



*Consiglio Nazionale delle Ricerche
Istituto di Calcolo e Reti ad Alte Prestazioni*

Human Skin Recognition Using Multispectral and Hyperspectral Imaging: Experimental Study and Results

Massimo Micieli, Luigi Rizzo

RT- ICAR-CS-25-10

Luglio 2025



Consiglio Nazionale delle Ricerche, Istituto di Calcolo e Reti ad Alte Prestazioni (ICAR)

– Sede di Cosenza, Via P. Bucci 8-9C, 87036 Rende, Italy, URL: www.icar.cnr.it

– Sezione di Napoli, Via P. Castellino 111, 80131 Napoli, URL: www.icar.cnr.it

– Sezione di Palermo, Via Ugo La Malfa, 153, 90146 Palermo, URL: www.icar.cnr.it

Sommario

Premessa	3
1. INTRODUZIONE	3
2. BACKGROUND E STATO DELL'ARTE	4
2.1. Tecniche di skin detection tradizionali	4
2.2. Evoluzione verso il multispettrale e l'iperspettrale	5
2.3. Metodologie consolidate	5
2.4. Criticità e prospettive	6
3. METODOLOGIA PROPOSTA	6
3.1. Acquisizione dei dati e costruzione dell'hypercube	6
3.2. Stima della dimensionalità e conteggio degli endmembers	7
3.3. Estrazione degli endmembers	7
3.4. Generazione delle mappe di abbondanza	7
3.5. Selezione e generalizzazione delle firme spettrali	7
3.6. Riconoscimento tramite spectral matching	7
4. VALIDAZIONE SPERIMENTALE	8
4.1. Creazione degli hypercube	8
4.2. Estrazione degli endmembers e mappe di abbondanza	8
4.3. Firme spettrali	8
4.4. Spectral matching e metriche di performance	9
4.5. Sviluppo di una firma spettrale più robusta	9
5. CONSIDERAZIONI FINALI E CONCLUSIONI	10
Bibliografia	11

Premessa

Negli ultimi anni, l'evoluzione delle tecnologie di acquisizione e analisi delle immagini ha trasformato profondamente il modo in cui osserviamo e comprendiamo l'ambiente che ci circonda. In questo contesto, l'imaging multispettrale e iperspettrale sta assumendo un ruolo sempre più centrale: non solo nei settori consolidati come agricoltura di precisione, geologia e diagnostica medica, ma anche in scenari innovativi legati all'interazione uomo-macchina e alla realizzazione di ambienti intelligenti.

La possibilità di distinguere in modo accurato e non invasivo i materiali presenti in una scena, sfruttando le loro caratteristiche spettrali, apre prospettive applicative di grande rilievo. Tra questi materiali, la pelle umana riveste un interesse particolare: la sua corretta identificazione abilita sistemi biometrici più sicuri, migliora il comfort negli spazi abitativi e lavorativi, supporta diagnosi precoci e arricchisce di informazioni contestuali i sistemi cognitivi.

Questo rapporto tecnico nasce dall'esigenza di unificare e armonizzare due linee di ricerca complementari: da un lato lo studio della pelle come elemento chiave per l'arricchimento semantico degli ambienti cognitivi, dall'altro la definizione di un metodo riproducibile e robusto per la rilevazione cutanea in condizioni non controllate. Il report integra questi due contributi in una visione organica, presentando la metodologia sviluppata, i risultati sperimentali conseguiti e le prospettive future di ricerca e applicazione. Rispetto ad altri studi, questo propone un approccio riproducibile, basato su strumenti standard, validato su dataset pubblici.

Lo studio è stato reso possibile grazie alle attività realizzate nell'ambito dei progetti:

- “SoBigData.it – Strengthening the Italian RI for Social Mining and Big Data Analytics”, finanziato dall'Unione Europea – NextGenerationEU – National Recovery and Resilience Plan (Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza, PNRR) – Prot. IR0000013 – Avviso n. 3264 del 28/12/2021;
- “AQUA-PREDICT” (an AI-based methodological approach in the Edge-Cloud continuum for Urban Water distribution Predictive maintenance); The National Research Council of Italy (CNR), “Le Scienze per le TRansizioni Industriale, Verde ed Energetica”: Towards Sustainable Cognitive Build-ings (ToSCoB) project, CUP B53C22010110001.

1. INTRODUZIONE

Il riconoscimento della pelle mediante tecniche multispettrali e iperspettrali si colloca all'intersezione tra ricerca di base e applicazioni avanzate [1]–[4]. Rispetto alle metodologie tradizionali basate su immagini RGB o modelli cromatici (YCbCr, HSV), l'analisi spettrale consente di superare limiti ben noti: sensibilità alla variabilità luminosa, difficoltà di generalizzazione tra individui con tonalità cutanee diverse e scarsa robustezza in presenza di occlusioni o accessori come occhiali e barba.

