



*Università degli Studi di Napoli “Parthenope”
Dipartimento di Scienze e Tecnologie*

Corso di Telerilevamento

Lezione 9 – A

Classificazione supervisionata delle immagini

Parte I

Claudio Parente

Classificazione delle immagini

Oggetti e proprietà della superficie terrestre possono descritti in termini di *classi*: si raggruppano gli oggetti che costituiscono la superficie terrestre o che la ricoprono in insiemi accomunati da caratteristiche simili.

Vegetazione distinta in:

alberi, coltivazioni, prati, ecc.

Suddivisioni ulteriori:

alberi decidui o sempreverdi;

alberi decidui a loro volta come querce, aceri, pioppi, ecc.

Classificazione delle immagini

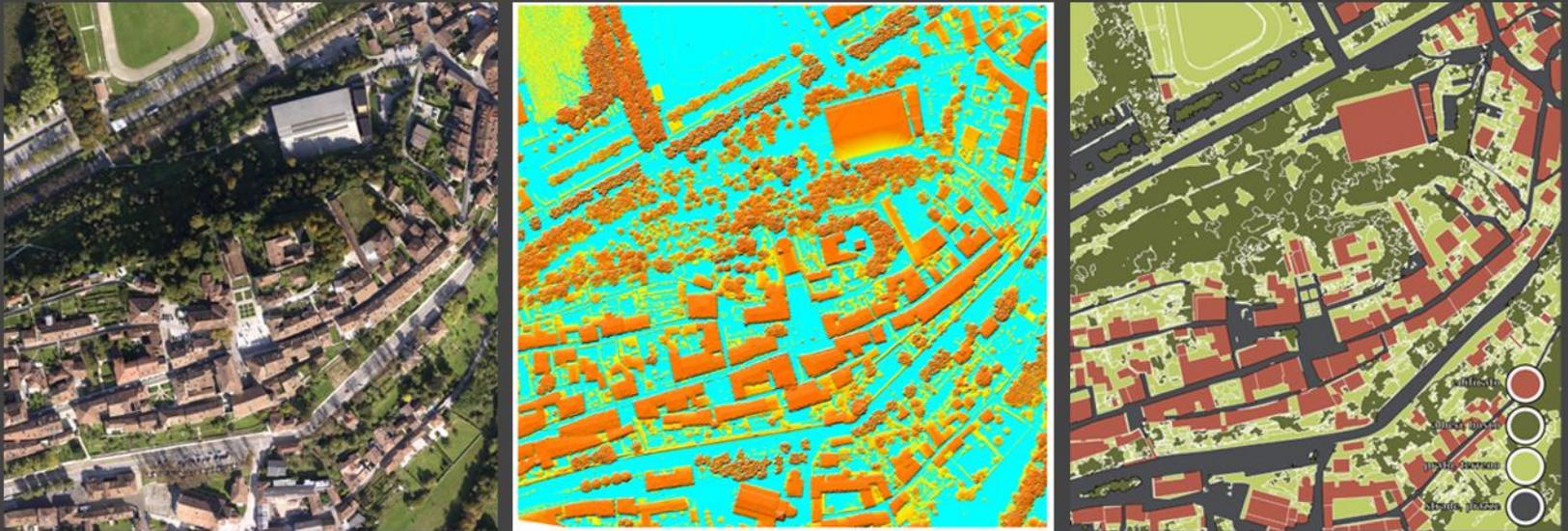
Applicazione fondamentale del Telerilevamento:

classificazione delle tipologie presenti in una scena in *categorie significative* o *classi* che possono essere convertite in una *mappa tematica*.

Classificazione = processo per lo sviluppo di mappe interpretate da dati telerilevati.

