 classi o famiglie: plastica, metallo, legno, carta e cartone, piastrelle, calcestruzzo, mattoni. Dato il grande numero di campioni e la loro diversità, il primo passo fondamentale è stato la catalogazione dei provini. A tal fine, è stata sviluppata appositamente una nomenclatura, in modo tale da identificare in modo univoco ogni campione facilitando e velocizzando il lavoro di analisi.

Codice catalogazione campioni

XXX _ YYY _ Z

XXX: Codice sito (COM = Comsa, SOR = Sorigué)

YYY: Codice Campione (Numerico o Alfanumerico a seconda che XXX sia COM o SOR)

Z: Codice faccia (F = Front, R = Retro)

Il secondo passaggio è stato creare una tabella associando ad ogni campione il nome creato con il codice, un'immagine e la media degli spettri misurati con la telecamera iperspettrale (*Tabella 2* nel capitolo 3. Risultati).

2.2 Set-Up sperimentale

Il set-up di misura è composto da una telecamera iperspettrale (*Capitolo 2.2.1*) fissata su un'impalcatura che permette di modificare l'altezza rispetto al piano di lavoro, quest'ultimo è di colore nero per evitare riflessioni che possano disturbare la misurazione. Il banco di misura è composto da un sistema di illuminazione, costituito da lampade alogene collegate ad un alimentatore, da un sistema di raffreddamento, da un computer portatile con installato il software Hinalea APP, necessario per la gestione della telecamera e l'acquisizione dei dati. Il sistema di raffreddamento, costituito da 3 moduli Peltier e una termocoppia che misura la temperatura all'interno del contenitore termoisolante, è stato costruito appositamente per mantenere la telecamera in un range di temperatura di (20 ± 5) °C, per sopperire all'aumento di temperatura della telecamera durante la misurazione, che comporta il rischio di ottenere risultati rumorosi. Il sistema di illuminazione ad anello con 8 lampade alogene 12 V è stato costruito appositamente per garantire un'illuminazione uniforme e stabile. Dalla letteratura si vede che le lampade alogene mantengono una buona stabilità spettrale nel tempo [11], coprono bene le lunghezze d'onda nel vicino infrarosso e visibile, rendendole la scelta migliore per questo caso studio.

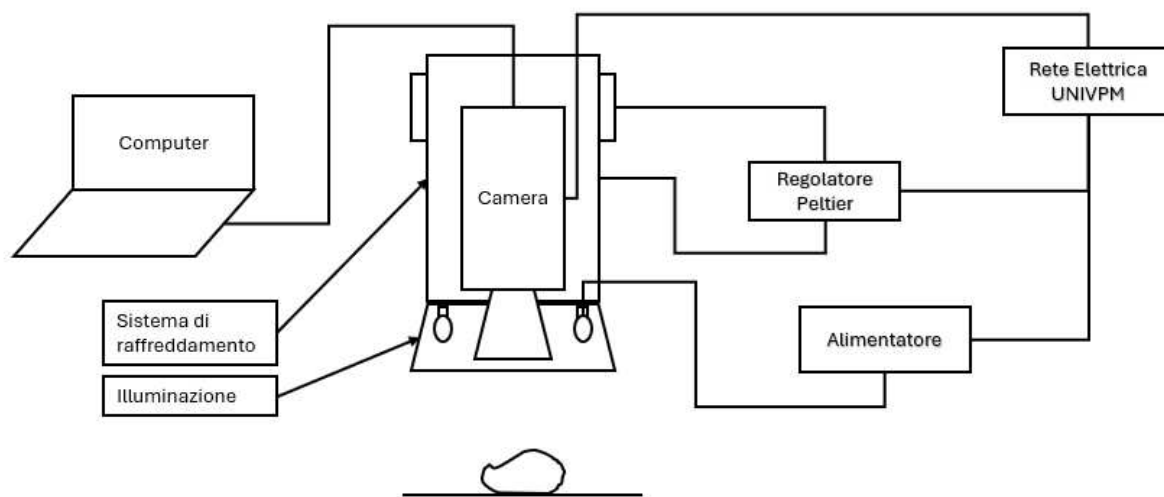


Figura 3 Schema del Set-Up sperimentale.

2.2.1 Telecamera Iperspettrale

Le analisi sono state effettuate con una telecamera iperspettrale capace di misurare la riflettanza spettrale dai campioni presi in esame, tutto in maniera non distruttiva. Una telecamera iperspettrale è un dispositivo che acquisisce in un range di centinaia di bande spettrali, ottenendo così una firma spettrale dettagliata di ciascun pixel dell'immagine. In questo progetto è stata utilizzata la telecamera 4250 VIS-NIR di Hinalea, le specifiche tecniche sono visualizzabili in *Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.* [12].

Specifiche 4250 VIS-NIR Hinalea	
Dimensione	197,7mm x 81mm x 78mm
Peso	1.25kg
Tensione in ingresso	110 VAC at 60Hz/ 220 VAC at 50Hz
Temperatura di lavoro	20°±5°C
Risoluzione sensore spaziale	2.3MP
Range spettrale	400-1000nm
Bande spettrali	300 nominali
Risoluzione spettrale	4 nm

Tabella 1 Specifiche tecniche telecamera 4250 VIS-NIR.