Due approcci complementari sono oggi disponibili:

- MSI (Multispectral Imaging), che acquisisce poche bande selezionate (tipicamente 3–10), garantendo maggiore risoluzione spaziale e costi contenuti, utile quando occorre un compromesso tra dettaglio e praticità;
- HSI (Hyperspectral Imaging), che cattura decine o centinaia di bande strette e contigue, anche oltre lo spettro visibile, permettendo una caratterizzazione fine dei materiali ma con maggiori oneri computazionali e strumentali [5].

La firma spettrale della pelle, risultato dell'interazione della luce con i tessuti biologici, riflette parametri fisiologici come pigmentazione, idratazione e ossigenazione. Essa costituisce un indicatore univoco e difficilmente replicabile da materiali sintetici, prezioso sia in ambito biometrico sia per la personalizzazione dei servizi in ambienti intelligenti. Tuttavia, non esiste una firma universale: variabilità individuale, condizioni ambientali e qualità dei sensori influenzano sensibilmente i dati acquisiti.

Un'ulteriore sfida riguarda il contesto applicativo. Negli ambienti cognitivi, i sistemi devono operare in condizioni non controllate, senza riferimenti standard e con variabilità continua di illuminazione e postura. In tali scenari, è fondamentale disporre di metodologie robuste e riproducibili, in grado di estrarre le firme cutanee direttamente dalle immagini senza ricorrere a calibrazioni di laboratorio.

Parallelamente, sul piano metodologico, si osserva una convergenza tra approcci classici (*endmember extraction*, mappe di abbondanza, tecniche di *spectral matching*), che garantiscono trasparenza e riproducibilità, e metodi più recenti di *machine learning* e *deep learning*, che offrono automazione e scalabilità.

Il presente rapporto tecnico integra queste prospettive e si concentra su due contributi principali:

1. l'impiego dell'imaging iperspettrale per arricchire semanticamente gli ambienti cognitivi tramite il riconoscimento non invasivo della pelle e dei tessuti;
2. lo sviluppo di un workflow riproducibile di *skin detection* basato su dati multispettrali reali, validato su dataset pubblici e orientato alla generalizzabilità.

Il rapporto è strutturato come segue: una rassegna dello stato dell'arte, la descrizione della metodologia proposta, la validazione sperimentale su dataset reali, e infine una discussione critica dei risultati ottenuti con particolare attenzione ai limiti e alle prospettive future.

2. BACKGROUND E STATO DELL'ARTE

L'imaging multispettrale e iperspettrale (MSI/HSI) nasce come tecnologia di analisi avanzata dello spettro elettromagnetico. Le sue applicazioni più consolidate [5] riguardano l'agricoltura di precisione [6], la geologia [7] e il monitoraggio ambientale, dove la capacità di discriminare materiali, classificare colture o individuare alterazioni nei suoli e nelle infrastrutture si è dimostrata determinante. Altri campi di utilizzo includono la diagnostica medica [8], la valutazione della qualità alimentare e la rilevazione di contaminanti, ambiti nei quali l'analisi spettrale fornisce un livello di dettaglio inarrivabile dalle sole immagini RGB.

Il principio alla base di queste tecniche è l'analisi della firma spettrale, ossia il profilo univoco di riflettanza di un materiale alle diverse lunghezze d'onda. Ogni sostanza, in base alla propria composizione fisico-chimica, interagisce in modo caratteristico con la radiazione elettromagnetica, offrendo quindi una chiave per l'identificazione precisa. L'imaging multispettrale acquisisce poche bande discrete, privilegiando risoluzione spaziale e semplicità, mentre l'iperspettrale estende l'acquisizione a decine o centinaia di bande contigue, abilitando un'analisi molto più fine a scapito di una maggiore complessità computazionale.

2.1. Tecniche di skin detection tradizionali

La rilevazione della pelle ha una lunga tradizione di studi, inizialmente basata su modelli di colore [9]. In particolare, il modello YCbCr [10] è stato ampiamente utilizzato grazie alla capacità di separare luminanza e cromaticità, riducendo l'impatto delle variazioni di luce. Altri approcci [11]

hanno combinato più spazi di colore, come HSI e YCbCr, con tecniche di *edge detection*, migliorando l'accuratezza di segmentazione.

Con lo sviluppo dell'intelligenza artificiale, l'applicazione di reti neurali convoluzionali (CNNs) ha ulteriormente potenziato le prestazioni [12]. Tali modelli, addestrati su grandi dataset, sono capaci di apprendere rappresentazioni complesse e robuste a variazioni di illuminazione, pose ed occlusioni. Tuttavia, anche questi approcci rimangono limitati dalla disponibilità di dati annotati e non sfruttano direttamente l'informazione spettrale propria della pelle.

