



Università degli Studi di Napoli "Parthenope"
Dipartimento di Scienze e Tecnologie

Corso di Telerilevamento

Lezione 11

Classificazione object-oriented

Valutazione della Classificazione delle immagini

Claudio Parente

Classificazione object-oriented

Il miglior classificatore di immagini oggi esistente è il nostro cervello!

Non "analizza" i singoli pixel ma "oggetti"

La contestualizzazione è funzione importante per il riconoscimento

Classificazione object-oriented

Oggetto 1

Oggetto 2

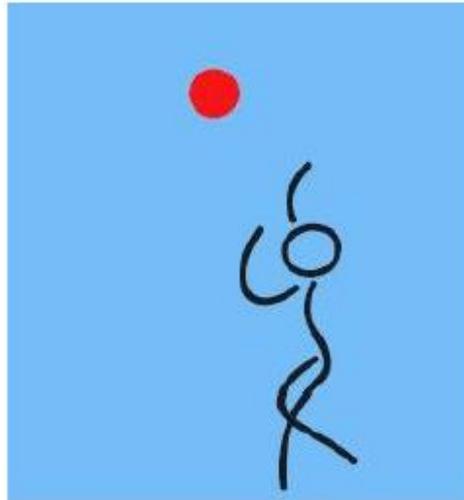


Oggetto 3



Classificazione object-oriented

Contestualizzazione



Classificazione object-oriented

- ✓ Consente di descrivere il contesto spaziale e le proprietà geometriche degli "oggetti" rappresentati in un'immagine.
- ✓ L'informazione necessaria a comprendere l'immagine non è presente nel singolo pixel, ma negli oggetti e nelle relazioni esistenti tra di loro.

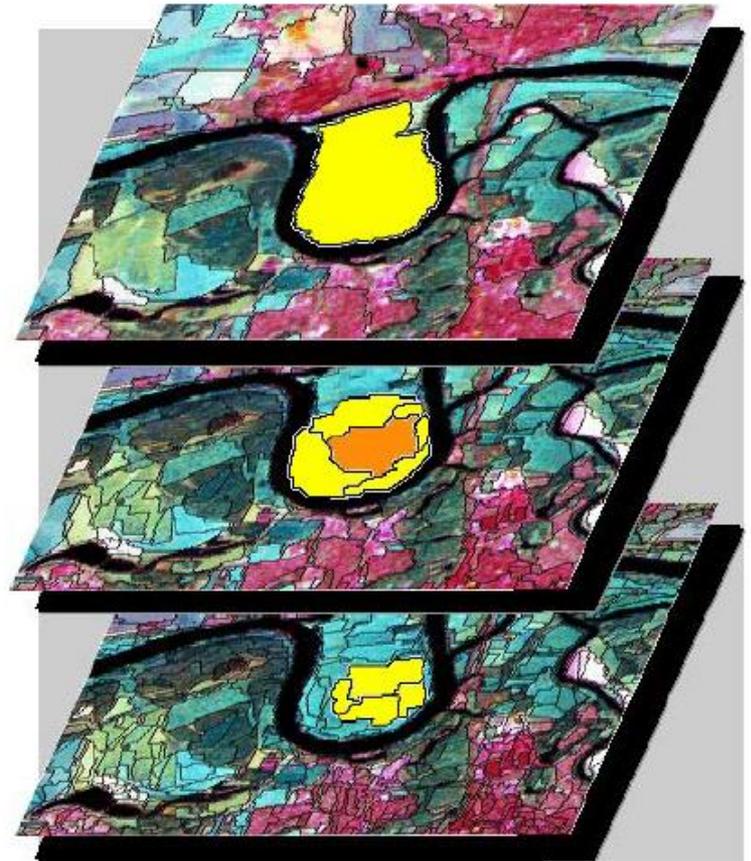
Classificazione object-oriented

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 (ad esempio lunghezza massima del perimetro di un rettangolo che racchiude il gruppo di pixel)



Classificazione object-oriented

L'immagine segmentata sarà costituita da poligoni (= "oggetti") a cui si potranno associare informazioni non solo **Spettrali** ma anche **Geometriche** e **Tessiturali**