2.3 Procedura di acquisizione

Di seguito vengono elencati i passaggi svolti nell'analisi di ogni campione ed esplicitata la catena di misura.

I. Preparazione campione e banco di acquisizione.

Il campione da analizzare viene scelto, pulito e avvicinato al banco di lavoro. Il piano da lavoro di colore nero viene pulito per rimuovere eventuali residui lasciati dal campione precedente, il nuovo campione da esaminare viene collocato sul piano di misurazione.

II. Preparazione sistema di acquisizione.

La telecamera 4250 VIS-NIR viene collegata al computer, viene accesa e si apre il software nativo della telecamera, Hinalea APP.

III. Calibrazione del nero.

La calibrazione del nero viene effettuata tramite l'Hinalea APP, tenendo la lente della telecamera coperta con il suo coperchio. Questo passaggio non si ripete per ogni misurazione, infatti il nero viene calibrato solo una volta.

IV. Raffreddamento e illuminazione.

Si accende il sistema di raffreddamento costituito dai 3 moduli Peltier provvisti di ventole e scambiatori di calore in alluminio visibili in

Figura 4, gestiti da un regolatore per celle di Peltier collegato al contenitore isolante tramite una termocoppia. La temperatura del sistema deve essere sempre mantenuta nell'intervallo (20 ± 5) °C.

Viene acceso il sistema di illuminazione a lampade alogene visibile in

Figura 5, collegato all'alimentatore esterno che rende l'illuminazione stabile.

V. Messa a fuoco e calibrazione bianco.

Il campione da esaminare viene messo a fuoco regolando l'obiettivo della telecamera, viene poi sistemato il target bianco alla stessa altezza del campione, mantenendo così il fuoco. Successivamente viene fatta un'auto-esposizione che regola l'illuminazione evitando di saturare l'immagine durante la fase di acquisizione, si effettua quindi la calibrazione del bianco tramite l'Hinalea APP. Questo passaggio al contrario del nero va ripetuto ogni volta che si cambia il fuoco del campione in analisi.

VI. Acquisizione campione.

Il target bianco viene rimosso e riposizionato il campione da analizzare, viene fatta un'ulteriore auto-esposizione. Si procede con l'acquisizione del campione tramite l'Hinalea APP, questo passaggio dura circa 1-2 minuti, di ogni campione sono state fatte 3 acquisizioni, per avere più dati su cui lavorare e verificare la ripetibilità delle informazioni salvate.

VII. Salvataggio dati.

Il software elabora i dati e fornisce in output l'ipercubo, viene preso come dato rilevante la riflettanza. L'Hinalea APP permette inoltre di selezionare una ROI (Region Of Interest) ed esportare la riflettanza della regione selezionata sotto forma di file .txt, molto meno pesante e più maneggevole rispetto all'ipercubo.

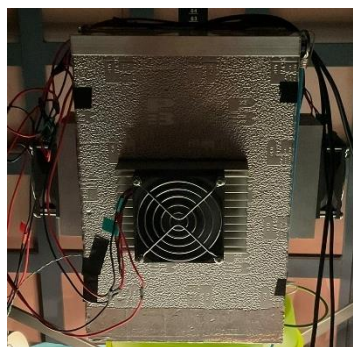


Figura 4 Sistema di raffreddamento.



2.4 Analisi dei dati

I dati ottenuti dalle misurazioni con la telecamera iperspettrale sono stati elaborati scrivendo un apposito programma utilizzando il linguaggio di programmazione Python.

- **Medie e deviazioni standard**

Il primo passaggio è stato calcolare le medie e le deviazioni standard degli spettri di ogni campione, il massimo range di riflettanza è [0:1,5] e le lunghezze d'onda in nm hanno range [402:998]. Il calcolo delle medie è stato effettuato sommando i valori di riflettanza per ogni lunghezza d'onda, da 402 a 998 nm, e dividendo il totale per il numero di acquisizioni di ogni campione, ovvero 3. La deviazione standard è stata calcolata per determinare la dispersione dei dati attorno alla media, fornendo un'indicazione sulla variabilità e sulla affidabilità delle misurazioni effettuate in precedenza. Sono stati fatti i plot della media di ogni campione assieme alle deviazioni standard. Il passaggio successivo è stato calcolare gli spettri medi e le deviazioni standard delle sette classi: plastica, calcestruzzo, mattoni, metalli, legno, cartone, piastrelle. Le formule utilizzate per fare la media e la deviazione standard sono riportate di seguito, $\bar{x}_\lambda = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{i,\lambda}$ per la media e 2 per la deviazione standard.

1. $\bar{x}_\lambda = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{i,\lambda}$

2. $\sigma_\lambda = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{i,\lambda} - \bar{x}_{i,\lambda})^2}$

- **Applicazione dell'algorithmo SAM**

Il secondo step, una volta calcolate medie e deviazioni standard è stato l'utilizzo dell'algorithmo SAM (Spectral Angle Mapper) che ci ha permesso di classificare ciascun campione all'interno di una delle sette classi individuate nella fase di catalogazione. L' utilizzo dell'algorithmo Spectral Angle Mapper è ampiamente diffuso in studi che utilizzano la tecnologia dell'imaging spettrale [13], è per questo che in questo lavoro di tesi è stato scelto SAM per la classificazione dei rifiuti da costruzione e demolizione a discapito di altri algoritmi di classificazione, PCA per citarne uno [14]. SAM è un metodo di classificazione che confronta l'angolo tra due vettori spettrali, il primo vettore è lo spettro del campione in esame, il secondo è lo spettro di un riferimento che noi diamo all'algorithmo. L'angolo è una misura di similarità, minore è il suo valore maggiore è la somiglianza tra i due spettri.

