

Classificazione di immagini con GRASS

Paolo Zatelli

Dipartimento di Ingegneria Civile e Ambientale

Università di Trento



Classificazione di immagini

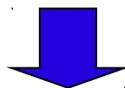
Scopo della classificazione: ricavare da una “immagine” informazioni sulla superficie.

Foto interpretazione → sfrutta le conoscenze a priori dell'operatore.

Classificazione automatica → Applica algoritmi ai valori di intensità su diverse bande: sono importanti i rapporti fra i valori delle bande.

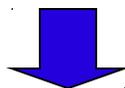
Classificazione automatica

1. assegnazione di un pixel ad una classe



Algoritmi automatici

2. assegnazione di una classe di pixel ad una copertura

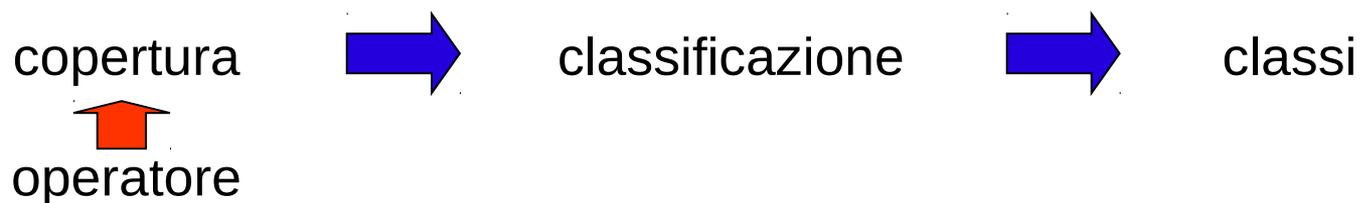


Informazioni esterne

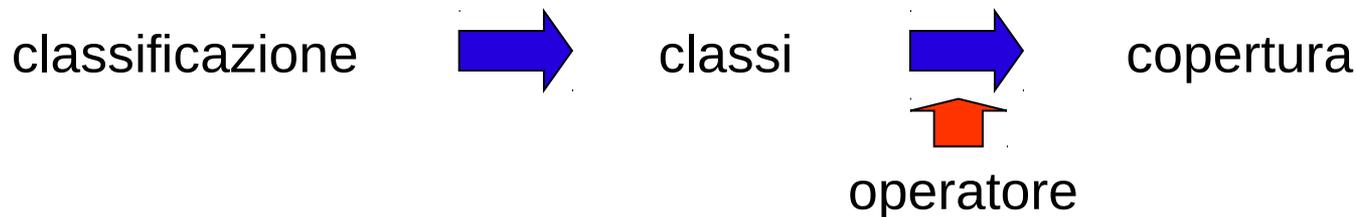
Classificazione

- **Supervised** (supervisionata) → intervento **a priori** dell'operatore;
- **Unsupervised** (non supervisionata) → intervento **a posteriori** dell'operatore;
- **Hybrid** (ibrida).