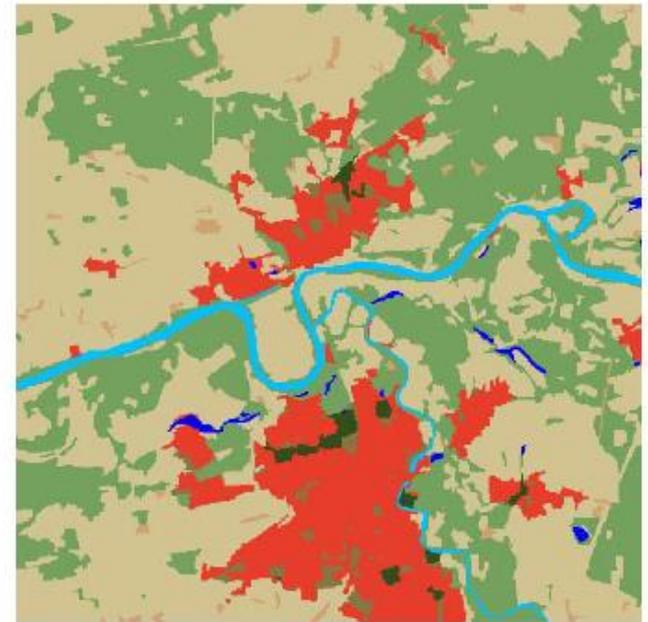
Creazione degli oggetti: segmentazione



Classificazione *object-based* e *pixel-based*:

la prima analizza il contenuto informativo di insiemi significativi di pixel (gli oggetti) mentre la seconda sfrutta le caratteristiche spettrali di ogni pixel singolarmente.

Il processo di classificazione *object-based* si basa non solo sulle caratteristiche spettrali ma anche sulla forma, la tessitura, il contesto e le relazioni con gli altri oggetti.



Accuratezza tematica

Al fine di stabilire l'accuratezza tematica (Congalton & Green, 2009) dei risultati ottenuti, si scelgono dei *test sites*, distinti dai training sites, ma come questi rappresentativi delle singole classi.

Il confronto con i contenuti della carta tematica ottenuta dalla classificazione consente di ricavare, per ciascuna classe e relativamente alle aree test, il numero dei pixel classificati correttamente.

Matrice di confusione

A supporto della verifica dell'accuratezza tematica, si realizza quindi la *matrice di confusione* tenendo conto di ciò che avviene nelle aree test: si tratta di una matrice $M \times M$, il cui elemento e_{ij} nella posizione (i,j) è il numero di pixel di test della classe ω_i che il classificatore ha assegnato a tale classe ω_j ($i,j=1,2,\dots,M$).

La **matrice di confusione**, detta anche **tabella di errata classificazione**, restituisce una rappresentazione dell'accuratezza di classificazione.

Matrice di confusione

Sulla diagonale principale ($i=j$) sono presenti i numeri di pixel di test correttamente classificati; fuori-diagonale ($i \neq j$) vengono indicati i numeri di pixel di test classificati in maniera errata.

La somma degli elementi della matrice di confusione coincide con il numero T dei pixel che costituiscono le aree test.

Matrice di confusione

In figura è riportato un esempio di matrice di confusione.

Si abbiano tre classi: acqua, suolo e vegetazione. Si abbiano 4200 pixel di test così suddivisi: 1800 di acqua, 900 di suolo, 1500 di vegetazione.

Si riportino, nella matrice di confusione, sulle righe la realtà e sulle colonne quanto presunto (ovvero i risultati della classificazione).

	Acqua	Suolo	Vegetazione	
Acqua	1000	300	500	1800
Suolo	100	600	200	900
Vegetazione	0	400	1100	1500
	1100	1300	1800	4200

Matrice di confusione

Nell'esempio proposto l'acqua annovera, nella realtà, 1800 pixel, il suolo 900 e la vegetazione 1500. Dalla matrice si evince che:

sono classificati come acqua solo 1100 pixel (a fronte di 1800 effettivi) e di questi 100 sono in realtà appartenenti al suolo;

sono classificati come suolo 1300 pixel (a fronte di 900 effettivi) e di questi 300 sono in realtà acqua e 400 vegetazione;

sono classificati come vegetazione 1800 pixel (a fronte di 1500 effettivi) e di questi 500 sono in realtà acqua e 200 suolo.

	Acqua	Suolo	Vegetazione	
Acqua	1000	300	500	1800
Suolo	100	600	200	900
Vegetazione	0	400	1100	1500
	1100	1300	1800	4200

Matrice di confusione

È evidente che sono correttamente classificati solo:

1000 pixel di acqua (a fronte di 1800);

600 pixel di suolo (a fronte di 900);

1100 pixel di vegetazione (a fronte di 1500).

Come già detto, i pixel classificati correttamente sono sulla diagonale.

	Acqua	Suolo	Vegetazione	
Acqua	1000	300	500	1800
Suolo	100	600	200	900
Vegetazione	0	400	1100	1500
	1100	1300	1800	4200

Matrice di confusione

Aver classificato come vegetazione 1100 pixel su 1500 è un discreto risultato, ma per ottenerlo sono stati introdotti nella classe ben 700 pixel «abusivi» cioè errati.

Occorrono degli indici capaci di rappresentare l'accuratezza della classificazione, sia in termini di percentuale di pixel classificati bene, sia in termini di pixel introdotti in una classe sbagliata.