$$\alpha = \cos^{-1} \left[\frac{\sum_{i=1}^n X_i Y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n X_i^2 \sum_{i=1}^n Y_i^2}} \right]$$

α = angolo formato tra i vettori

X = spettro del campione in analisi

Y = spettro del riferimento

Gli spettri di riferimento utilizzati nella formula del SAM (Spectral Angle Mapper) sono stati ricavati calcolando la media degli spettri di tutti i campioni appartenenti alla classe specifica di cui si desiderava ottenere il riferimento. Per esempio, lo spettro di riferimento della classe plastica è stato generato facendo la media degli spettri dei 14 campioni di plastica presi in esame.

- **Matrice di confusione**

Il terzo step è stato valutare la classificazione ottenuta con l'algoritmo SAM attraverso l'utilizzo di una confusion matrix (matrice di confusione). La matrice di confusione è uno strumento che analizza le prestazioni di un modello di classificazione confrontando i risultati della classificazione automatica con le etichette effettive, ottenendo come output la precisione del modello. La confusion matrix si costruisce in questo modo:

- Le righe rappresentano le classi reali.
- Le colonne rappresentano le classi predette.
- Gli elementi all'interno delle celle indicano il numero di campioni che fanno parte sia della classe predetta che della classe reale.

La confusion matrix fornisce informazioni su:

- **True Positives (TP)**: il numero dei campioni correttamente classificati (si trovano sulla diagonale).
- **False Positives (FP)**: il numero dei campioni assegnati ad una classe diversa da quella reale (si trovano fuori dalla diagonale).
- **False Negatives (FN)**: il numero dei campioni appartenenti ad una certa classe che sono stati erroneamente classificati in altre classi.
- **True Negatives (TN)**: il numero di campioni che non appartengono ad una data classe e che correttamente sono stati non classificati in quella classe.

Utilizzando i valori ricavati dalla matrice di confusione è possibile calcolare diverse metriche di valutazione, che permettono l'analisi delle prestazioni del modello, in questo studio sono state calcolate:

- **Accuratezza:** la percentuale dei campioni correttamente classificati su tutti i campioni.

$$\text{Accuratezza} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- **Precisione:** la proporzione tra campioni predetti correttamente all'interno di una classe rispetto a tutti i campioni predetti in quella classe.

$$\text{Precisione} = \frac{TP}{TP + FP}$$

- **Sensibilità:** La proporzione tra campioni predetti correttamente all'interno di una classe rispetto a tutti i campioni effettivamente appartenenti a quella classe

$$\text{Sensibilità} = \frac{TP}{TP + FN}$$

- **Punteggio-F1:** la media armonica tra precisione e sensibilità.


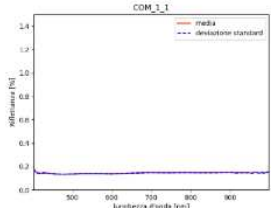

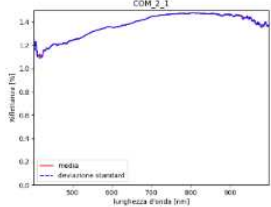

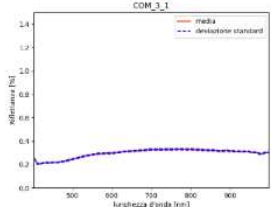

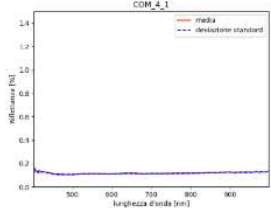
$$\text{Punteggio - F1} = \frac{2 \cdot \text{Precisione} \cdot \text{Sensibilità}}{\text{Precisione} + \text{Sensibilità}}$$


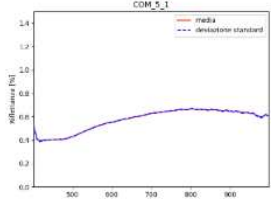

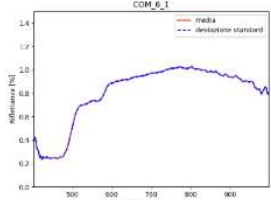

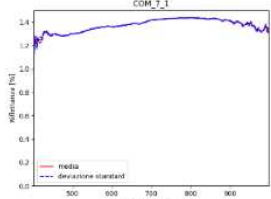

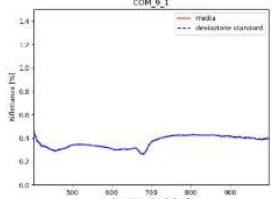

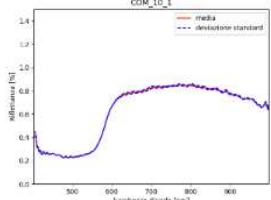
3. Risultati


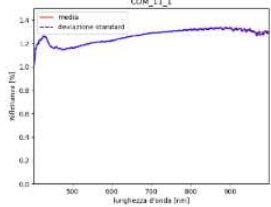

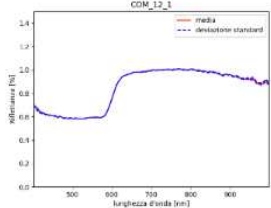

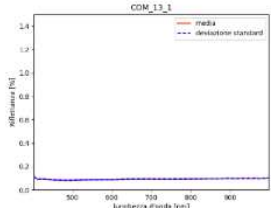

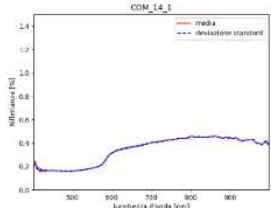

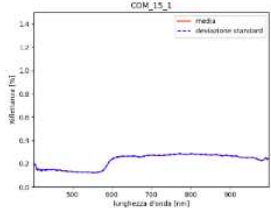
- **Tabella e spettri dei singoli campioni**