supervised

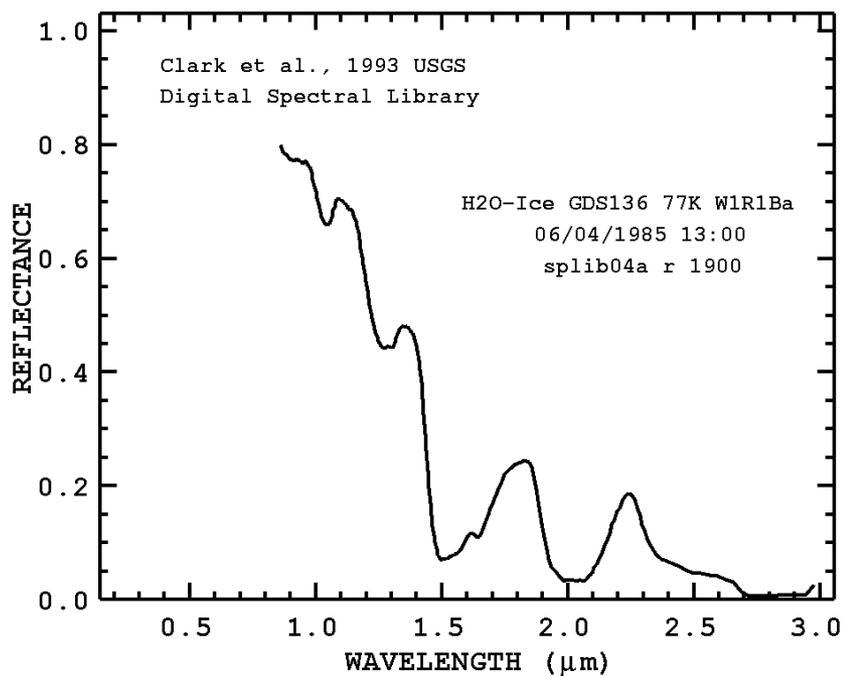


unsupervised

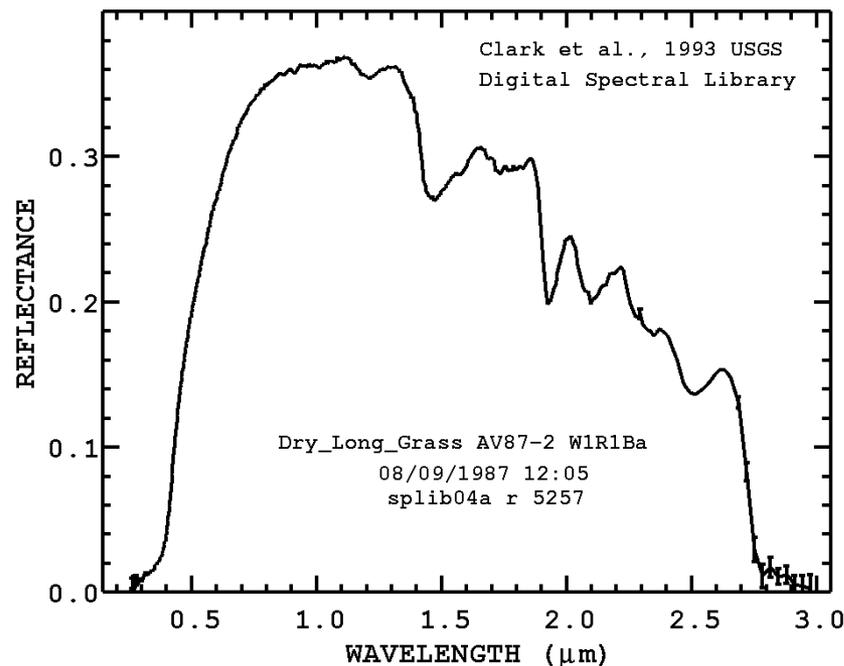


Firma spettrale

E' la capacità di riflessione di un corpo in funzione della lunghezza d'onda della radiazione incidente.