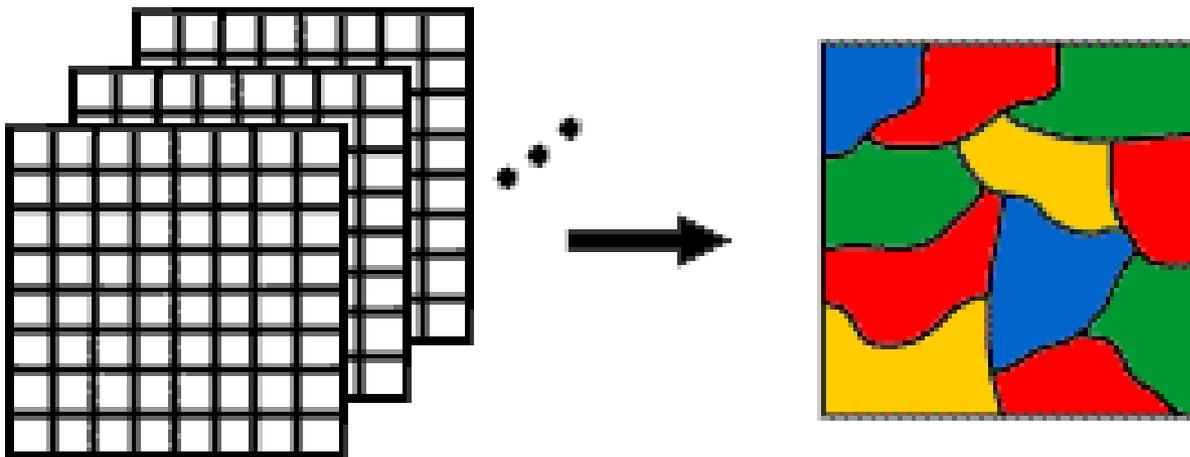
Di conseguenza, la classificazione è forse *l'aspetto più importante dell'elaborazione delle immagini telerilevate*.

Esempio di classificazione: distinguere la scena in alberi, edifici, strade, ecc.



Classificazione di immagini multispettrali

- Da più immagini della stessa scena e in diverse bande, vogliamo ottenere la classificazione degli oggetti che costituiscono quella scena.



A

B

© CCRS / CCT

Classificazione delle immagini



Tradizionalmente: classificazione mediante interpretazione visuale delle caratteristiche e tracciamento manuale dei loro confini.

Oggi: interpretazione assistita dal computer.



Occhio umano = capacità superiore nel processo di classificazione.

Procedure digitali: velocità e capacità di elaborare una grande mole di dati.

Classificazione delle immagini

Di conseguenza, la gran parte dei progetti di classificazione oggi fa uso delle procedure di classificazione digitali, guidate dall'interpretazione dell'uomo.

Vi sono due approcci generali al processo di classificazione delle immagini:

□ *Supervised*;

□ *Unsupervised*.

CLASSIFICAZIONE SUPERVISED

Classificazione *supervised* (con addestramento) = in 2 tempi.

Dapprima viene fornita una descrizione statistica del modo in cui le classi delle coperture attese appaiono nell'immagine.

Poi viene usata una procedura, nota come *classificatore*, per valutare la "somiglianza" che ciascun pixel appartenga ad una di queste classi.

CLASSIFICAZIONE SUPERVISED

Si identificano raggruppamenti di pixel come esempi di classi o tipi di coperture d'interesse nell'immagine.

I raggruppamenti vengono detti *training sites e sono definiti*, cioè identificati per la loro natura, in modo diretto attraverso:

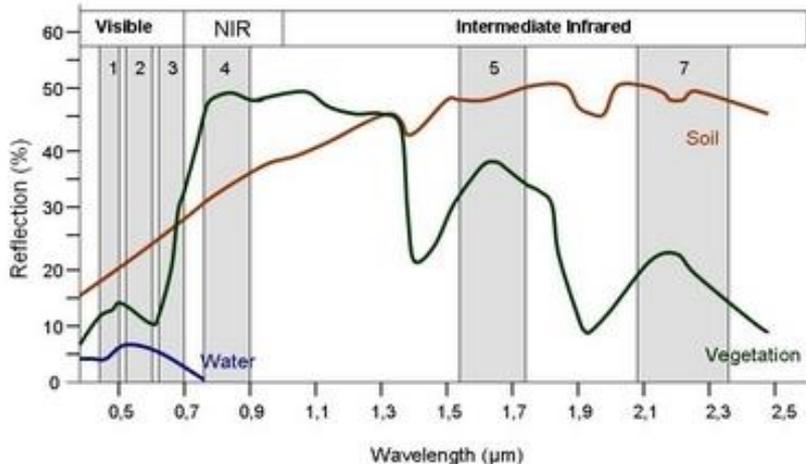
- apposite campagne di "verità al suolo",
- dati raccolti in precedenza,
- fotointerpretazione, ecc.