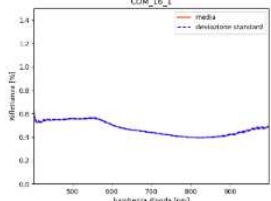

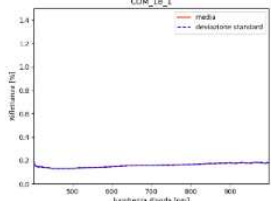

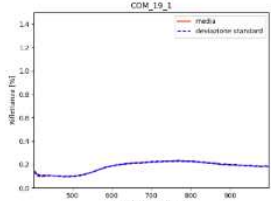

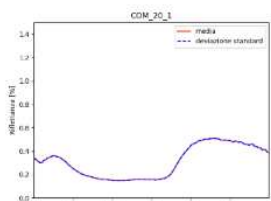

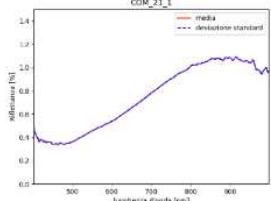
La


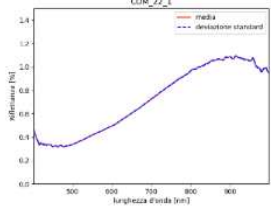

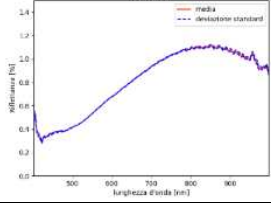

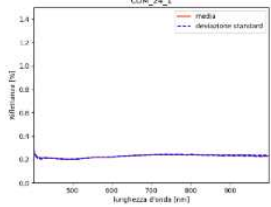

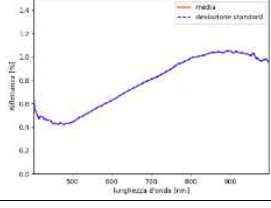

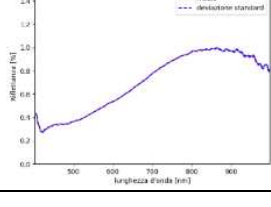
Tabella 2 fa riferimento al sottocapitolo *2.1 Preparazione campioni* del capitolo *2. Materiali e metodi*, infatti la catalogazione dei campioni è stata completata aggiungendo una colonna con gli spettri di ogni campione, permettendo la visualizzazione del codice, dell'immagine e dell'impronta spettrale di ogni provino. Questa visualizzazione è utile per identificare le caratteristiche distintive dei materiali analizzati e le differenze tra campioni appartenenti alla stessa classe; da notare l'estrema differenza tra gli spettri dei provini appartenenti alla famiglia plastica.


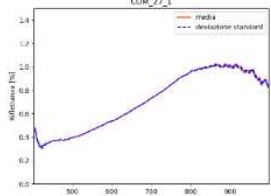

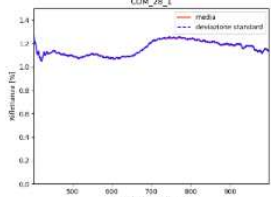

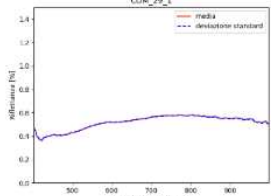

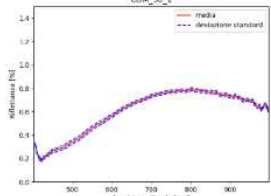

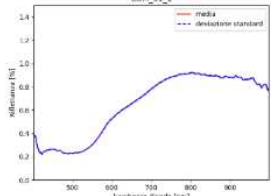
COMSA				
Numero Campione	Materiale	Codice	Immagine	Spettro
1	Plastica PP	COM_1		
2	Plastica EPS	COM_2		
3	Vetro/ plastica	COM_3		
4	Plastica	COM_4		


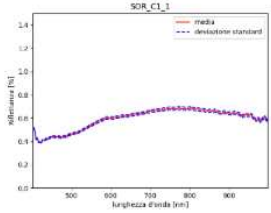

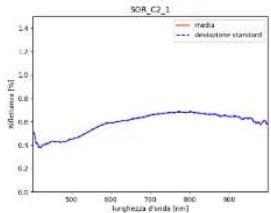

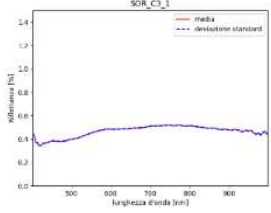
5	Plastica	COM_5		
6	Plastica	COM_6		
7	Plastica	COM_7		
9	Plastica	COM_9		
10	Plastica	COM_10		


