

Monitoraggio di ambienti urbani da immagini aeree iperspettrali – esempio di Graz

Thomas Maffei¹ e Daniela Poli¹

¹ AVT Airborne Sensing Italia srl, Trento, t.maffei(d.poli)@avt.at

Abstract. L'obiettivo di questo lavoro è definire una metodologia per la classificazione dei materiali superficiali presenti in un ambiente urbano, a partire da immagini iperspettrali acquisite da aereo. L'area di studio è la città austriaca di Graz, con un'estensione di 130 km². Il metodo ha previsto un'analisi partizionata su tre livelli, basata sulla classificazione di quattro macroclassi (urbano, vegetazione, acqua, ombre) e il loro successivo raffinamento. Per la classificazione sono stati impiegati sia valori di soglia su opportuni indici spettrali, sia algoritmo di Machine Learning, quali Support Vector Machine (SVM). Come risultato finale sono state classificate 24 classi differenti di materiali superficiali. Per le 18 classi di materiali urbani è stata raggiunta un'accuratezza dell'93,18%.

Parole chiave: Iperspettrale, Telerilevamento, Monitoraggio Urbano.

1 Introduzione

L'ambiente urbano è estremamente eterogeneo ed in continua evoluzione ed espansione, a tal punto che fino al 55% della popolazione mondiale attualmente vi risiede e si prevede un aumento fino al 68% entro il 2050 [1]. Il microclima urbano quindi svolge un ruolo importante per la salute dell'uomo e per questo la conoscenza dei materiali superficiali e dell'uso del suolo è necessaria per gestire e pianificare le città in modo sostenibile ed intelligente. Mappare tutti i materiali con rilievi terrestri è oneroso in termini di tempi e risorse. Il telerilevamento fornisce validi strumenti per compiere analisi rapide, automatiche e replicabili nel tempo e nello spazio, da immagini acquisite da piattaforme aeree e satellitari. Da un punto di vista della piattaforma, la bassa risoluzione spaziale e spettrale delle immagini satellitari (come Sentinel-2) consente di identificare l'uso del suolo in generale, ma non permette analisi di dettaglio a scala urbana, ad esempio la distinzione delle tipologie di materiali presenti. D'altro canto riprese con drone richiederebbero notevoli tempi di acquisizione ed un numero elevato di immagini, difficilmente gestibili. In questo contesto la piattaforma aerea offre un buon compromesso per i rilievi a scala urbana. Tra i sensori ottici impiegati su tali piattaforme, quelli multispettrali noti in fotogrammetria aerea non forniscono una sufficiente risoluzione spettrale per la classificazione automatica di ambienti complessi ed eterogenei come quelli urbani [2] e ad essi sono preferiti i sensori iperspettrali [3]. Quelli presenti sul mercato acquisiscono centinaia di bande nel range visibile e infrarosso ad una risoluzione geometrica generalmente tra 50 e 200 cm. Queste caratteristiche permettono di studiare nel dettaglio lo spettro di riflettanza degli oggetti, di distinguerli gli uni dagli



altri e generare mappe tematiche ad alto dettaglio nelle aree urbane, le quali possono essere alla base di molteplici analisi di pianificazione urbana come nel calcolo degli indici ecologici urbani [4] o nella creazione di una mappa dell'emissività dei materiali per analisi sulle temperature superficiali ed isole di calore [5]. L'articolo descrive la metodologia impiegata in AVT per l'analisi delle immagini aeree iperspettrali e riporta i risultati ottenuti da un volo iperspettrale eseguito sulla città di Graz per il Comune.

2 Area di studio e dati

Le immagini iperspettrali sono state acquisite il 20 Ottobre 2021 sulla città di Graz, in Stiria, nella parte Sud-Orientale dell'Austria. L'area d'interesse ha un'estensione di circa 130 km² ed è prevalentemente pianeggiante a quota di circa 350 m sopra il livello del mare, e raggiunge un massimo di 800 m nell'area collinare situata nella zona occidentale della città. La zona centrale è costituita dal centro urbano ed è attraversata dal fiume Mur. Al di fuori della zona urbana vi sono diverse aree industriali e rurali, con boschi, prati e coltivazioni.