2.2. Evoluzione verso il multispettrale e l'iperspettrale

Negli ultimi anni si è affermata la consapevolezza che l'imaging oltre lo spettro visibile offra un vantaggio sostanziale. L'uso di sensori multispettrali e iperspettrali consente infatti di distinguere in maniera netta la pelle umana da materiali sintetici, migliorando ad esempio la robustezza dei sistemi *anti-spoofing* in ambito biometrico [13]. Inoltre, la possibilità di integrare queste tecniche in ambienti cognitivi arricchisce il sistema con informazioni contestuali multidimensionali, utili per personalizzare comfort, sicurezza e interazione uomo-macchina [14].

Le sperimentazioni dimostrano che l'imaging iperspettrale è efficace nel rilevare firme cutanee anche in condizioni non controllate, con variabilità di tonalità, illuminazione e presenza di accessori (occhiali, barba, trucco). Alcuni studi hanno mostrato che la combinazione di HSI e algoritmi di *spectral matching* permette una segmentazione accurata della pelle in dataset complessi, aprendo la strada a metodi standardizzati e riproducibili.

Le differenze principali rispetto agli approcci tradizionali basati su immagini RGB o su modelli cromatici e reti neurali convoluzionali sono riassunte nella Tabella 1, che evidenzia robustezza, limiti e requisiti in termini di dati e hardware.

Tabella 1 - Confronto tra approcci tradizionali e MSI/HSI per la rilevazione della pelle

Categoria	Approcci tradizionali (RGB, YCbCr, CNN)	Approcci multispettrali/iperspettrali (MSI/HSI)
Robustezza	Sensibili a variazioni di illuminazione, tonalità cutanee e occlusioni; CNN più resilienti ma dipendenti dai dati di addestramento.	Elevata robustezza grazie all'uso delle firme spettrali, meno influenzate da luce e colore; trasferibilità tra soggetti.
Limiti	Difficoltà di generalizzazione inter-soggetto; necessità di dataset annotati ampi; vulnerabilità a occhiali, barba, trucco.	Complessità computazionale elevata (soprattutto HSI); assenza di una firma universale della pelle; artefatti e rumore nelle acquisizioni.
Requisiti dati	Dataset RGB o in spazi colore derivati (YCbCr, HSV); annotazioni manuali necessarie per training CNN.	Hypercube multispettrali/iperspettrali (decine o centinaia di bande); possibilità di costruire firme medie riducendo la dipendenza da annotazioni.
Requisiti hardware	Fotocamere standard (RGB) a basso costo; GPU per reti neurali.	Sensori MSI/HSI dedicati, più costosi e ingombranti; necessità di sistemi di acquisizione e memorizzazione ad alte prestazioni.

2.3. Metodologie consolidate

Le metodologie di riferimento convergono sull'impiego di:

- algoritmi di estrazione degli *endmembers* (N-FINDR, PPI, FIPPI), con N-FINDR risultato particolarmente efficace nel distinguere la pelle da altri materiali, come ad esempio i tessuti, [54]-[56];

- mappe di abbondanza, utilizzate per analizzare la distribuzione spaziale delle firme e selezionare la più rappresentativa per la pelle [18];
- metriche di *spectral matching* come SAM (*Spectral Angle Mapper*), SID (*Spectral Information Divergence*) e SIDSAM [19]-[21], capaci di combinare robustezza alle variazioni luminose e potere discriminante.

2.4. Criticità e prospettive

Nonostante i progressi, restano criticità importanti: non esiste una firma spettrale universale della pelle, la cui risposta varia con etnia, età e condizioni fisiologiche; la qualità dei dati è spesso limitata da rumore e artefatti; le firme dei tessuti non risultano generalizzabili a causa della dipendenza da materiali e processi di tintura.

Le prospettive più promettenti vedono l'integrazione tra algoritmi classici di analisi spettrale e modelli di deep learning, al fine di automatizzare la selezione delle firme cutanee, ridurre l'intervento manuale e abilitare applicazioni in tempo reale in contesti eterogenei.

3. METODOLOGIA PROPOSTA

Per l'estrazione delle firme spettrali dei materiali in ambienti specifici è stato proposto e sperimentato un *framework* (Fig. 1) che include un *workflow* e un set di algoritmi standard per l'elaborazione HSI. Nello specifico, l'intero workflow è stato implementato utilizzando la MATLAB HIP Toolbox, che offre strumenti standardizzati per l'elaborazione iperspettrale e garantisce riproducibilità dei risultati. Questo aspetto è particolarmente rilevante per favorire il confronto con altri studi e la replicabilità in ambienti diversi.