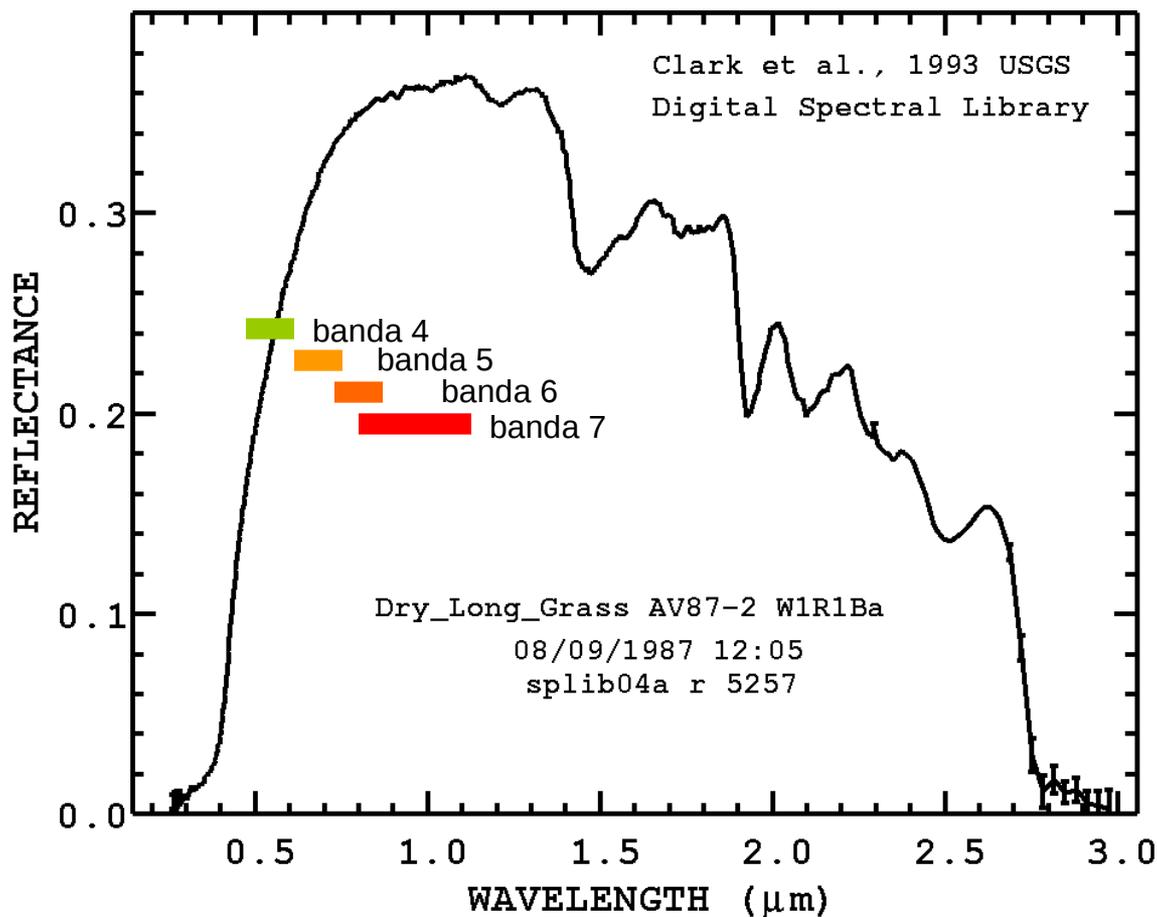


ghiaccio



erba

Bande Landsat-MSS



Classificazione

Si potrebbe classificare una immagine confrontando la firma spettrale degli oggetti (pixel) sull'immagine con le firme contenute in una libreria, ma:

- i sensori hanno una **limitata risoluzione radiometrica** (con alcune eccezioni);
- **la risposta radiometrica** delle superfici **dipende**, oltre che dal materiale e dalla geometria (in particolare rugosità), anche **dalla direzione della luce incidente**.

Di fatto le firme spettrali si devono ricavare su (quasi) ogni immagine, prendendo aree campione per ogni tipo di superficie (ad esempio uso del suolo) da riconoscere.



Classificazione supervisionata

1. stabilire con quali classi si vuole rappresentare la copertura;
2. scegliere aree campione (training area) per le classi;
3. usare i dati delle aree campione per stimare i parametri del classificatore scelto;
4. applicare il classificatore per attribuire ogni pixel ad una classe;
5. produrre carte tematiche o report per analizzare il risultato della classificazione.



Massima verosimiglianza

Date ω_i $i=1, \dots, n$ classi

Si definisce la probabilità che un pixel appartenga ad ogni classe ω_i

$$p(\omega_i | \underline{\mathbf{x}}) \quad i = 1, \dots, n$$

$\underline{\mathbf{x}}$ = vettore che contiene i valori su ogni banda.

Si attribuisce il pixel alla classe ω_i se

$$p(\omega_i | \underline{\mathbf{x}}) > p(\omega_j | \underline{\mathbf{x}}) \quad \forall j \neq i$$



Massima verosimiglianza

Si devono stimare le $p(\omega_i | \underline{x}) \quad i = 1, \dots, n$

Con i dati delle aree campione è possibile stimare la probabilità che un pixel della classe ω_i abbia valori \underline{x}

$$p(\underline{x} | \omega_i)$$

Teorema di Bayes

$$p(\omega_i | \underline{x}) = \frac{p(\underline{x} | \omega_i) p(\omega_i)}{p(\underline{x})}$$



Massima verosimiglianza

Le $p(\omega_i)$ sono le probabilità a priori per la classe ω_i (% di pixel in quella classe)

La formula di Bayes si può riscrivere come

$$p(\omega_i | \underline{x}) p(\underline{x}) = p(\underline{x} | \omega_i) p(\omega_i)$$

Quindi il pixel appartiene alla classe ω_i se

$$p(\underline{x} | \omega_i) p(\omega_i) > p(\underline{x} | \omega_j) p(\omega_j) \quad \forall j \neq i$$



Massima verosimiglianza

Si assume che le classi abbiano distribuzioni del tipo (normale multivariata)

$$p(\underline{x}|\omega_i) = (2\pi)^{-N/2} |C_i|^{-1/2} e^{\left[-\frac{1}{2} (\underline{x} - \underline{m}_i)' C_i^{-1} (\underline{x} - \underline{m}_i) \right]}$$

Dove C_i è la matrice di varianza e covarianza e \underline{m} la media della classe i .