Come sensore iperspettrale si è utilizzato AisaFENIX 384 della ditta SPECIM. Esso ha alte prestazioni dal punto di vista spettrale e consente di acquisire contemporaneamente per ciascun pixel più di 300 valori nel range spettrale VNIR e SWIR (da 400 nm a 2500 nm). AisaFENIX opera in modalità "pushbroom" con FOV di 32,3° e frame rate fino a 100 Hz. Il sensore è stato montato su un Cessna C402 mediante una piattaforma girostabilizzante GSM3000 della ditta SOMAG. Le immagini sono state acquisite in direzione Nord-Sud per diminuire l'effetto Bidirectional Reflectance Distribution Function (BRDF) [6]. Al termine dell'acquisizione di ogni immagine iperspettrale l'otturatore è stato chiuso in modo automatico per acquisire 300 linee "nere" necessarie per la successiva sottrazione della "dark current" dalle immagini ed eliminazione di eventuali artefatti. Il volo è durato 3,30 ore a una velocità (Ground Speed, GS) di 140 nodi rispetto al suolo, altitudine fra 5200 e 6100 piedi e sovrapposizione laterale del 25% (Fig. 1). Complessivamente sono state acquisite 35 immagini con una risoluzione spaziale di 1,80 m ed una risoluzione spettrale di 364 bande. Le immagini sono state corrette dal punto di vista radiometrico e geometrico utilizzando il software CaliGeoPRO 2.2 della SPECIM. Per svolgere queste correzioni si sono utilizzati i file di calibrazione geometrici e radiometrici conferiti dall'ultima calibrazione in laboratorio effettuata da SPECIM, il file elaborato della traiettoria di volo, il modello digitale della superficie e la calibrazione del "boresight angle". Completate le operazioni di pre-processing si è creato un mosaico dell'intera area utilizzando il software ENVI 5.6.1. Delle 364 bande spettrali sono state eliminate 76 bande che mostravano rumore in modo significativo.

Sulla città di Graz erano disponibili anche il modello digitale della superficie (DSM) ottenuto con algoritmi di Dense Image Matching (DIM) da immagini multispettrali acquisite dalla camera PhaseONE in data 09 Settembre 2022, e il modello digitale del terreno (DTM) pubblico con griglia 1 m ottenuto con tecnologia LiDAR. Dalla



differenza del DSM e DTM è stato calcolato il dato nDSM, da utilizzare successivamente durante la classificazione.

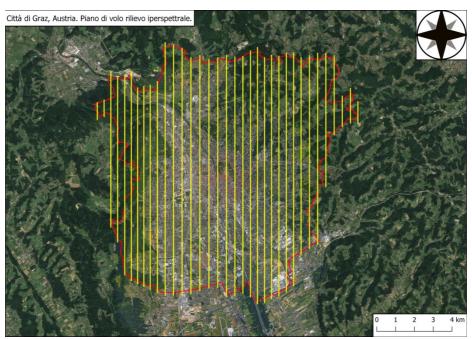


Fig. 1. Area di progetto (in rosso) e piano di volo (in giallo gli assi delle strisciate).

3 Metodologia

La metodologia per la classificazione delle immagini iperspettrali su Graz è stata pianificata con l'obiettivo di implementare un flusso di lavoro semplice, verificabile e, soprattutto, replicabile su altre città. Per questo l'ambiente urbano è stato analizzato per identificare situazioni e caratteristiche tipiche degli ambienti urbani, su cui impiegare approcci comuni, per poi individuare caratteristiche peculiari di Graz sulle quali adattare gli algoritmi.

Pertanto è stato pianificato uno schema di classificazione a più livelli [7], come illustrato nella Fig. 1, che parte dall'identificazione di macroclassi al livello 1, e prosegue con il loro progressivo delineamento fino al livello 3 finale. A ogni livello, la classificazione è eseguita per ogni pixel (*pixel-based*), utilizzando le bande più significative, indici spettrali o il valore del dato nDSM. L'uso di indici spettrali e la selezione delle bande più significative ha il vantaggio di diminuire il calcolo computazionale. Attraverso opportune trasformazioni e filtraggi, inoltre, è ridotto il rumore all'interno del dato iperspettrale [8]. Nel caso di Graz, le classi sono elencate in Tabella 1. Nei prossimi paragrafi sono descritte e commentate le classificazioni eseguite ad ogni livello.

