

Classificazione *Object-Oriented*



Cos'è una classificazione?

La classificazione è un'operazione con cui a partire da dati telerilevati vengono prodotte delle mappe tematiche dove ogni pixel viene assegnato ad una classe sulla base delle sue caratteristiche **spettrali e/o geometriche**.

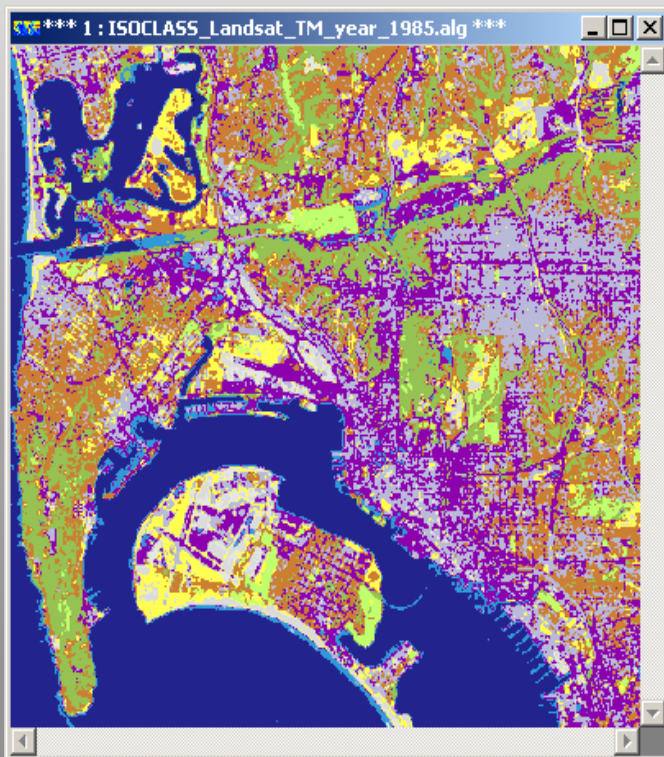
Tipi di classificazione

I metodi utilizzati per le classificazioni si dividono in:

- Classificazione non guidata (**Unsupervised**): prescindono dalla conoscenza della realtà al suolo e si basano solo su criteri di similarità spettrale;
- Classificazione guidata (**Supervised**): si basa sulla conoscenza di alcune aree campione rappresentative delle classi di superficie;
- Classificazione ibrida (**Hybrid classification**): si tratta dell'utilizzo di entrambi i precedenti metodi in modo che la unsupervised classification possa essere guida per aiutare la definizione dei training sites utili per la supervised classification.

Classificatori di tipo tradizionale

- ✓ L'algoritmo di classificazione analizza le caratteristiche spettrali di ogni pixel dell'immagine e lo associa alla classe con le caratteristiche spettrali più simili alle sue.
- ✓ Questo può avvenire tramite vari tipi di algoritmi (**classificatori**)



1	Water	35,35,142	Set color...
2	Shallow Water	50,153,217	Set color...
3	Grass	149,194,82	Set color...
4	Roads / Tarmac	140,0,174	Set color...
5	Green Grass	192,255,109	Set color...
6	Bush	204,127,50	Set color...
7	Sand	254,255,81	Set color...
8	Cement / Urban	185,185,217	Set color...
9	White Cement	230,230,230	Set color...
10	Large Buildings	219,219,219	Set color...