Si pone

$$g_i(\underline{x}) = \ln p(\omega_i) - \frac{1}{2} \ln |C_i| - \frac{1}{2} \left[(\underline{x} - \underline{m}_i)' C_i^{-1} (\underline{x} - \underline{m}_i) \right]$$

Quindi il pixel appartiene alla classe ω_i se

$$g_i(\underline{x}) > g_j(\underline{x}) \quad \forall j \neq i$$

Massima verosimiglianza

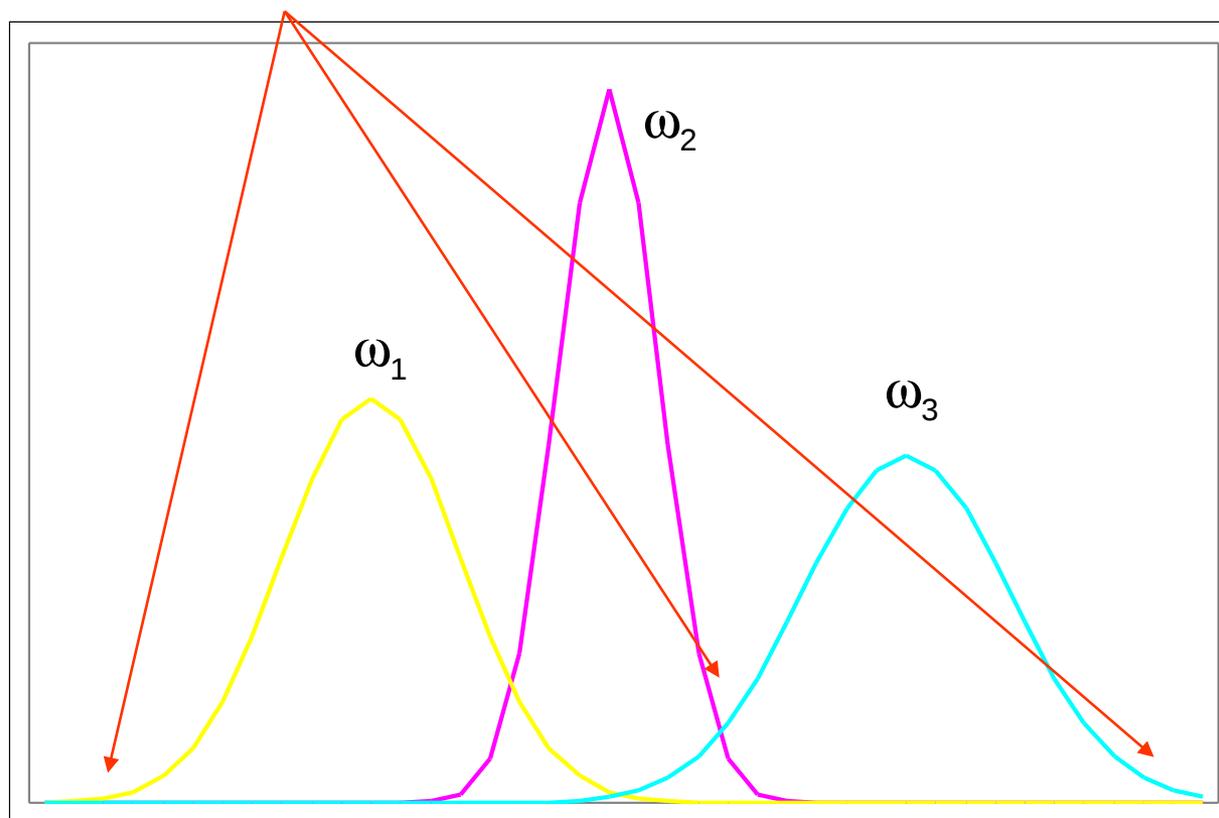
Ovvero se

$$-\ln|C_i| - \left[(\underline{x} - \underline{m}_i)' C_i^{-1} (\underline{x} - \underline{m}_i) \right] > -\ln|C_j| - \left[(\underline{x} - \underline{m}_j)' C_j^{-1} (\underline{x} - \underline{m}_j) \right]$$

I **parametri da stimare** sono C_i e m_i usando i valori dei pixel nelle aree campione