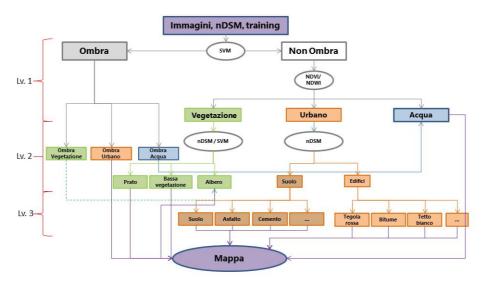


Fig. 1. Rappresentazione dello schema di classificazione dei materiali superficiali. Tabella 1. Classi tematiche e rispettivi codici per il progetto Graz.

Livello 1	Livello 2 Livello 3			
Liveno i	Liveno 2	Tetto nero (Bitume)	Codice 1	
		Tetto verde	2	
		Vetro (vetro, plexiglas)	3	
		\ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \	4	
	Edificio	Tetto grigio 1 (Eternit)	5	
	Edificio	Tetto Grigio 2 (Ghiaia) Tetto in metallo	6	
			-	
		Tetto in tegola rossa	7	
		Pannelli fotovoltaici	8	
Urbano		Tetti bianchi (Guaina bianca)	9	
Crouno		Campo in erba sintetica	10	
		Asfalto	11	
		Cemento	12	
		Suolo nudo	13	
	Suolo	Suolo misto vegetazione	14	
		Campi sportivi	15	
		Cambi in terra rossa	16	
		Ferrovia	17	
		Sabbia	18	
	Albero	Albero	19	
Vegetazione	Bassa vegetazione	Bassa vegetazione	20	
C	Prato	Prato	21	
Acqua	Acqua	Acqua	22	
	Ombra Vegetazione			
Ombra	Ombra Acqua			
	Ombra Urbano	Ombre urbano	23	

3.1 Classificazione di livello 1

Il primo livello comprende le quattro macroclassi *ombre*, *vegetazione*, *acqua* e *urbano*. Negli ambienti urbani sono spesso presenti ombre proiettate da edifici alti o alberi. Esse sono visibili non solo al suolo ma anche sugli oggetti urbani. I pixel in

ombra richiedono una speciale attenzione perché, avendo bassi valori di radianza, non sono classificati direttamente nella classe di appartenenza del materiale che coprono e solitamente sono classificati in una classe separata nella mappa finale della copertura del suolo urbano. Per ridurre l'informazione persa, lo schema proposto include sin dal primo livello di classificazione la classe *ombra*, per applicare in seguito su questi pixel una classificazione separata e cercare di attribuirli alla classe corrispondente (almeno di livello 2). Per l'individuazione dei pixel in ombra, è stato osservato che le aree in ombra mostrano generalmente firme spettrali simili nelle immagini multispettrali e iperspettrali [7]. Pertanto sono state mappate delle aree di training in corrispondenza di ombre su vegetazione, suolo, edifici e acqua (Tabella 2, righe 1-2) e identificate 13 bande significative attraverso la distanza di Jeffry-Matusita (J-M). La classificazione supervisionata con Support Vector Machine (SVM) ha permesso di creare la maschera dei pixel in ombra (Fig. 1b).

Per identificare la vegetazione e l'acqua è stato seguito un approccio basato sull'uso di opportuni indici spettrali. Nel caso della vegetazione l'indice spettrale considerato è l'indice vegetazionale NDVI, a cui è stata applicata la soglia 0.45 per la selezione della vegetazione (Fig. 2c e d).

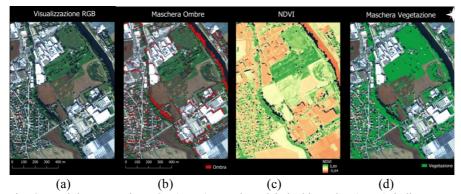


Fig. 2. Da sinistra: mosaico RGB (zoom), maschera dei pixel in ombra (rosso), indice NDVI (in nero si i pixel in ombra mascherati), maschera della vegetazione.

Nel caso dell'acqua è stato seguito lo stesso approccio con l'indice NDWI come indice spettrale e soglia pari a 0.43. Nonostante questa soglia ricoprisse bene tutti i pixel del fiume Mur, i piccoli laghi e le piscine, alcuni pixel sparsi nell'area urbana non sono stati riconosciuti. Per identificarli in modo automatico è stata aggiunta la soglia di valore per la banda corrispondente alla lunghezza d'onda di 1490 nm nell'infrarosso, nota per il massimo assorbimento dell'acqua.

Infine la macroclasse *urbano* è stata ottenuta per differenza eliminando le maschere delle ombre, della vegetazione e dell'acqua.