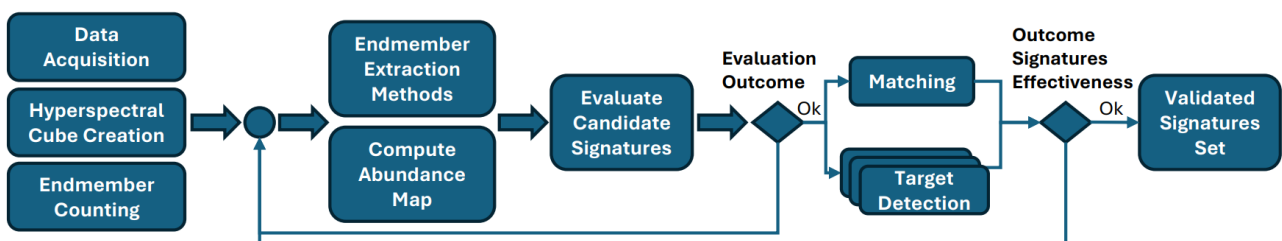


Figura 1 – HSI Workflow processing

3.1. Acquisizione dei dati e costruzione dell'hypercube

Il processo prende avvio con l'acquisizione di immagini multispettrali o iperspettrali, sia da camere dedicate sia da dataset pubblici. I dati vengono organizzati in un *hypercube*, struttura tridimensionale (Fig. 2) in cui le dimensioni spaziali (x, y) si affiancano a quella spettrale (λ). Questa rappresentazione consente di trattare ogni pixel come un vettore spettrale, potenzialmente riconducibile a un materiale specifico.

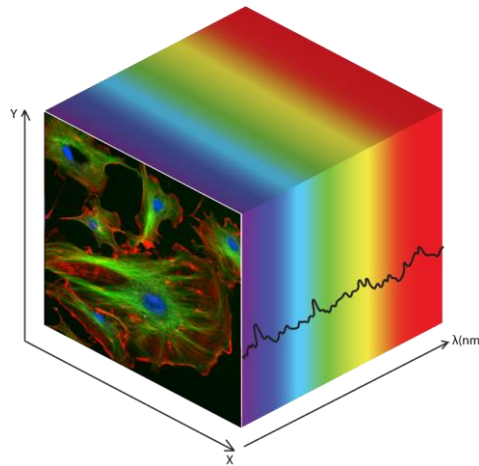


Figura 2 – Esempio di hypercube

3.2. Stima della dimensionalità e conteggio degli endmembers

La prima fase analitica consiste nella stima del numero di *endmembers*, cioè le firme pure presenti nella scena. Per questo scopo si ricorre a metodi come HFC o NWHFC, che stimano la dimensionalità spettrale ottimale in base al segnale e al rumore. Questa fase è cruciale per ridurre la complessità dei dati e predisporre le successive operazioni di separazione dei materiali.

3.3. Estrazione degli endmembers

Una volta determinato il numero di componenti, si procede all'estrazione delle firme candidate tramite algoritmi di *endmember extraction*, come N-FINDR, PPI e FIPPI.

3.4. Generazione delle mappe di abbondanza

Gli *endmembers* estratti vengono successivamente utilizzati per calcolare le mappe di abbondanza, che rappresentano la distribuzione spaziale di ciascuna firma all'interno dell'immagine. L'analisi visiva delle mappe consente di identificare quali firme corrispondono alla pelle, in quanto caratterizzate da valori elevati nelle regioni del volto e delle aree cutanee esposte.

3.5. Selezione e generalizzazione delle firme spettrali

Dalle mappe di abbondanza si selezionano le firme candidate più rappresentative per la pelle. Un aspetto innovativo emerso dagli studi è la possibilità di calcolare firme medie su più soggetti, in modo da costruire un profilo spettrale della pelle più stabile e generalizzabile. Ciò permette di applicare la stessa firma a soggetti diversi, garantendo robustezza e riducendo la necessità di ricalibrazione ad ogni nuova acquisizione.

3.6. Riconoscimento tramite spectral matching

La fase finale prevede il confronto delle firme spettrali selezionate con i pixel dell'immagine, attraverso algoritmi di *spectral matching*, tipo: SAM, SID e SIDSAM.

La definizione di una soglia di similarità consente di classificare i pixel come “pelle” o “non pelle”, producendo mappe binarie di rilevazione.

4. VALIDAZIONE SPERIMENTALE

Il framework proposto è stato validato utilizzando diversi dataset iperspettrali di volti umani. In particolare, sono stati considerati:

- un dataset costituito da 78 soggetti, acquisiti con 33 bande tra 400 e 720 nm a intervalli di 10 nm;
- un dataset con 44 soggetti, composto da 31 bande tra 400 e 700 nm;
- ulteriori immagini singole di soggetti diversi, impiegate per testare la trasferibilità delle firme spettrali.