CLASSIFICAZIONE SUPERVISED

Successivamente, si utilizza un software per sviluppare una caratterizzazione statistica delle riflettanze per ogni classe considerata.

Si realizza così la *Signature Analysis*, ossia l'analisi delle firme spettrali.



CLASSIFICAZIONE SUPERVISED

Per la *Signature Analysis* si utilizzano:

caratterizzazioni semplici (il valore medio e l'intervallo delle riflettanze in ciascuna banda);

caratterizzazione complesse (analisi dettagliate delle medie, delle varianze e delle covarianze su tutte le bande).

Impiego di dati multispettrali o iperspettrali.

CLASSIFICAZIONE SUPERVISED

Raggiunta una caratterizzazione statistica per ciascuna classe di informazione, si esaminano le riflettanze per ciascun pixel, si stabilisce a quale firma assomiglia si classifica l'immagine.

Per stabilire tale assomiglianza, ci sono diverse tecniche dette **classificatori**. Questi si distinguono in:

- classificatori *hard*;
- classificatori *soft*.

Classificatori *hard e soft*

Classificatori hard : Si riferiscono ai classificatori tradizionali producono una decisione *hard* (rigida) sull'identità di ciascun pixel.

Classificatori soft: esprimono il ***grado*** con cui un pixel viene considerato appartenente a ciascuna delle classi.

Esempio: piuttosto che decidere se un pixel sia relativo ad una specie decidua o conifera, si indica che il suo grado d'appartenenza nella classe «decidue» - sia 0.43 e 0.57 nella classe «conifere». Se queste due classi sono le sole possibili, il pixel contiene il 43% di copertura decidua e il 57% di conifere. Una tale conclusione comporta ciò che viene indicata come ***classificazione sub-Pixel***.

Classificatori soft

Evidenziano classi di coperture non prese in considerazione a priori.

Esempio: un classificatore *soft* può consentire di stabilire che il grado di appartenenza di un pixel sia 0.26 per la classe «decidue», 0.19 per la classe «conifere» e 0.55 per qualche tipo sconosciuto di copertura.

Interpretazione: il pixel in questione ha somiglianza con i nostri *training sites* relativi alle due classi «decidue» e «conifere», ma è più verosimile che esso appartenga ad un qualche tipo di classe che non abbiamo ancora identificato.

Classificatori soft

Rendono possibile una decisione finale di classificazione mediante l'utilizzo di un GIS.

Un classificatore *soft* consente di estrarre mappe di probabilità che ciascun pixel appartenga ad una certa classe di copertura.

Esempio: mappa di probabilità relativa alla classe definita «residenziale». Si considera un *layer* (per esempio *vector*) costituito dalle strade. Per i pixel prossimi alle strade è molto probabile che essi siano «residenziali».
Si confrontano più ipotesi.

Passi della classificazione supervised

Indipendentemente se si usano classificatori *hard* o *soft*, si ha la seguente sequenza:

1) *Definizione dei training sites*

Si stabiliscono le aree da usare come aree campioni per ciascuna classe di copertura. Si effettua una digitalizzazione a video, scegliendo come base raster o una banda con forte contrasto, quale quella dell'infrarosso vicino, oppure una composizione a colori. Vengono così creati uno o più file vettoriali relativi ai poligoni dei *training sites*.

Passi della classificazione supervised

Digitalizzazione più semplice se si ingrandisce l'area corrispondente.

In generale, per ogni *training site* si dovrebbero digitalizzare un numero di pixel che sia almeno 10 volte il numero delle bande.

Esempio: 7 bande del TM, digitalizzare almeno 70 pixel per ogni *training site*.

Tale numero che può essere raggiunto digitalizzando anche più di un poligono per quella classe. Per tale motivo la digitalizzazione richiede di dare, per ogni classe, un identificatore (ID) (per digitalizzare più poligoni per una data classe, è sufficiente assegnare ad essi lo stesso identificatore).