3.2 Classificazione di livello 2

Per la classificazione di livello 2 le quattro macroclassi sono state separate in 9 classi impiegando opportuni metodi che prendono in considerazione le caratteristiche delle singole macroclassi.



La macroclasse *vegetazione* è stata classificata nelle tre classi *prato*, *bassa vegetazione* e *albero* in base al valore dell'altezza nel nDSM e sono state stabilite lo soglie 0,5 m e 2,0 m per separare il *prato* dalla *bassa vegetazione* e la *bassa vegetazione* dalla classe *albero*, secondo le preferenze dei tecnici dell'Ufficio Tecnico – Settore Fotogrammetria del Comune di Graz.

I pixel nella macroclasse *ombra* sono stati classificati in *vegetazione in ombra*, *acqua in ombra* e *urbano in ombra* (ovvero tutti i pixel in ombra nei quali non sono presenti né acqua né vegetazione) con SVM, usando i pixel di training e validazione riportati in Tabella 2, righe 3-5, e impiegando opportune bande. Nello specifico, con la distanza di J-M sono state selezionate le prime 20 bande significative, a cui sono state aggiunte le prime tre bande trasformate attraverso la Partial Component Analysis (PCA), e i due indici vegetazionali Soil Adjiusted Vegetation Index (SAVI) e Green Soil Adjusted Vegetation Index (gSAVI), poiché utili per l'individuazione della vegetazione in ombra. La classe *vegetazione in ombra* è stata poi riclassificata nelle tre classi *prato*, *bassa vegetazione* e *albero* utilizzando le stesse soglie nel nDSM impiegate per la classificazione della vegetazione, e la classe *ombra acqua* è stata unita alla classe *acqua*.

3.3 Classificazione di livello 3

Separati i pixel delle ombre, della vegetazione e dall'acqua, l'analisi di livello 3 ha riguardato i materiali urbani presenti ad altezza suolo (ovvero i materiali di copertura del suolo) e ad altezza tetti (ovvero i materiali di copertura dei tetti). Grazie alla collaborazione con i tecnici dell'Ufficio Tecnico – Settore Fotogrammetria del Comune di Graz, sono stati individuati i materiali maggiormente presenti sui tetti e al suolo (vedi Tabella 1). Per ciascuno sono stati delineati dei poligoni di training e validazione, fino ad ottenere un numero di pixel significativo (Tabella 2, righe 6-23). Per limitare il cosiddetto effetto "salt and pepper" riscontrabile nella classificazione di un ambiente eterogeneo con metodo pixel-based, è stata creata una maschera di separazione fra materiali dei tetti e quelli del suolo utilizzando un valore di soglia di 2 m nel dato nDSM. La maschera dei pixel al suolo è stata corretta manualmente nel caso di infrastrutture particolari, quali ponti, passaggi a livello o parcheggi rialzati, la cui altezza superava la soglia. Per la classificazione dei materiali a terra e sui tetti è stato impiegato SVM con le 50 bande più significative, trasformate attraverso la Minimum Noise Fraction (MNF).



Fig. 2. Classificazione delle ombre (zoom).

Fig. 3 Sinistra: zoom su una parte di Graz; destra: classificazione dei materiali dei tetti.

Tabella 2. Numero di pixel per il training e la validazione delle varie classi a Graz.

R	С	Classi	N° pixel training	N° pixel validazione
1		Ombra	5743	1017
2		No ombra	13769	1013
3		Ombra urbano	7759	1014
4		Ombra vegetazione	3845	776
5		Ombra acqua	4090	1005
6	1	Tetto nero (Bitume)	2337	990
7	2	Tetto verde	2448	1191
8	3	Vetro (vetro, plexiglas)	8062	1973
9	4	Tetto grigio 1 (Eternit)	2113	1357
10	5	Tetto grigio 2 (Ghiaia)	1962	1056
11	6	Tetto in metallo	14747	2524
12	7	Tetto in tegola rossa	4863	2443
13	8	Sistema solare (Pannelli fotovoltaici/solari)	1762	552
14	9	Tetti bianchi (Guaina bianca)	3001	1049
15	10	Campo in erba sintetica	4797	1632
16	11	Asfalto	5025	1660
17	12	Cemento	3964	991
18	13	Suolo nudo	13011	1501
19	14	Suolo misto vegetazione	5166	1302
20	15	Campi sportivi	2572	925
21	16	Cambi in terra rossa (tennis)	1911	1801
22	17	Ferrovia	2420	1904
23	18	Sabbia	980	526

4 Risultati e discussione

Per ogni classificazione descritta nella precedente sezione, si riportano le matrici di confusione e le accuratezze totali (Tabella 3, Tabella 4 e Tabella 5). La matrice di confusione è costituita da n colonne e n righe, dove le colonne rappresentano il numero di pixel appartenenti a quella classe e le righe la predizione del classificatore.