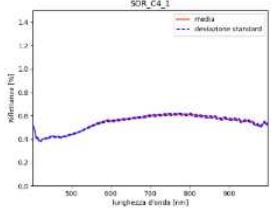

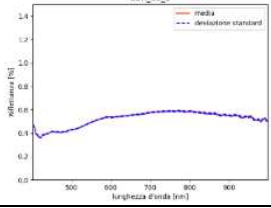

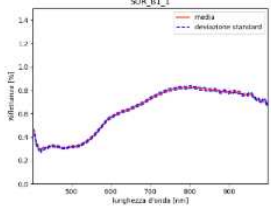

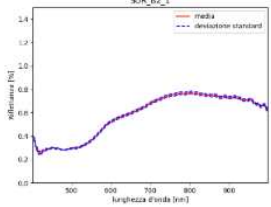
11	Plastica	COM_11		
12	Plastica	COM_12		
13	Plastica	COM_13		
14	Plastica	COM_14		
15	Plastica	COM_15		


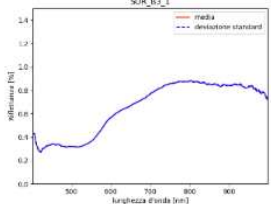

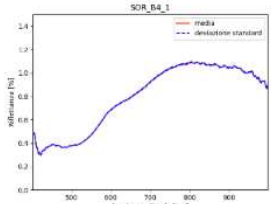

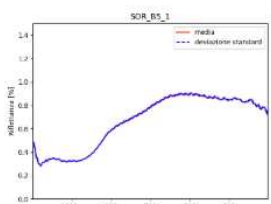

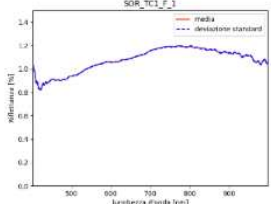
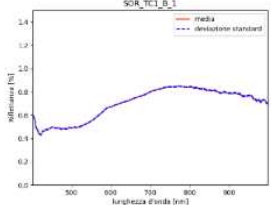
16	Metallo	COM_16		
18	Metallo	COM_18		
19	Metallo	COM_19		
20	Metallo	COM_20		
21	Legno	COM_21		


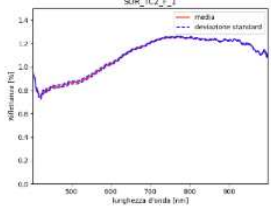
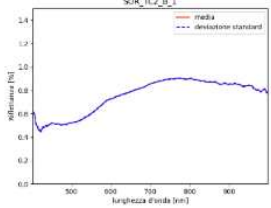

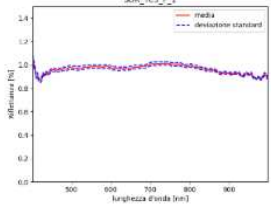
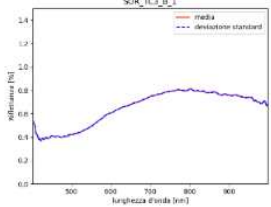
22	Cartone	COM_22		
23	Legno	COM_23		
24	Legno	COM_24		
25	Cartone	COM_25		
26	Carta	COM_26		


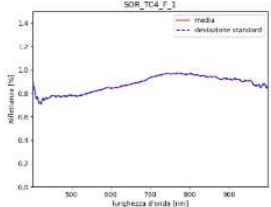
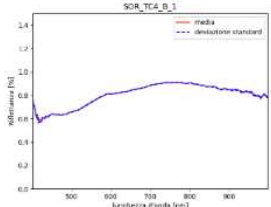

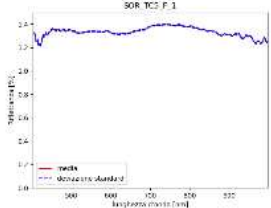
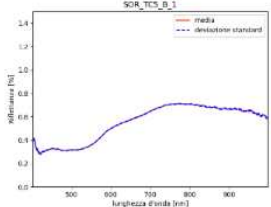
27	Carta	COM_27		
28	Piastrella	COM_28		
29	Calcestruzzo	COM_29		
30	?	COM_30		
31	Mattone	COM_31		

COMSA				
Numero Campione	Materiale	Codice	Immagine	Spettro
1	Calcestruzzo	SOR_C1		
2	Calcestruzzo	SOR_C2		
3	Calcestruzzo	SOR_C3		

4	Calcestruzzo	SOR_C4		
5	Calcestruzzo	SOR_C5		
6	Mattone	SOR_B1		
7	Mattone	SOR_B2		

8	Mattone	SOR_B3		
9	Mattone	SOR_B4		
10	Mattone	SOR_B5		
11	Piastrella Fronte	SOR_TC1_F		
11	Piastrella Retro	SOR_TC1_B		

12	Piastrella Fronte	SOR_TC2_F		
12	Piastrella Retro	SOR_TC2_B		
13	Piastrella Fronte	SOR_TC3_F		
13	Piastrella Retro	SOR_TC3_B		

14	Piastrella Fronte	SOR_TC4_F		
14	Piastrella Retro	SOR_TC4_B		
15	Piastrella Fronte	SOR_TC5_F		
15	Piastrella Retro	SOR_TC5_B		

16	Mix di aggregati	SOR_MIX_1		
----	------------------	-----------	--	---

Tabella 2 Catalogazione dei campioni con rispettivi spettri e deviazione standard.