Passi della classificazione supervised

Estrazione delle firme spettrali.

Si parte dai file vettoriali contenenti i poligoni dei
training site.

Si creano - attraverso le caratterizzazioni statistiche - le firme
spettrali di
ciascuna classe di informazioni (*signature*).

A tale scopo occorre fornire le bande che devono essere usate nello
sviluppo delle firme. Normalmente le caratterizzazioni statistiche si
riferiscono, per ogni classe, al valore minimo, al valore massimo ed
al valore medio su ciascuna banda, nonché alla matrice completa di
varianza-covarianza associata alla serie di bande fornita.

Passi della classificazione supervised

Classificazione dell'immagine

Si utilizza uno dei classificatori, *hard* o *soft*, descritti.

Filtraggio.

dopo una classificazione possono esserci molti casi di pixel isolati appartenenti ad una classe che differisce dalla gran parte di quelle circostanti.

Ogni pixel isolato viene rimpiazzato con quello più frequente che si trova all'interno di una finestra 3x3 o 5x5 (filtro sulla moda).

Passi della classificazione supervised

Valutazione dell'accuratezza

Viene effettuato scegliendo una serie random di localizzazioni da visitare sul territorio per la verifica del reale tipo di copertura.

Classificazione supervised - Singola Immagine

Classificazione: viene normalmente applicata ad un set di dati multispettrali.

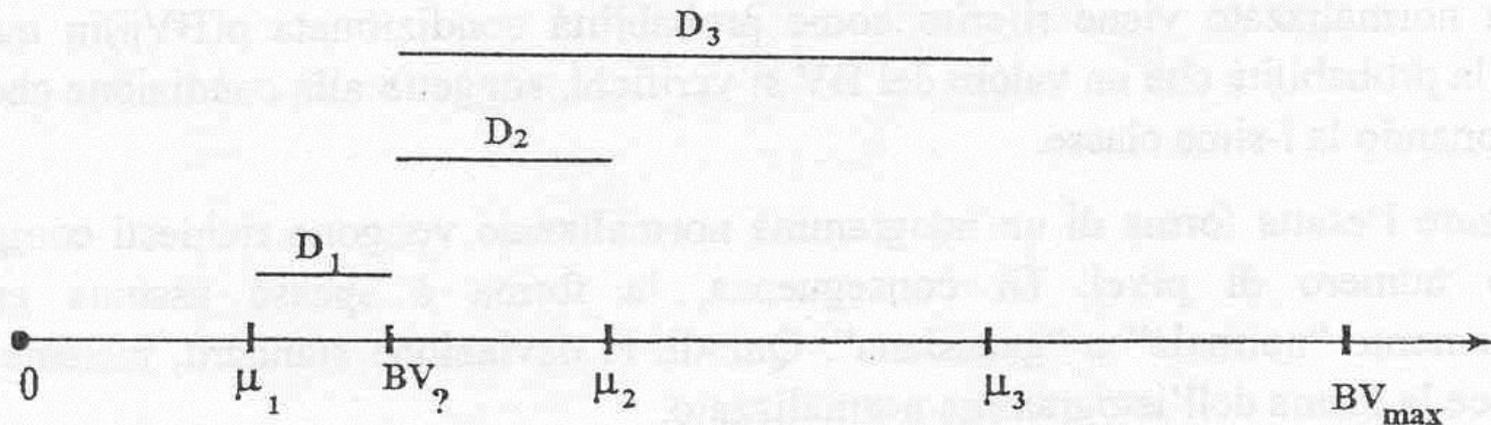
Per comprendere, è opportuno dapprima considerare la classificazione unidimensionale, ossia della singola immagine monocromatica.

Consideriamo, quindi, il semplice caso di un'immagine monocromatica da classificare attraverso l'identificazione di l training sites.

Si assuma $l = 3$.

Classificatore della minima distanza geometrica - Singola Immagine

Il pixel viene assegnato alla classe per cui il valore di D_j è minimo, da qui il nome di metodo della minima distanza, detto anche **MDM** (*Minimum Distance from the Mean*).