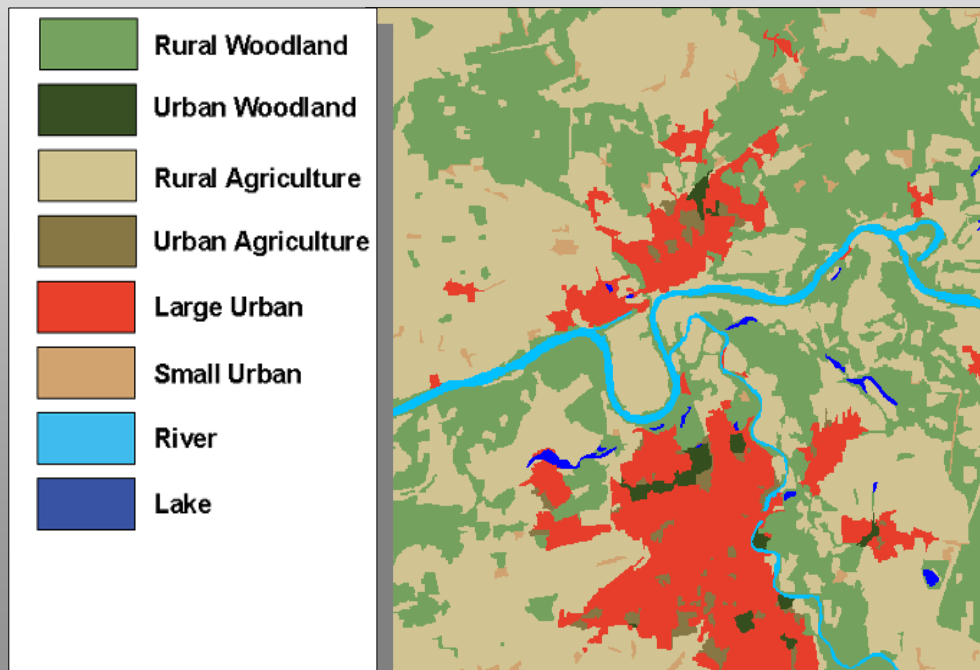
Classificatori di ultima generazione

In funzione del tipo di approccio utilizzato dal classificatore che può basarsi sull'analisi del singolo pixel o su insiemi di pixel (che assumono il significato di oggetti), si può distinguere tra classificazioni **pixel based** e **object based**.

Per estrarre informazioni il primo passo consiste in un'operazione di **segmentazione**, che consente di dividere l'immagine in tanti "gruppi" di pixel omogenei da un punto di vista spettrale, rispettando al contempo alcuni vincoli geometrici



Il secondo approccio analizza il contenuto informativo di insiemi significativi di pixel (gli oggetti) mentre il primo sfrutta le caratteristiche spettrali di ogni pixel singolarmente.



La classificazione **object-based** valorizza l'elevato contenuto informativo della componente geometrica delle immagini telerilevate.

Per questo motivo risultano di crescente utilità all'aumentare della risoluzione geometrica.

Classificazione object-based

Per estrarre informazioni il primo passo consiste in un'operazione di **segmentazione**, che consente di dividere l'immagine in tanti "gruppi" di pixel omogenei da un punto di vista spettrale, rispettando al contempo alcuni vincoli geometrici



Classificazione object-based

Minimizzazione della eterogeneità spettrale e geometrica

Operativamente l'algoritmo di segmentazione procede, a partire da ogni pixel dell'immagine, fondendo o meno poligoni adiacenti in funzione del cambiamento di eterogeneità osservabile tra i due poligoni originari e il nuovo poligono generato

Se cambiamento di eterogeneità $<$ fattore di scala \rightarrow **fusione**

Se cambiamento di eterogeneità $>$ fattore di scala \rightarrow **poligoni separati**

La seconda fase del processo è la classificazione vera e propria.

Tutti gli algoritmi sviluppati per approcci pixel-oriented possono essere teoricamente applicati anche ai poligoni generati con la segmentazione



PERCHE' USIAMO GLI OGGETTI ?

- perchè sono *most user-meaningful*
- perchè sono più *user-friendly*
- perché sono *statistically driven*
- sono direttamente utilizzabili
all'interno dei SIT



La classificazione **object-based** valorizza l'elevato contenuto informativo della componente geometrica delle immagini telerilevate.

Per questo motivo risultano di crescente utilità all'aumentare della risoluzione geometrica.

I pixel dell'immagine originaria vengono aggregati in una serie di passaggi successivi fino a quando i poligoni creati non hanno caratteristiche corrispondenti a quelle definite dall'operatore.

La procedura tende alla minimizzazione dell'eterogeneità spettrale di ciascun poligono derivata dai valori di digital number dei pixel inclusi e sulla base dell'eterogeneità geometrica dipendente dalla forma dei poligoni creati.