• Spettri medi e deviazioni standard delle classi

Gli spettri dei singoli campioni sono stati quindi utilizzati per calcolare gli spettri medi di ogni classe e le relative deviazioni standard, così da valutare la variabilità della popolazione di test. Si nota in *Figura 6* come le classi cartone, mattoni, calcestruzzo hanno una deviazione standard minore, mentre dalla *Figura 7* è evidente come le classi plastica, metallo, legno, piastrelle sono più variabili. L'ampiezza della deviazione standard, soprattutto della classe plastica, è dovuta alla differenza degli spettri dei singoli campioni appartenenti a queste classi, come si nota dalla *Tabella 2*. Inoltre l'ampiezza delle deviazioni standard di queste classi è intrinseca, vista la definizione di classe e dello spettro di ogni classe che abbiamo dato nel sottocapitolo *2.4 Analisi dati* del capitolo *2. Materiali e metodi*.

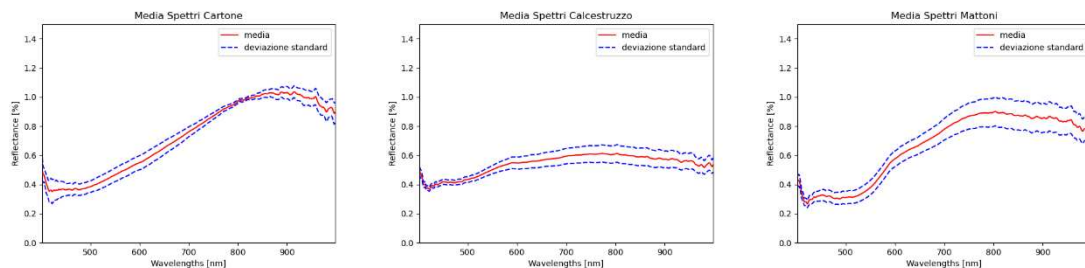


Figura 6 Spettri medi e relative deviazioni standard delle classi cartone, calcestruzzo, mattoni.

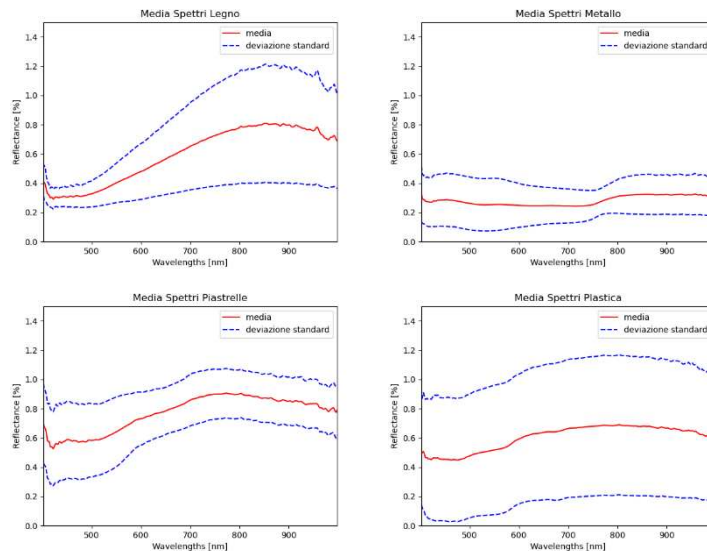


Figura 7 Spettri medi e relative deviazioni standard delle classi legno, metalli, piastrelle, plastica.

- **Confronto tra classi**

La *Figura 8* offre un immediato confronto tra i vari spettri medi delle famiglie di rifiuti da costruzione e demolizione. L'immagine spettrale delle medie evidenzia le peculiarità e le differenze di ogni famiglia rispetto alle altre. Questa differenza tra gli spettri medi permette di distinguere e classificare i campioni attraverso l'HSI.

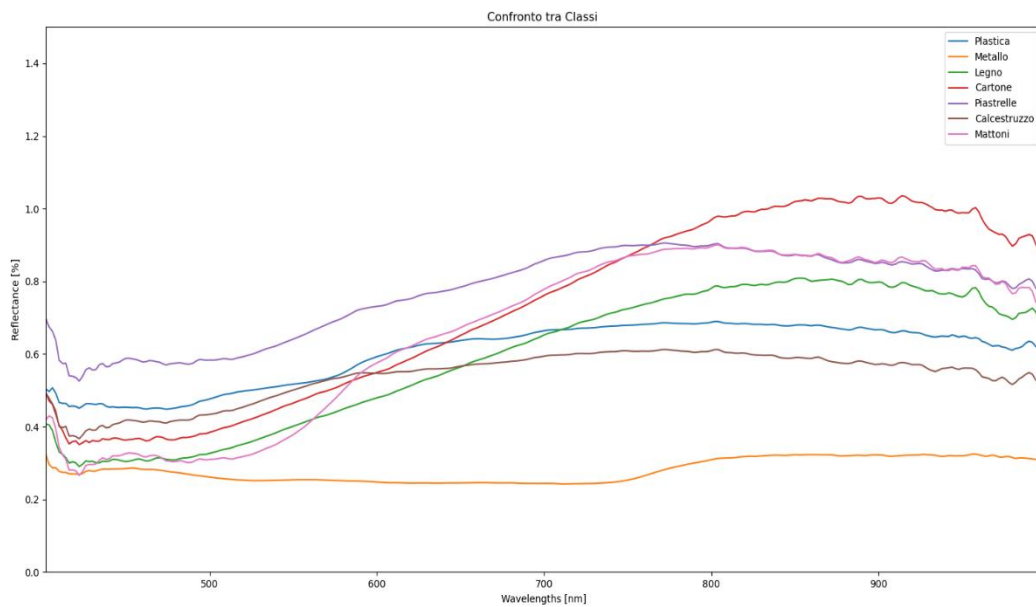


Figura 8 Spettri delle classi a confronto.