	Acqua	Suolo	Vegetazione	
Acqua	1000	300	500	1800
Suolo	100	600	200	900
Vegetazione	0	400	1100	1500
	1100	1300	1800	4200

Indici di accuratezza

Gli indici più utilizzati per stabilire l'accuratezza di una classificazione sono:

- Producer Accuracy;
- User Accuracy;
- Overall Accuracy.

Indici di accuratezza

Vengono talvolta utilizzate le espressioni italiane:

1. **Accuratezza complessiva** *overall accuracy*
2. **Accuratezza per l'utente** *user's accuracy*
3. **Accuratezza per il produttore** *producer's accuracy*

Indici di accuratezza

Producer Accuracy (PA) definisce la frazione di pixel classificati correttamente fra i pixel di test di una data classe; la frazione complementare viene detta *omission error*.

Nell'esempio, per la classe vegetazione si ha:

$$PA_{veg} = 1100 / 1500 = 0.733$$

	Acqua	Suolo	Vegetazione	
Acqua	1000	300	500	1800
Suolo	100	600	200	900
Vegetazione	0	400	1100	1500
	1100	1300	1800	4200

Indici di accuratezza

User Accuracy (UA) definisce la frazione di pixel classificati correttamente fra i pixel assegnati ad una data classe; la frazione complementare viene detta *comission error*.

Nell'esempio, per la classe vegetazione si ha:

$$UA_{veg} = 1100/1800 = 0.611$$

	Acqua	Suolo	Vegetazione	
Acqua	1000	300	500	1800
Suolo	100	600	200	900
Vegetazione	0	400	1100	1500
	1100	1300	1800	4200

Indici di accuratezza

Overall Accuracy (OA): definisce la percentuale di pixel classificati correttamente sull'intero *test set*.

Nell'esempio, per la classe vegetazione l'intera area test si ha:

$$OA = (1000 + 600 + 1100) / 4200 = 0.643$$

	Acqua	Suolo	Vegetazione	
Acqua	1000	300	500	1800
Suolo	100	600	200	900
Vegetazione	0	400	1100	1500
	1100	1300	1800	4200

Precisazioni

Per meglio chiarire i concetti fin qui esposti, consideriamo un altro caso di matrice di confusione e rivediamo le definizioni dei tre indici.

Producer Accuracy

		Riferimento				
		veget.	urb.	acqua	suolo	totale
Classificazione	veget	50	0	1	3	54
	urb.	8	60	9	0	77
	acqua	6	0	71	0	77
	suolo	0	0	1	60	61
	totale	64	60	82	63	269

Accuratezza del produttore (alberi) =
pixel corretti / totale dei pixel di riferimento in quella classe
= 50 / 64 = 78,125%

n° pixel entro un'area campione classificati come classe dell'area campione

x100

numero totale di pixel entro l'area campione

User Accuracy

Classificazione	Riferimento				
	veget.	urb.	acqua	suolo	totale
veget.	50	0	1	3	54
urb.	8	60	9	0	77
acqua	6	0	71	0	77
suolo	0	0	1	60	61
totale	64	60	82	63	269

Accuratezza per l'utente (Alberi) = pixel corretti /
totale dei pixel così classificati

$$= 50 / 54 = 92,6\%$$

n° pixel classificati correttamente in una certa classe x 100
numero totale di pixel classificati in quella classe

Overall Accuracy

		Riferimento				totale
		veget.	urb.	acqua	suolo	
Classificazione	vege	50	0	1	3	54
	urb.	8	60	9	0	77
	acqua	6	0	71	0	77
	suolo	0	0	1	60	61
	totale	64	60	82	63	269

$$\begin{aligned}\text{Accuratezza totale} &= \text{Somma diagonale} / \text{totale} \\ &= 241 / 269 = 89,6\%\end{aligned}$$

$\frac{\Sigma \text{ pixel sulla diagonale maggiore}}{\Sigma \text{ pixel totali}} \times 100$

Nota

I *training sites* si utilizzano solo per la classificazione supervisionata. Vengono introdotti a monte per «addestrare» la classificazione.

I *test sites* si utilizzano sia per la classificazione supervisionata, sia per la classificazione non supervisionata. Vengono introdotti a valle per stabilire l'accuratezza della classificazione, qualunque sia l'algoritmo che l'ha prodotta.

L'individuazione sia dei training che dei test sites avviene nel rispetto degli stessi principi: scegliere pixel «certi» ovvero di indubbia appartenenza ad una determinata classe, in numero adeguato, basandosi su verifiche in sito, riconoscimento fotointerpretativo (oculare) su foto aeree e sulle stesse immagini da classificare, consultazione di altre classificazioni preesistenti