Le acquisizioni comprendono condizioni eterogenee: presenza di occhiali, barbe, differenti tipi di abbigliamento, variazioni di postura e illuminazione. Questa diversità ha permesso di verificare la robustezza dei metodi in scenari realistici e non controllati.

4.1. Creazione degli hypercube

I dataset fornivano immagini separate per singola banda. Queste sono state combinate in un'unica immagine multispettrale in formato TIFF, che preserva dati spaziali e spettrali e include metadati (numero di bande e lunghezze d'onda). Da tali immagini è stato costruito per ogni soggetto analizzato un *hypercube*, i cui dati sono stati normalizzati sul valore massimo dei pixel per ricavare i valori di riflettanza.

4.2. Estrazione degli endmembers e mappe di abbondanza

Gli algoritmi di *endmember extraction* sono stati applicati a ciascun dataset. Tra questi N-FINDR ha mostrato prestazioni più stabili rispetto a PPI e FIPPI, confermandosi meno sensibile al rumore. Questo risultato era atteso anche sul piano teorico: N-FINDR si basa sulla massimizzazione del volume geometrico nello spazio spettrale, il che lo rende particolarmente adatto a separare firme pure in presenza di variabilità e rumore. Al contrario, PPI e FIPPI si fondano su proiezioni ripetute che possono soffrire maggiormente di instabilità numerica e richiedono un numero elevato di iterazioni per ottenere risultati comparabili.

In alcuni casi, la presenza di artefatti verticali o bande degradate ha reso difficile l'individuazione di firme utili, ma complessivamente le mappe di abbondanza hanno consentito di distinguere in modo netto le aree cutanee da quelle coperte da tessuti.

In figura 3 si riporta un esempio di mappa di abbondanza, dove si nota facilmente che la distribuzione migliore delle firme è nell'immagine corrispondente al 5 endmember (riquadro rosso in figura 3).

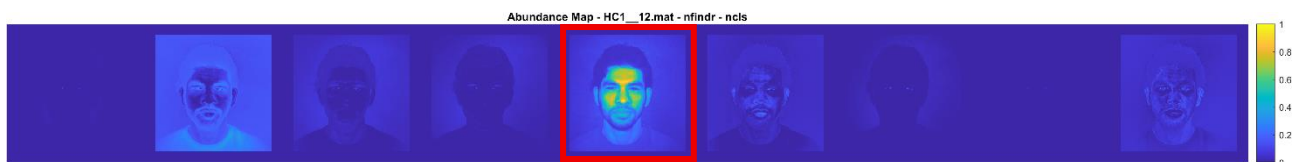


Figura 3 – Esempio di mappa di abbondanza, con evidenziato l'endmember più significativo per la pelle

4.3. Firme spettrali

Attraverso l'analisi visiva delle mappe di abbondanza è stato possibile estrarre, quindi, le firme più rappresentative sia della pelle che dei tessuti. Alcuni esempi sono mostrati in figura 4. Le curve spettrali estratte dai diversi soggetti hanno evidenziato caratteristiche comuni, in particolare una maggiore stabilità e rappresentatività nelle bande superiori ai 580 nm. Mentre le firme della pelle

hanno mostrato buona generalizzabilità, le firme relative ai tessuti si sono rivelate fortemente dipendenti dal materiale, dalla trama e dalle tecniche di tintura. Di conseguenza, non è stato possibile derivare curve rappresentative comuni per l'abbigliamento, evidenziando una maggiore complessità nella loro classificazione.