L'eterogeneità spettrale (h_s) di ciascun poligono generato con il processo di segmentazione è calcolata quale somma pesata delle deviazioni standard dei valori di digital number di ciascuna banda spettrale disponibile rilevati per ciascuno dei pixel inclusi nel poligono.

$$h_s = \sum_{c=1}^q w_c \sigma_c$$

dove: h_s è l'eterogeneità spettrale del poligono considerato; q è il numero di bande spettrali disponibili; σ_c è la deviazione standard dei valori di digital number della c -esima banda spettrale nel poligono considerato; w_c è il peso attribuito alla c -esima banda spettrale.

L'algoritmo di segmentazione è una tecnica di *region-merging* che "fonde" gli oggetti secondo una funzione di ottimizzazione data da:

$$w_{\text{spectral}} \sum_{nb} w_b \sigma_b + (1-w_{\text{sp}}) \left(w_{\text{cp}} \frac{l}{\sqrt{np}} + (1-w_{\text{cp}}) \frac{l}{lr} \right) \leq h_{\text{sc}}$$

dove

nb = numero della banda spettrale

ob = varianza interna all'oggetto per la banda *b*

l = lunghezza del bordo dell'oggetto

np = numero di pixel

lr = lunghezza il più possibile minore data dal bounding box dei pixel

La funzione include inoltre altri tre tipi di parametri definibili dall'utente nella composizione del criterio di omogeneità:

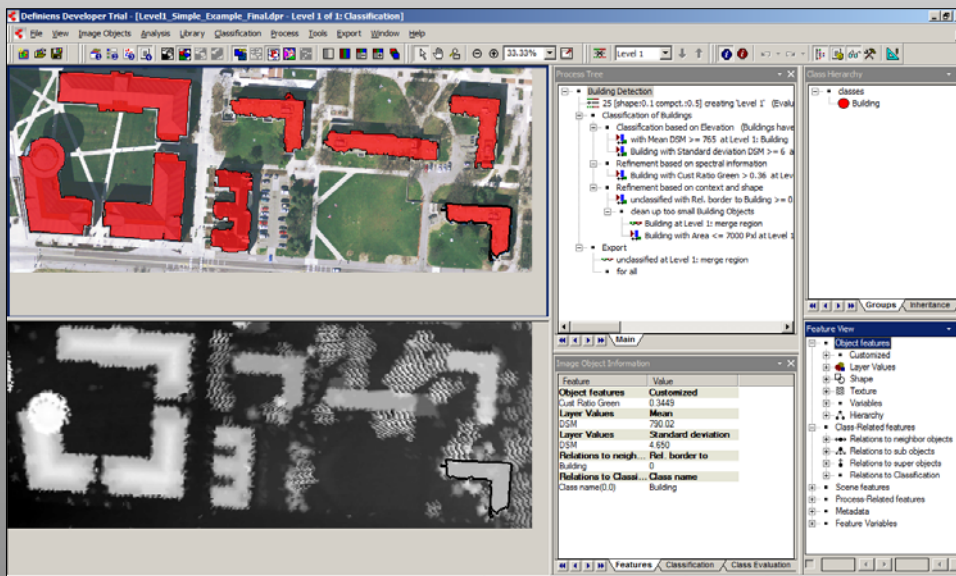
wsp = parametro spettrale (detto anche fattore del colore) in opposizione ma complementare al fattore di forma, che va a definire oggetti omogenei dal punto di vista spettrale e nel contempo evitare di ottenere oggetti irregolari e ramificati

wcp = parametro di compactness che aggiusta la forma dell'oggetto secondo un criterio di compattezza oppure con bordi smoothed.