- **Classificazione con SAM**

Come introdotto nel sottocapitolo 2.4 *Analisi dei dati* del capitolo 2. *Materiali e metodi*, gli spettri medi delle classi sono stati usati come riferimento nell'applicazione dell'algoritmo SAM. L'algoritmo, confrontando singolarmente tutti gli spettri dei campioni in esame con gli spettri di riferimento, è stato in grado di classificare i provini all'interno delle classi predette, con una accuratezza media del 41% , come si può notare dalla *Figura 9* e *Tabella 3*.

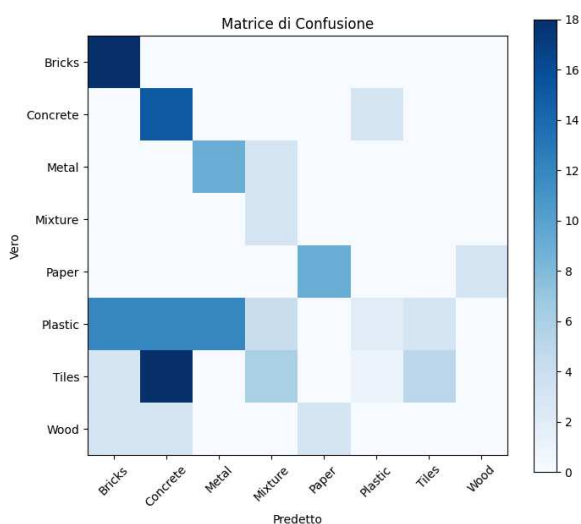


Figura 9 Matrice di confusione con tutte le classi.

Resoconto della classificazione	Precisione	Recall	Punteggio-F1	Eventi
Mattoni	0,50	1,00	0,67	18
Calcestruzzo	0,31	0,83	0,45	18
Metallo	0,43	0,75	0,55	12
Mixture	0,19	1,00	0,32	3
Cartone	0,75	0,75	0,75	12
Plastica	0,33	0,04	0,08	45
Piastrelle	0,62	0,15	0,24	33
Legno	0,00	0,00	0,00	9
Analisi globale				
Accuratezza			0,41	150

Tabella 3 Metriche di valutazione della Matrice di confusione in Figura 9.

Si nota come le metriche di valutazione dell’algoritmo migliorino se vengono escluse le famiglie della plastica e della mixture, l’accuratezza globale passa dal 41% al 64%. Importanti miglioramenti si hanno nelle classi metallo e calcestruzzo, il punteggio-F1 passa da 0,55 a 0,86 per i metalli e da 0,45 a 0,61 per il calcestruzzo (*Figura 10* Tabella 1 e *Tabella 4 a confronto con Figura 9* Tabella 3).

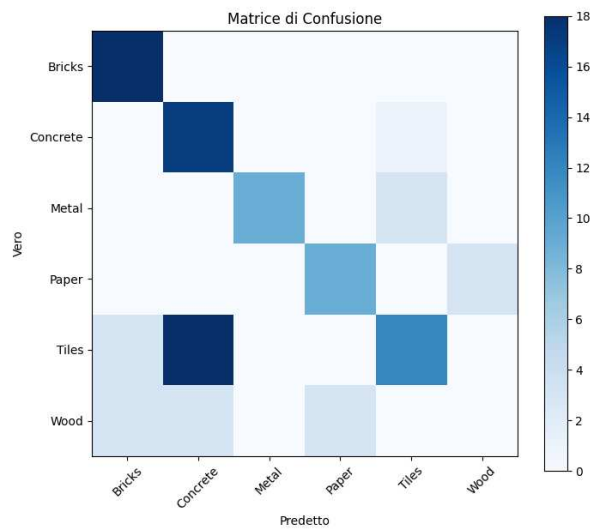


Figura 10 Matrice di confusione senza plastica e mixture.

Resoconto della classificazione	Precisione	Recall	Punteggio-F1	Eventi
Mattoni	0,75	1,00	0,86	18
Calcestruzzo	0,45	0,94	0,61	18
Metallo	1,00	0,75	0,86	12
Cartone	0,75	0,75	0,75	12
Piastrelle	0,75	0,36	0,49	33
Legno	0,00	0,00	0,00	9
Analisi globale				
Accuratezza			0,64	102

Tabella 4 Metriche di valutazione della matrice di confusione in Figura 10.