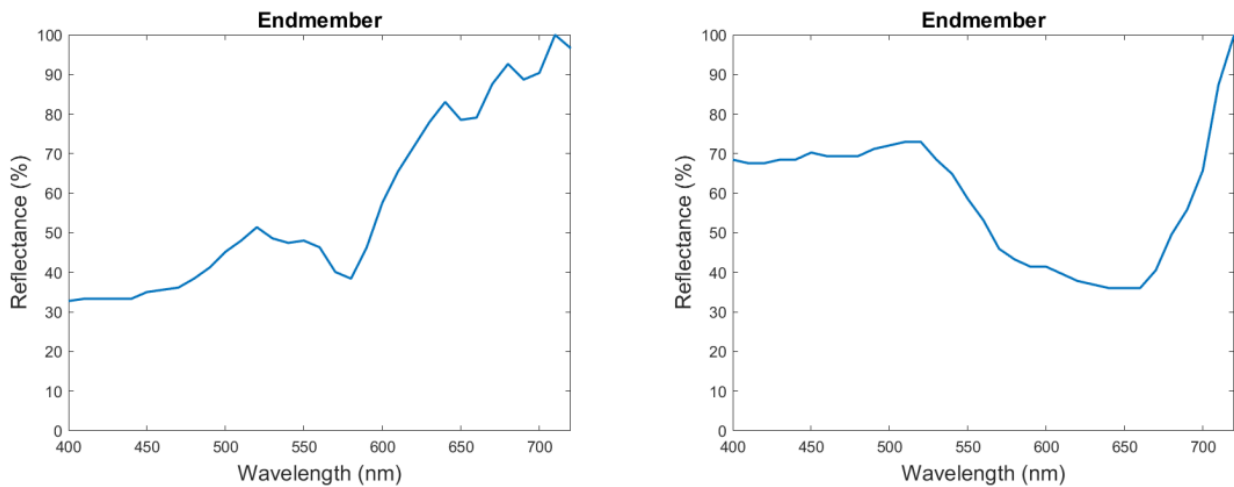


Figura 4 – Esempio di firma spettrale della pelle (a sx) e di firma spettrale del tessuto (a dx)

È stato, inoltre, verificato che la firma spettrale di un soggetto, così ottenuta, può essere applicata con successo ad altri soggetto, dimostrando la trasferibilità del metodo. La media delle firme su più soggetti ha prodotto profili ancora più stabili, riducendo la variabilità individuale.

4.4. Spectral matching e metriche di performance

La fase di *spectral matching* è stata condotta utilizzando la funzione *spectralMatch* di Matlab, che usa gli algoritmi SAM, SID e SIDSAM. Questi algoritmi richiedono la firma del materiale da rilevare e una soglia empiricamente definita per bilanciare inclusione corretta e riduzione delle false classificazioni. Tra questi SIDSAM si è confermato il più efficace, combinando robustezza alle variazioni luminose e potere discriminante. Questo comportamento può essere spiegato dal fatto che l'indice SIDSAM integra i punti di forza di entrambe le metriche: da un lato, SAM misura l'angolo spettrale tra firme ed è quindi poco influenzato dalle variazioni di intensità luminosa; dall'altro, SID quantifica la divergenza informativa tra distribuzioni spettrali, garantendo sensibilità alle differenze di forma. La combinazione delle due metriche riduce i falsi positivi e aumenta la capacità discriminante in scenari complessi.

L'applicazione di soglie più basse ha aumentato la selettività del metodo, riducendo i falsi positivi. I risultati hanno mostrato tassi di rilevazione della pelle molto elevati, con valori medi di accuratezza superiori all'85%. La variabilità residua è principalmente imputabile a condizioni di acquisizione difficili (rumore, occlusioni o bande deteriorate).

4.5. Sviluppo di una firma spettrale più robusta

È stata calcolata una firma spettrale media per la pelle utilizzando le immagini dei primi due dataset, ridotte a 31 bande per uniformare i dati. L'analisi statistica, basata su intervalli di confidenza e deviazione standard (Fig. 5), ha evidenziato che la regione spettrale oltre i 580 nm è la più stabile e rappresentativa, grazie alla minore variabilità. Questa firma media è stata poi applicata a diversi

soggetti, compresi alcuni non inclusi nell'analisi iniziale, mostrando una buona capacità di riconoscimento della pelle anche in condizioni di acquisizione non standardizzate e con strumentazioni differenti. Ciò conferma la robustezza e la generalizzabilità dell'approccio proposto. Al contrario, non è stato possibile calcolare una firma media per i tessuti, poiché ogni tipologia di stoffa, in base a composizione, trama e colorazione, presenta una propria firma spettrale distinta che non può essere generalizzata.