I valori distribuiti lungo la diagonale, evidenziati in grassetto nelle varie tabelle, quindi, indicano il numero di pixel correttamente classificati. Ad esempio nella matrice di confusione riportata nella Tabella 7, considerando la classe tetto verde (colonna 2), 1149 pixel sono stati classificati correttamente e, scendendo lungo la colonna 2, 1 pixel è stato classificato come metallo e 30 come tetto in tegola rossa. Questi sono gli errori di omissione che rappresentano falsi negativi, ovvero la frazione di valori di una classe che sono stati classificati differentemente. Nella stessa tabella, scorrendo lungo la riga 2, ci sono 7, 3 e 3 pixel che appartengono alle classi tetto nero, vetro e tetto in tegola rossa rispettivamente ma che sono stati classificati come "Tetto verde". Questi sono i cosiddetti commission errors, e rappresentano i falsi positivi, ovvero la frazione di valori che sono stati classificati in una classe ma che nella realtà appartengono a tutt'altro. L'accuratezza è calcolata dal rapporto fra la somma dei pixel correttamente classificati e i pixel totali, mentre il coefficiente kappa misura l'accordo tra la classificazione e i valori di verità. Un valore di kappa pari a 1 rappresenta un accordo perfetto, mentre un valore pari a 0 rappresenta un accordo nullo. Il parametro Producer Accuracy (PA) indica la probabilità che un valore in una determinata classe sia stato classificato correttamente, mentre User Accuracy (UA) è la probabilità che un valore previsto in una certa classe appartenga davvero a quella classe. Il campo Σ , infine, indica la somma delle rispettive righe e colonne.

Come visibile in Tabella 3, la classe *ombra* è stata classificata con un'accuratezza del 94.83%. Nella successiva classificazione delle ombre l'accuratezza per le tre classi è pari a 89.87% (Tabella 4). Si nota un certo livello di confusione le classi *ombra acqua* e *ombra urbana* a causa dei bassi valori di radianza in alcune zone urbane ombreggiate. Poiché non è stato possibile migliorare la suddivisione fra le due classi con metodi automatici, ad es. variando le bande o le soglie di accettazione, gli errori più evidenti sono stati corretti manualmente.

Cl	No	Ombra	Σ	UA
	Ombra			
No Ombra	1015	103	1118	90,79%
Ombra	2	910	912	99,78%
Σ	1017	1013	2030	
PA	99,80%	89,83%		

Accuratezza: 94,83% Kappa: 0,8965

Tabella 3. Matrice di confusione e accuratezza, classi *ombra* e *no ombra*.

Cl	3	4	5	Σ	UA
3	771	4	36	811	95,07%
4	1	772	0	773	99,87%
5	242	0	969	1211	80,02%
Σ	1014	776	1005	2795	
PA	76,04%	99,48%	96,42%		

Accuratezza: 89,87% Kappa: 0,8471

Tabella 4. Matrice di confusione e accuratezza per la classificazione delle classi di ombre.

Per quanto riguarda la classificazione dei materiali sui tetti e al suolo al livello 3, la matrice di confusione è riportata in Tabella 5. Complessivamente è stata ottenuta un'accuratezza del 93%, in linea con i requisiti del progetto. Le matrici di confusione e i valori di accuratezza e del coefficiente kappa confermano la validità dell'approccio seguito per la classificazione dei materiali superficiali presenti nell'area di studio. Nelle Fig. 4 e Fig. 5 sono visualizzati gli spettri della radianza media dei materiali dei tetti e del suolo rispettivamente. Si può osservare come, grazie all'elevata risoluzione spettrale del sensore AisaFENIX, sia stato possibile distinguere la firma spettrale dei vari materiali, che si riflette nei risultati positivi della classificazione.