Classificatore della minima distanza geometrica – Singola Immagine

Nell'esempio mostrato, il pixel incognito verrebbe assegnato alla classe 1, essendo D_1 la minima distanza.

In tal modo, ciascun pixel della scena può essere classificato.

E' anche possibile usare una soglia in modo che i pixel troppo distanti dai valori medi μ_i di ognuna delle classi vengano considerati «non classificati».

Classificatore della minima distanza statistica - Singola Immagine

Si consideri la figura 4.19

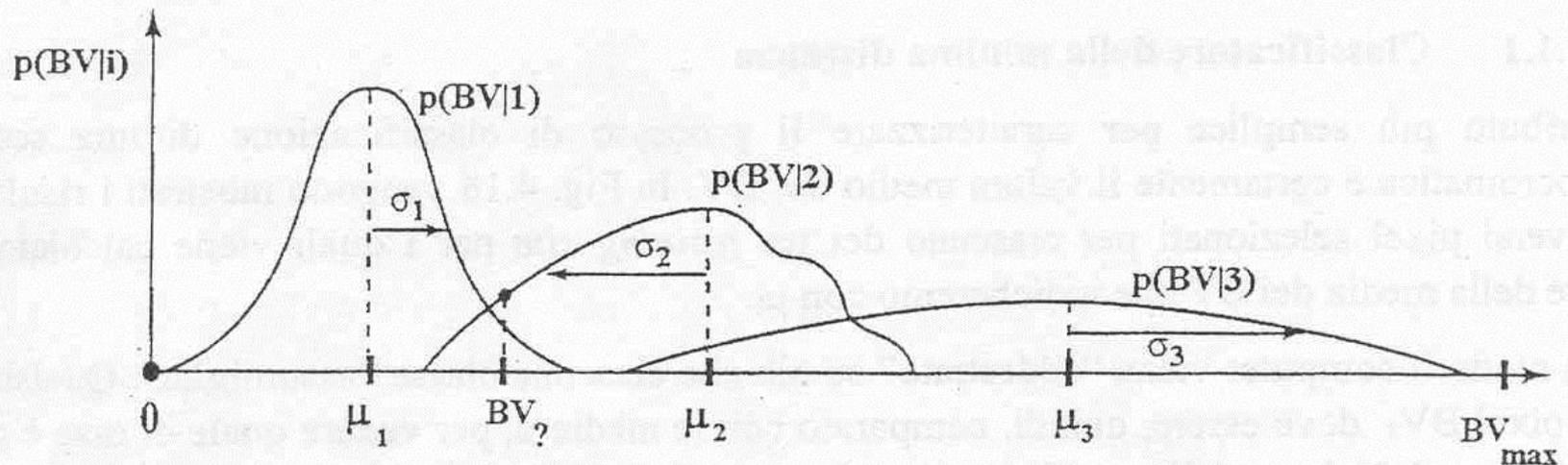


Fig 4.19. Uso del concetto di distanza statistica per sviluppare classificatori sensibili alla varianza dei dati.

Classificatore della minima distanza statistica - Singola Immagine

Per ogni i -simo training site viene mostrata non solo la media μ ma anche una funzione continua $p(BV|i)$, detta probabilità condizionata, associata al corrispondente istogramma normalizzato, quest'ultimo rappresentato dalle frequenze relative dei valori dei BV.

Inoltre, per ciascun training site è riportata una misura della dispersione dei BV dalla media attraverso la deviazione standard σ .

Classificatore della minima distanza statistica - Singola Immagine

Nel caso di Fig. 4.19 vediamo che i pixel appartenenti alla classe 1 mostrano una dispersione dalla media più piccola comparata con le classi 2 e 3.