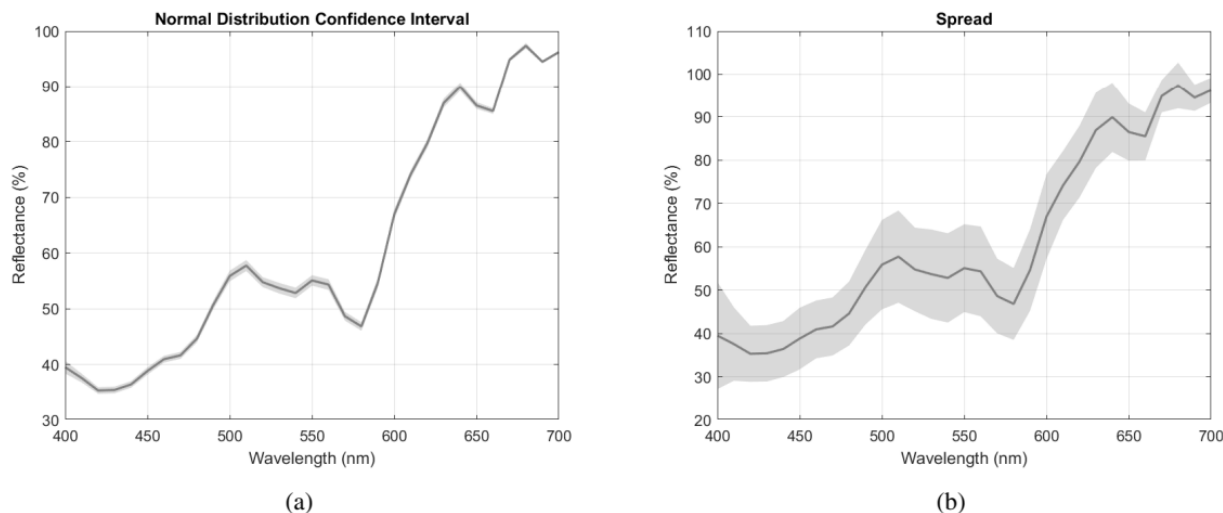


Figura 5 – Firma spettrale media della pelle con intervallo di confidenza al 95% (a) e con variabilità espressa come media $\pm\sigma$ (b)

5. CONSIDERAZIONI FINALI E CONCLUSIONI

In questo rapporto è stato presentato un approccio basato su imaging iperspettrale (HSI) per il rilevamento della pelle e l'analisi dei materiali in ambienti indoor, evidenziandone punti di forza, limiti e prospettive di evoluzione. L'elemento distintivo della metodologia risiede nella sua riproducibilità e nella capacità di estrarre firme spettrali direttamente dalle immagini acquisite, senza necessità di riferimenti da laboratorio, sfruttando strumenti standard e dataset pubblici.

I risultati sperimentali hanno mostrato che le *abundance map* sono strumenti chiave per valutare la qualità dei dati: una discriminazione poco netta indica carenza di informazione spettrale, mentre la diffusione di un endmember sull'intera immagine segnala la presenza di rumore. L'algoritmo N-FINDR si è dimostrato più robusto per l'estrazione degli *endmembers*, mentre la metrica SIDSAM ha garantito le migliori prestazioni di classificazione, combinando robustezza alle variazioni luminose e sensibilità alle differenze spettrali. Inoltre, è emerso che le firme estratte da un soggetto possono essere applicate ad altri, e che una firma media della pelle — stabile e poco variabile — risulta efficace anche in condizioni non controllate. Viceversa, non è stato possibile ottenere una firma rappresentativa dei tessuti, a causa della loro intrinseca variabilità.

Restano tuttavia criticità da affrontare: la qualità delle immagini influisce sensibilmente sui risultati (rumore, artefatti, illuminazione non uniforme), e il processo non è ancora completamente automatizzato, richiedendo intervento umano nell'individuazione delle firme cutanee.

Le prospettive di sviluppo si articolano in tre direzioni principali:

1. **Automazione:** integrazione di tecniche di deep learning (U-Net, Segment Anything Model 2) per la segmentazione automatica della pelle e l'estrazione delle firme, riducendo la dipendenza da annotazioni manuali e abilitando applicazioni in tempo reale.
2. **Applicazioni pratiche:**
 - a. in biometria, sistemi anti-spoofing più sicuri e affidabili;
 - b. in ambienti intelligenti, personalizzazione di comfort, sicurezza e interazione uomo-macchina;
 - c. in diagnostica non invasiva, monitoraggio di parametri fisiologici attraverso l'analisi spettrale della pelle.
3. **Robustezza e trasferibilità:** ampliamento dei dataset con soggetti e condizioni più eterogenee, integrazione di strategie ibride di feature selection (PCA + deep learning), sperimentazione con nuove camere multispettrali (es. MAIA-S2) e definizione di protocolli standardizzati.

Infine, il metodo apre la strada a scenari applicativi trasversali oltre la rilevazione della pelle, come la manutenzione predittiva di infrastrutture idriche urbane (rilevamento perdite, degrado dei materiali, contaminazioni).

In conclusione, l'imaging iperspettrale si conferma uno strumento promettente per la rilevazione della pelle e l'analisi dei materiali, capace di superare la necessità di riferimenti standardizzati e adattarsi a scenari complessi. Le prospettive di automazione, standardizzazione e applicazione su larga scala pongono le basi per sviluppi futuri di interesse sia scientifico sia industriale.