Esercizio 1

Classificazione di edifici da immagini RGB

dati ancillari: **DSM+slope LiDAR**



DEFINIENS
Understanding Images

Guided Tour - Level 1

Simple Example of Building Extraction

Classification of Buildings using LiDAR and RGB data

DEEPER INSIGHTS
FASTER RESULTS
BETTER DECISIONS

www.definiens.com

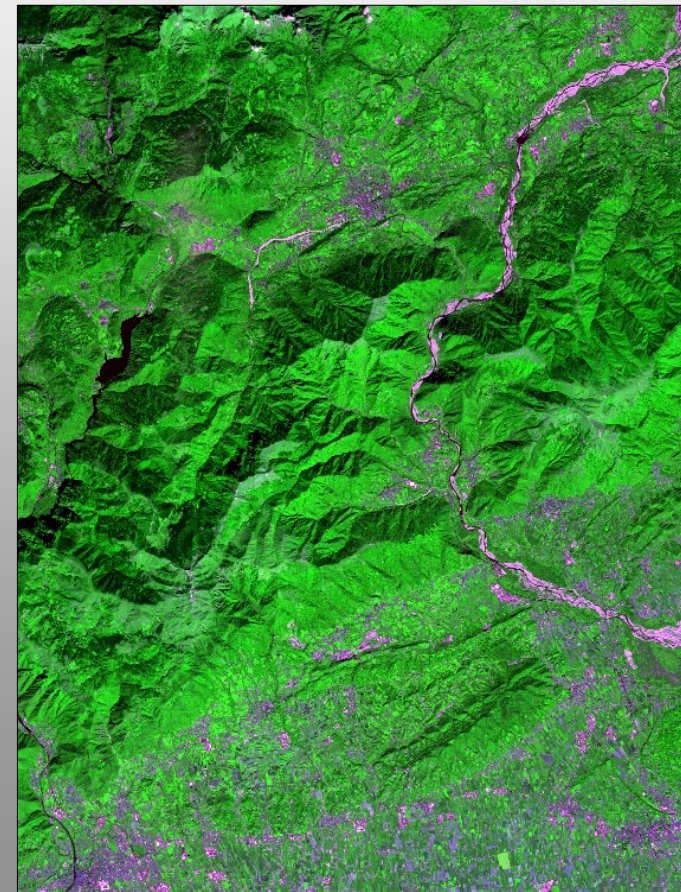
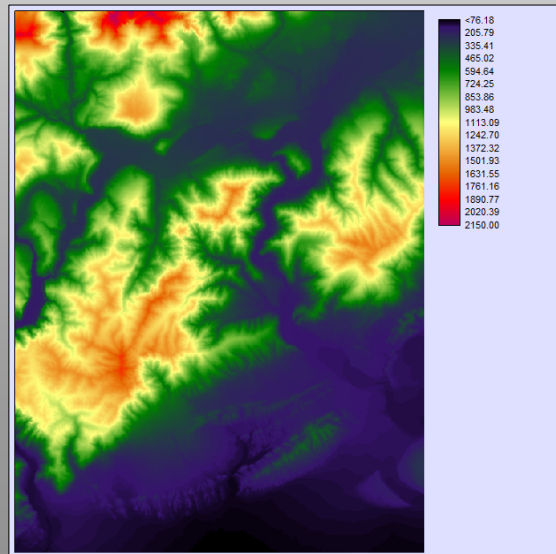


Esercizio 2

Classificazione di tipo **supervised** su
dato **SPOT** utilizzando
l'algoritmo K-Nearest Neighbour

dati ancillari:

- **DTM**
- **ASPECT**



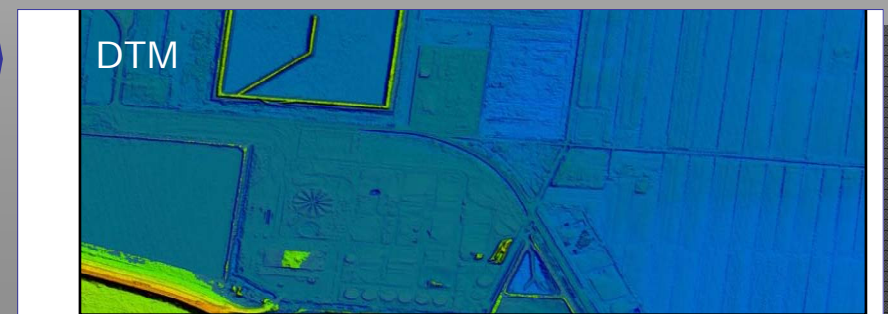
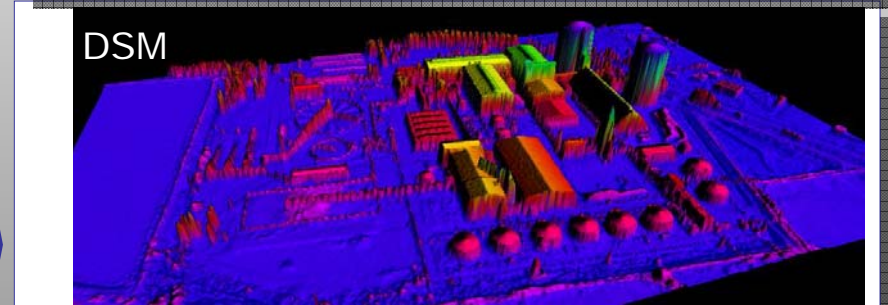
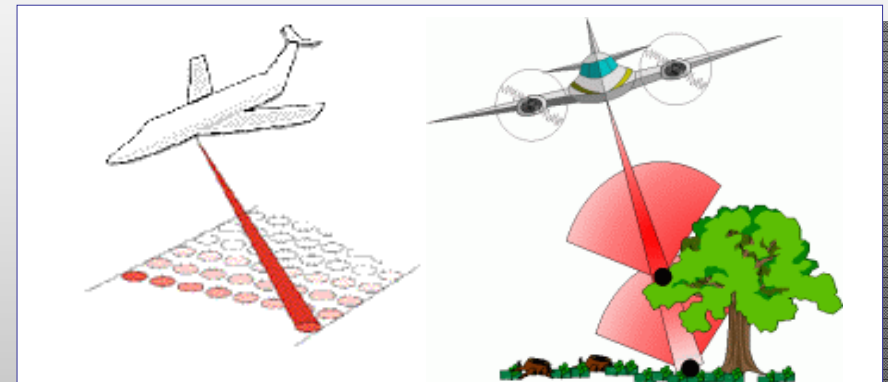
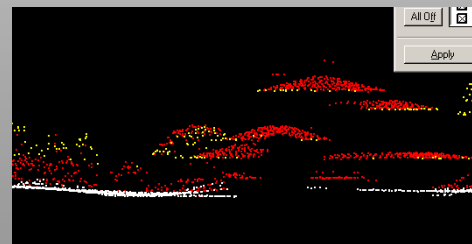
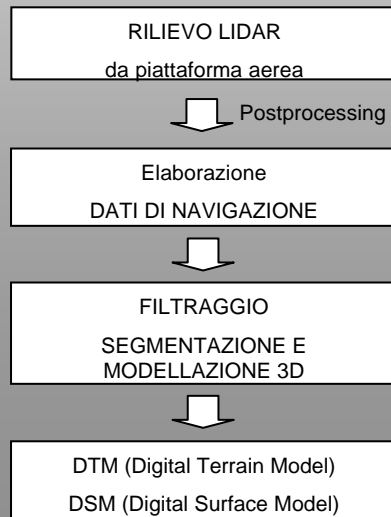
Esercizio 3:

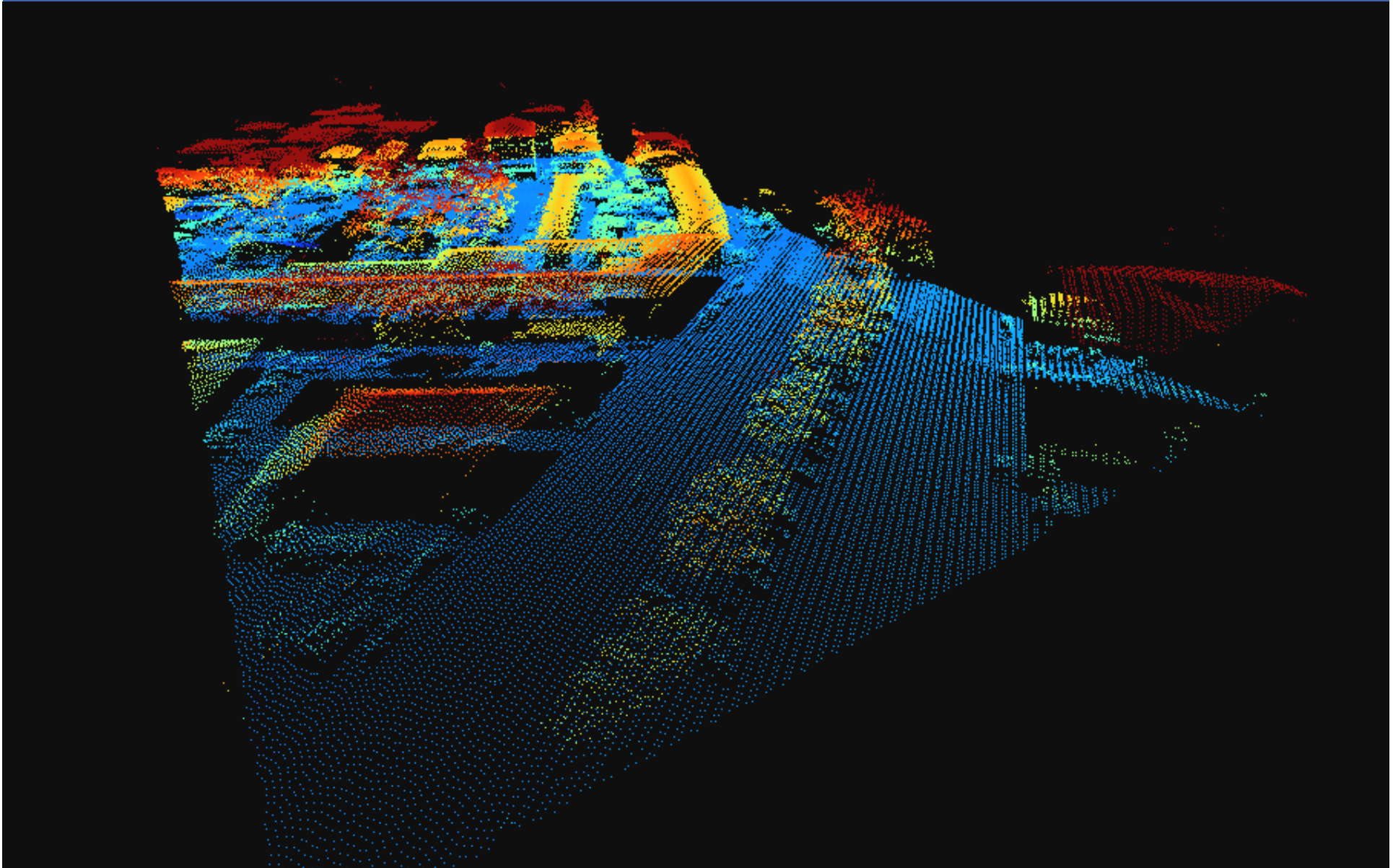
Siano date le bande del satellite **SPOT5** del 10 settembre 2006 (SPOT_XS), un Modello Digitale del Terreno (**DTM**) e una mappa di esposizione dei versanti (**ASPECT**).

Classificare la classe boschi nella scena usando un metodo di tipo supervised e tenendo conto che:

- i boschi di conifere presentano valori di NDVI compresi tra -0.05 e 0.2, non crescono al di sotto dei 700 m s.l.m. e si distribuiscono sui versanti freddi (da ovest a nord-est)
- i boschi di latifoglie presentano valori di NDVI superiori a 0.2, non crescono al di sopra dei 1200 m s.l.m. e si distribuiscono sui versanti caldi (da nord-est a ovest)
- Il limite superiore del bosco è situato a 1850 m

DATI LIDAR





3.21	3.40	4.97	6.36	6.54	6.50	6.26	4.52	2.77	2.77	2.77	2.76	2.74
4.82	4.55	6.27	7.87	9.32	9.85	9.67	8.10	3.74	2.75	2.75	2.74	2.73
6.22	5.49	7.23	8.97	10.70	12.27	13.09	12.02	7.44	3.93	2.77	2.78	2.77
7.60	6.43	8.17	9.91	11.65	13.39	15.10	16.18	13.94	11.05	2.79	2.80	2.81
6.35	7.47	9.11	10.85	12.59	14.33	15.65	14.45	16.75	16.70	14.99	4.29	4.93
6.57	7.25	10.05	11.79	13.53	15.20	15.60	11.20	12.73	16.54	15.24	14.63	9.02
2.89	4.38	7.78	11.18	14.39	15.65	12.53	7.69	6.21	12.42	13.24	14.13	13.10
5.85	5.91	5.00	8.40	11.45	11.66	8.57	4.11	5.26	4.98	8.99	11.89	15.55