Tabella 5: Matrice di confusione e accuratezza della classificazione dei materiali urbani presenti sui tetti e al suolo (codici dei materiali in Tabella 2 colonna C)

	presenti sui tetti e al suolo (codici dei materiali in Tabella 2 colonna C).																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	Σ	UA%
1	604	0	32	103	3	0	13	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2	16	774	78.04
2	7	1149	0	3	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1162	98.88
3	19	1	2268	166	0	39	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	4	13	2512	90.29
4	18	0	115	1629	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	3	1769	92.09
5	10	0	4	6	504	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	531	94.92
6	0	0	21	52	0	993	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1067	93.06
7	4	30	26	5	0	0	2414	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	0	2482	97.26
8	0	0	0	0	0	0	0	1620	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1620	100
9	0	0	0	0	0	0	0	0	1613	0	215	0	89	0	0	0	0	1	1918	84.10
10	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1501	1	75	8	3	27	2	0	0	1619	92.71
11	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	774	0	3	0	0	0	0	0	781	99.10
12	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1710	0	0	0	7	0	0	1718	99.53
13	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	1807	0	0	0	0	0	1837	98.37
14	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	2	0	526	0	0	0	0	530	99.25
15	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	22	0	1275	0	0	0	1303	97.85
16	0	0	0	8	0	0	3	12	2	0	0	41	0	4	0	914	0	0	984	92.89
17	0	0	5	0	1	17	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	1029	60	1114	92.37
18	277	0	27	0	14	0	1	0	2	0	0	0	1	0	0	0	15	1264	1601	78.95
Σ	939	1180	2498	1972	522	1049	2443	1632	1660	1501	991	1828	1931	536	1302	925	1056	1357	25322	
PA%	64.32	97.37	90.79	82.61	96.55	94.66	98.81	99.26	97.17	100	78.10	93.54	93.58	98.13	97.93	98.81	97.4	93.2		

Accuratezza: 93,18% Kappa: 0,9271

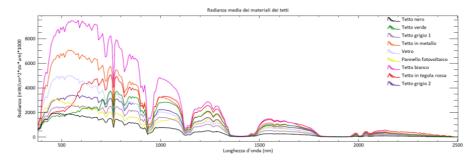


Fig. 4. Spettro della radianza media delle classi di materiali presenti sui tetti.

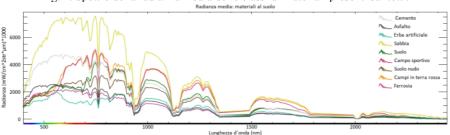


Fig. 5. Spettro della radianza media delle classi di materiali presenti al suolo.

Unendo i risultati delle classificazioni a più livelli, è stata ottenuta la mappa completa della classificazione sulla città di Graz (Fig. 6).

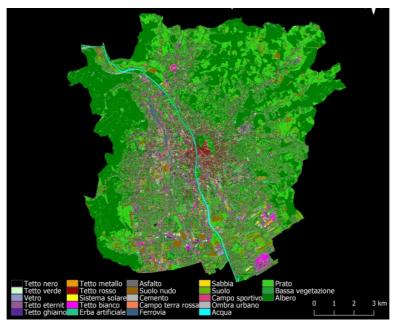


Fig. 6 Mappa di classificazione finale dei materiali superficiali.

Come ulteriore controllo, un operatore ha confrontato visivamente la mappa di classificazione con le immagini fotogrammetriche (GSD 10 cm) per verificare la correttezza delle classi assegnate ai pixel in diverse zone e con diverse tipologie di copertura. L'operatore ha corretto manualmente alcune situazioni che non erano state previste nello schema generale di classificazione. Questo è il caso, ad esempio, di due campi di pannelli solari posizionati a terra che non erano stati classificati nella classe *sistema solare* poiché questa classe era prevista solo per i materiali sui tetti.

5 Applicazioni

Le mappe di classificazione possono essere impiegate per varie applicazioni, ad es. per il calcolo delle temperature dei tetti a partire da immagini aeree termiche, per studiare l'effetto dei materiali sulla formazione di isole di calore durante i mesi estivi o per calcolare indici ecologici urbani (IEU), che descrivono specifiche caratteristiche dello stato di copertura [9]. Nel caso di Graz sono state implementate delle routine in R e integrate nel software open souce QGIS per calcolare i seguenti IEU: impermeabilità, coefficiente di ruscellamento (o "runoff"), densità della vegetazione, densità degli edifici e valore ecologico integrato, calcolato dalla media di altri 7 IEU [4]. I 5 indici ecologici urbani sono stati calcolati a livello dei quartieri principali della città di Graz (Fig. 7) e, con maggior dettaglio, su grigliati esagonali di lato 85 m circa (Fig. 8). Il vantaggio di tali mappe è di riassumere in modo chiaro, e dettagliato informazioni relativi ad un parametro di interesse e di fornire delle mappe georeferenziate per supportare al meglio i pianificatori urbani nel compito di uno sviluppo sostenibile ed intelligente.