Bibliografia

- [1] N. D. Zdravcheva, "Hyperspectral environmental monitoring," IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, vol. 614, no. 1, p. 012014, sep 2019. [Online]. Available: <https://dx.doi.org/10.1088/1757-899X/614/1/012014>
- [2] M. B. Stuart, A. J. S. McGonigle, and J. R. Willmott, "Hyperspectral imaging in environmental monitoring: A review of recent developments and technological advances in compact field deployable systems," Sensors, vol. 19, no. 14, 2019. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/14/3071>
- [3] P. Ghamisi, N. Yokoya, J. Li, W. Liao, S. Liu, J. Plaza, B. Rasti, and A. Plaza, "Advances in hyperspectral image and signal processing: A comprehensive overview of the state of the art," IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, vol. 5, no. 4, pp. 37–78, 2017.
- [4] D. Landgrebe, "Information extraction principles and methods for multispectral and hyperspectral image data," in Information processing for remote sensing. World Scientific, 1999, pp. 3–37.
- [5] A. Bhargava, A. Sachdeva, K. Sharma, M. H. Alsharif, P. Uthansakul, and M. Uthansakul, "Hyperspectral imaging and its applications: A review," Heliyon, vol. 10, no. 12, 2024.
- [6] B. G. Ram, P. Oduor, C. Igathinathane, K. Howatt, and X. Sun, "A systematic review of hyperspectral imaging in precision agriculture: Analysis of its current state and future prospects," Computers and Electronics in Agriculture, vol. 222, p. 109037, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169924004289>
- [7] S. Hajaj, A. El Harti, A. B. Pour, A. Jellouli, Z. Adiri, and M. Hashim, "A review on hyperspectral imagery application for lithological mapping and mineral prospecting: Machine learning techniques and future prospects," Remote Sensing Applications: Society and Environment, vol. 35, p. 101218, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S235293852400082X>
- [8] D. S. Mihaela Antonina Calin, Sorin Viorel Parasca and D. Manea, "Hyperspectral imaging in the medical field: Present and future," Applied Spectroscopy Reviews, vol. 49, no. 6, pp. 435–447, 2014. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/05704928.2013.838678>

- [9] F. E. Sandnes, L. Neyse, and Y.-P. Huang, "Simple and practical skin detection with static rgb-color lookup tables: A visualization-based study," in 2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2016, pp. 002 370–002 375.
- [10] S. Jairath, S. Bharadwaj, M. Vatsa, and R. Singh, "Adaptive skin color model to improve video face detection," in Machine Intelligence and Signal Processing, R. Singh, M. Vatsa, A. Majumdar, and A. Kumar, Eds. New Delhi: Springer India, 2016, pp. 131–142.
- [11] H. V. Lakshmi and S. PatilKulakarni, "Segmentation algorithm for multiple face detection for color images with skin tone regions," in 2010 International Conference on Signal Acquisition and Processing, 2010, pp. 162–166.
- [12] H. Zuo, H. Fan, E. Blasch, and H. Ling, "Combining convolutional and recurrent neural networks for human skin detection," IEEE Signal Processing Letters, vol. 24, no. 3, pp. 289–293, 2017.
- [13] H. Steiner, S. Sporrer, A. Kolb, and N. Jung, "Design of an active multispectral swir camera system for skin detection and face verification," Journal of Sensors, vol. 2016, no. 1, p. 9682453, 2016.
- [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1155/2016/9682453>
- [14] M. Amadeo, F. Cicirelli, A. Guerrieri, G. Ruggeri, G. Spezzano, and A. Vinci, "When edge intelligence meets cognitive buildings: The cogito platform," Internet of Things, vol. 24, p. 100908, 2023.
- [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2542660523002317>
- [15] J. W. Boardman, F. A. Kruse, and R. O. Green, "Mapping target signatures via partial unmixing of aviris data," in Summaries of the fifth annual JPL airborne earth science workshop. Volume 1: AVIRIS workshop, 1995.
- [16] Q. Zhou, J. Zhang, Q. Tian, L. Zhuo, and W. Geng, "Automatic endmember extraction using pixel purity index for hyperspectral imagery," in MultiMedia Modeling, Q. Tian, N. Sebe, G.-J. Qi, B. Huet, R. Hong, and X. Liu, Eds. Cham: Springer International Publishing, 2016, pp. 207–217.
- [17] C.-I. Chang and A. Plaza, "A fast iterative algorithm for implementation of pixel purity index," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 3, no. 1, pp. 63–67, 2006.
- [18] N. Keshava and J. Mustard, "Spectral unmixing," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 19, no. 1, pp. 44–57, 2002.
- [19] F. Kruse, A. Lefkoff, J. Boardman, K. Heidebrecht, A. Shapiro, P. Barloon, and A. Goetz, "The spectral image processing system (sips)—interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data," Remote Sensing of Environment, vol. 44, no. 2, pp. 145–163, 1993, airborne Imaging Spectrometry. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/003442579390013N>
- [20] C.-I. Chang, "An information-theoretic approach to spectral variability, similarity, and discrimination for hyperspectral image analysis," IEEE Transactions on Information Theory, vol. 46, no. 5, pp. 1927–1932, 2000.
- [21] Y. Du, C.-I. Chang, H. Ren, C.-C. Chang, J. O. Jensen, and F. M. D'Amico, "New hyperspectral discrimination measure for spectral characterization," Optical Engineering, vol. 43, no. 8, pp. 1777 – 1786, 2004. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1117/1.1766301>