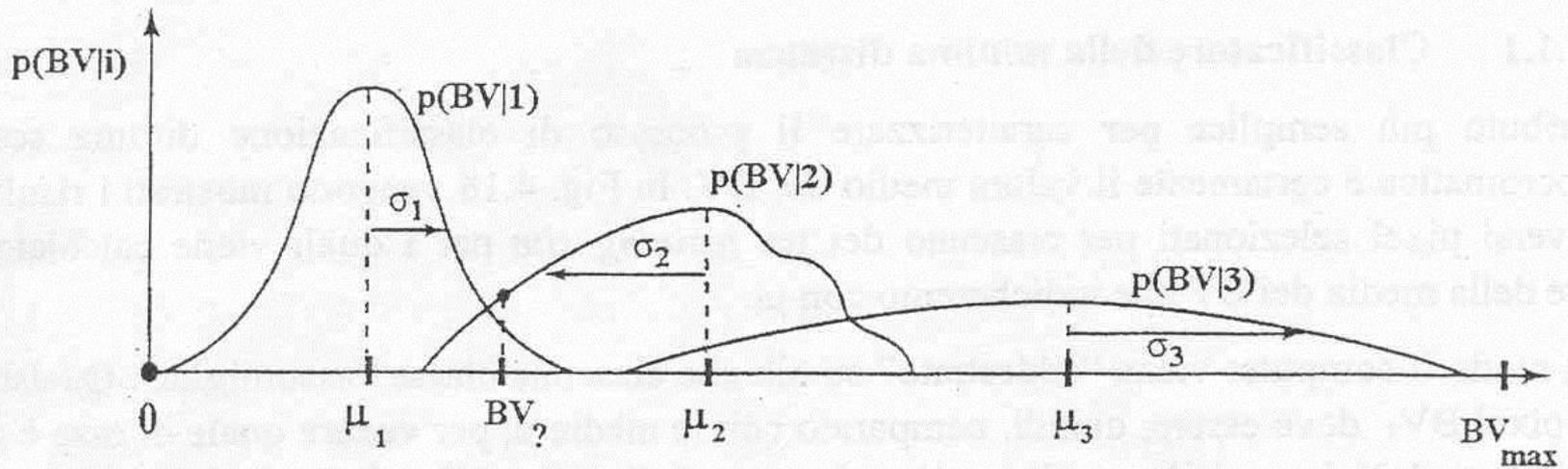


Fig 4.19. Uso del concetto di distanza statistica per sviluppare classificatori sensibili alla varianza dei dati.

Classificatore della minima distanza statistica - Singola Immagine

Intuitivamente un pixel avente un valore di BV_i non verrebbe classificato come appartenente alla classe l , così come avverrebbe secondo il criterio precedente della minima distanza, bensì alla classe avente l'ordinata $p(BV|i)$, ossia la probabilità condizionata, più elevata.

Classificatore della minima distanza statistica - Singola Immagine

L'istogramma normalizzato viene riferito come probabilità condizionata $p(BV|i)$ in quanto esso descrive la probabilità che un valore del BV si verifichi, soggetto alla condizione che noi stiamo campionando la i -sima classe.

Per caratterizzare l'esatta forma di un istogramma normalizzato vengono richiesti campioni con un gran numero di pixel. Di conseguenza, la forma è spesso assunta essere approssimativamente “normale” o “gaussiana”. Quindi, la deviazione standard, insieme alla media, definisce la forma dell'istogramma normalizzato.

Classificatore della minima distanza statistica - Singola Immagine

Così, assegnare il pixel alla classe con maggiore probabilità condizionata $p(BV_i|i)$ significa assegnare il pixel alla classe per la quale la distanza D_i definita dalla (4.25) è un numero minimo di deviazioni standard. In tal caso si parla di distanza standardizzata definita come:

$$D\sigma_i = \frac{[(\mu_i - BV_i)^2]^{\frac{1}{2}}}{\sigma_i}$$

dove σ_i è la semplice deviazione standard dell'*i*-simo *training site*. È ovvio che, a parità di μ_i , più grande sarà la deviazione standard della classe *i*-sima, più piccola sarà la distanza del BV_i e, quindi, maggiore la probabilità che quel pixel venga assegnato a quella classe

Classificatore della minima distanza statistica - Singola Immagine

Nell'esempio di Fig 4.19 il pixel BV_7 verrebbe così assegnato alla classe 2. In questo modo, tenendo conto della varianza di ciascun *training site*, abbiamo introdotto una misura statistica della distanza che dovrebbe migliorare l'accuratezza della classificazione rispetto alla semplice distanza euclidea usata nel metodo MDM.

.