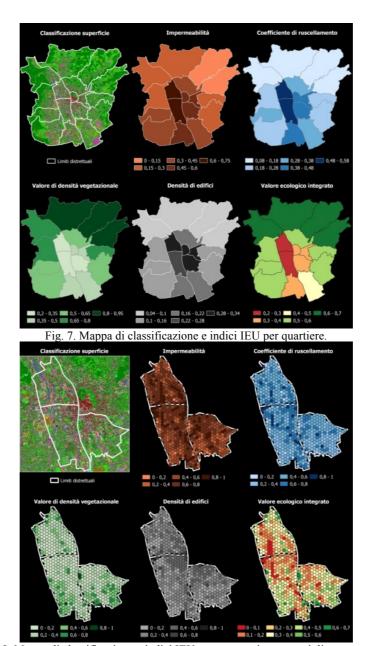


Fig. 8. Mappa di classificazione e indici IEU per tre quartiere con grigliato esagonale.

6 Conclusioni

L'articolo ha descritto lo schema adottato in AVT per la mappatura dei materiali in superficie presenti in ambiente urbano a partire da immagini iperspettrali acquisite da



piattaforma aerea e ha riportato i risultati ottenuti da un volo iperspettrale con la camera AISAFenix della Specim realizzato sulla città di Graz il 20 Ottobre 2020. Il lavoro ha dimostrato come l'elevata risoluzione spettrale del sensore, unita ad un opportuno schema di analisi e classificazione, permetta di identificare le firme spettrali dei vari materiali e di mapparli con accuratezze prossime al 94%. Speciale attenzione è stata dedicata alla classificazione e interpretazione delle ombre, su cui continuerà lo studio. Futuri approfondimenti riguardano l'integrazione di dati geometrici forniti, ad es. dalle nuvole di punti generate da sensori LiDAR, per il miglioramento della classificazione dei materiali su superfici con forme geometriche distinguibili, ed un confronto con l'approccio di classificazione object-based. Inoltre sarà studiato l'uso del dato iperspettrale per la generazione delle mappe di emissività dei materiali superficiali, da impiegare durante il calcolo delle temperature superficiali a partire da immagini aeree termiche.

7 Ringraziamenti

Gli autori ringraziano Ettore Sarzotti per l'implementazione del calcolo degli indici ecologici urbani.

Riferimenti bibliografici

- 1. U. Nations, "Year in Review," United Nations: New York, Ny, USA, 2018.
- 2. M. Herold, M. Gardner and D. Roberts, "Spectral resolution requirements for mapping urban areas," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, no. 41, pp. 1907-1919, 2003.
- 3. 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*, 19, 3071, 2019.
- 4. R. Behling, Bochow, M., S. Foerster, S. Roessner and H. Kaufmann, "Automated GIS-based derivation of urban ecological indicators using hyperspectral remote sensing and height information," *Ecological Indicators* 48, pp. 218-234, 2015.
- G. Bitelli, P. Conte, T. Csoknyai, F. Franci, V. A. Girelli and E. Mandacini, "Aerial Thermography for Energetic Modelling of Cities," *Remote Sensing*, 7, pp. 2152-2170, 2015.
- P. Nygrén, "The Top 10 Questions of airborne hyperspectral imaging," Specim, Spectral Imaging Oy Ltd. ©, 2017.
- T. Chen, H. Jiang, T. Van de Voorde, S. Lu, W. Xu and Y. Zhou, "Land cover mapping in urban environments using hyperspectral APEX data: A study case in Baden, Switzerland," *Int J Appl Earth Obs Geoinformation* 71, pp. 70-82, 2018.
- 8. T. Reddy and J. Harikiran, "An outlook: machine learning in hyperspectral image classification and dimensionality reduction techniques," *J. Spectral Imaging*, pp. 11, a1, 2022.
- 9. U. Heiden, W. Heldensa, S. Roessnerb, K. Seglb, T. Escha and A. Muellera, 2012. *Urban structure type characterization using hyperspectral remote sensing and height information*, Landscape and Urban Planning 105, 361–375.