4. Conclusioni

Il presente studio ha avuto l'obiettivo di classificare 47 campioni di rifiuti da costruzione e demolizione, forniti dai partner del progetto RECONSTRUCT: COMSA e Sorigué, utilizzando la tecnologia dell'imaging iperspettrale e l'algoritmo Spectral Angle Mapper (SAM). L'analisi iperspettrale dei campioni, associata all'algoritmo SAM, evidenzia la possibilità di classificare i provini con una accuratezza che arriva al 64%. I migliori risultati, visibili anche dalle matrici di confusione e dalle metriche di valutazione, sono stati ottenuti con le classi mattoni, metalli, calcestruzzo. Per le altre classi i risultati ottenuti sono stati meno accurati, in particolare la classe plastica è risultata la più variabile e meriterebbe un'analisi più dettagliata, considerandone le diverse sottoclassi. In questa tesi non è stato possibile procedere ad un'analisi approfondita della classe plastica perché i campioni a disposizione non lo permettevano. Sarebbe sicuramente necessario avere un numero di campioni ben più elevato per classificare i diversi tipi di plastica. In conclusione, il metodo proposto in questo lavoro di tesi, che sfrutta l'analisi con telecamera iperspettrale associato all'algoritmo SAM, ha mostrato di avere un buon potenziale per poter essere utilizzato per la caratterizzazione dei rifiuti C&D. Questa tesi può essere uno spunto per continuare lo studio, concentrando l'attenzione sulla classe plastica, dividendola in sottoclassi più specifiche migliorando così l'accuratezza della classificazione. Un ulteriore sviluppo di questo lavoro di tesi può essere l'approfondimento della classe metallo, analizzando le sottoclassi e migliorando ulteriormente l'accuratezza nella classificazione e separazione di questa famiglia, vista l'importanza e il costo di questi materiali nell'economia moderna. In conclusione, questa tesi sottolinea l'importanza dello smistamento e della classificazione dei rifiuti C&D per favorirne il riciclo e il riutilizzo, indirizzando il settore costruzioni verso la completa sostenibilità attraverso un modello circolare.

Bibliografia

- [1] “Statistics | Eurostat.” Accessed: Jun. 13, 2024. [Online]. Available: https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/ten00106/default/table?lang=en&category=t_env.t_env_was.t_env_wasgt
- [2] “Economia circolare - Consilium.” Accessed: Jun. 13, 2024. [Online]. Available: <https://www.consilium.europa.eu/it/policies/circular-economy/>
- [3] “Homepage - Reconstruct.” Accessed: Jun. 13, 2024. [Online]. Available: <https://reconstruct-project.eu/>
- [4] “Economia circolare: definizione, importanza e vantaggi | Tematiche | Parlamento europeo.” Accessed: Jul. 04, 2024. [Online]. Available: <https://www.europarl.europa.eu/topics/it/article/20151201STO05603/economia-circolare-definizione-importanza-e-vantaggi>
- [5] G. Bonifazi, G. Capobianco, R. Palmieri, and S. Serranti, “Hyperspectral imaging applied to the waste recycling sector.” [Online]. Available: www.spectroscopyeurope.com
- [6] Y. Shao *et al.*, “Growth period determination and color coordinates visual analysis of tomato using hyperspectral imaging technology,” *Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc*, vol. 319, Oct. 2024, doi: 10.1016/j.saa.2024.124538.
- [7] G. Bonifazi, R. Palmieri, and S. Serranti, “Evaluation of attached mortar on recycled concrete aggregates by hyperspectral imaging,” *Constr Build Mater*, vol. 169, pp. 835–842, Apr. 2018, doi: 10.1016/J.CONBUILDMAT.2018.03.048.
- [8] “Hyperspectral and multispectral imaging - Pyroistech.” Accessed: Jul. 04, 2024. [Online]. Available: <https://www.pyroistech.com/hyperspectral-and-multispectral-imaging/>
- [9] W. Xiao, J. Yang, H. Fang, J. Zhuang, and Y. Ku, “A robust classification algorithm for separation of construction waste using NIR hyperspectral system,” *Waste Management*, vol. 90, pp. 1–9, May 2019, doi: 10.1016/j.wasman.2019.04.036.
- [10] S. Serranti, A. Gargiulo, and G. Bonifazi, “Classification of polyolefins from building and construction waste using NIR hyperspectral imaging system,” *Resour Conserv Recycl*, vol. 61, pp. 52–58, Apr. 2012, doi: 10.1016/J.RESCONREC.2012.01.007.
- [11] Z. Yu and W. Cui, “Robust hyperspectral image classification using generative adversarial networks,” *Inf Sci (N Y)*, vol. 666, p. 120452, May 2024, doi: 10.1016/J.INS.2024.120452.
- [12] “4250 TECHNICAL SPECIFICATIONS MECHANICAL,” 2022, Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: www.hinaleaimaging.com
- [13] K. Maurya and S. Mahajan, “Mangrove species discrimination using Modified Spectral Angle Mapper algorithm on hyperspectral imagery: A study at Marine National Park (MNP) Jamnagar, Gulf of Kutch, Gujarat and Lothian Island, Sundarbans, West Bengal,” *Expert Syst Appl*, vol. 237, p. 121455, Mar. 2024, doi: 10.1016/J.ESWA.2023.121455.
- [14] J. Tao *et al.*, “Combination of hyperspectral imaging and machine learning models for fast characterization and classification of municipal solid waste,” *Resour Conserv Recycl*, vol. 188, p. 106731, Jan. 2023, doi: 10.1016/J.RESCONREC.2022.106731.