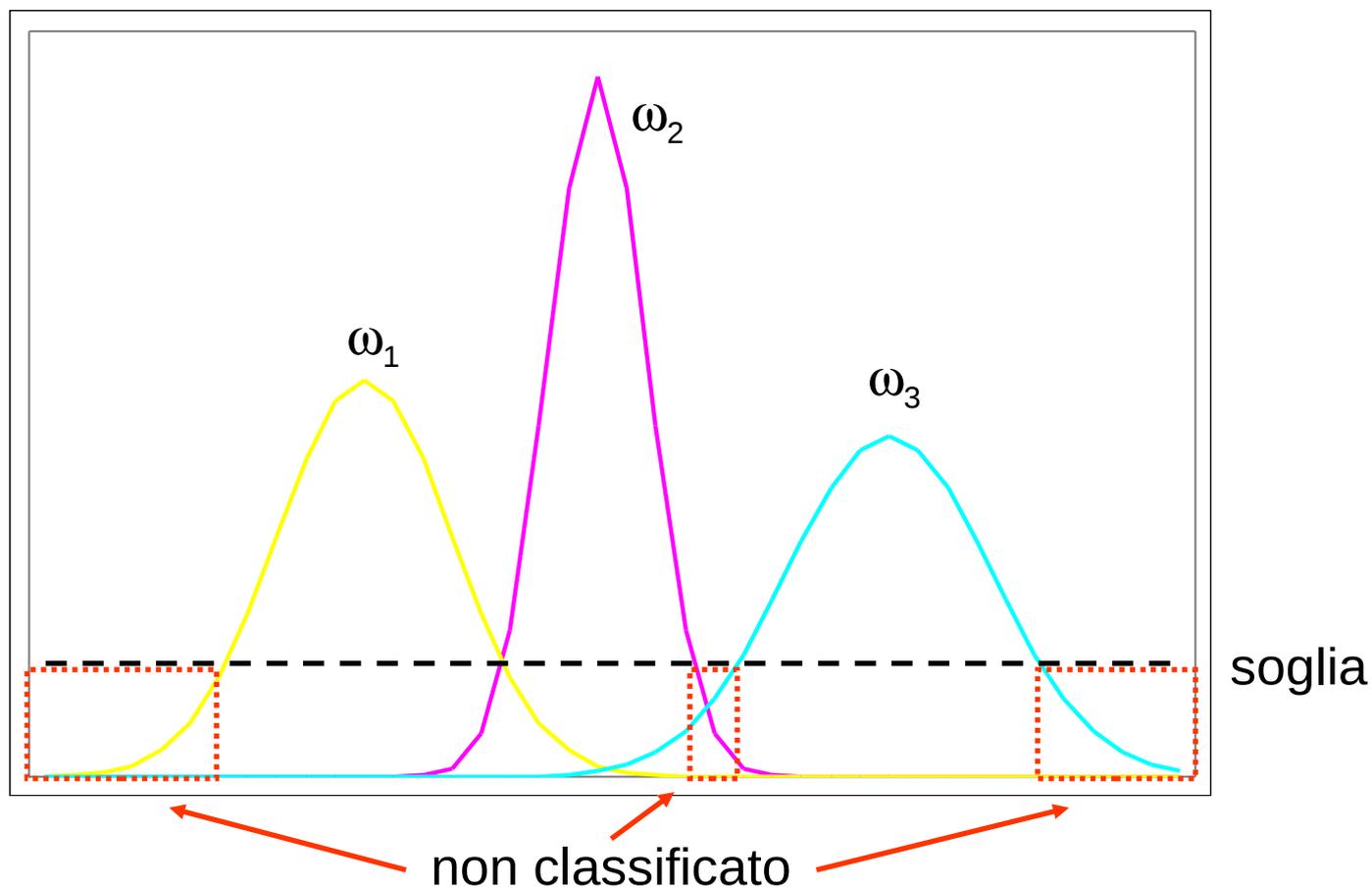
Soglie

Il modello precedente **classifica tutti i pixel** di una immagine, anche quelli con **probabilità molto basse**:



Soglie

Ponendo una soglia (probabilità minima) non si classificano i pixel con prob. bassa



Soglie

Si aggiunge la condizione $g_i(\underline{x}) > T_i$ cioè

$$\ln p(\omega_i) - \frac{1}{2} \ln |C_i| - \frac{1}{2} \left[(\underline{x} - \underline{m}_i)' C_i^{-1} (\underline{x} - \underline{m}_i) \right] > T_i$$

cioè

$$(\underline{x} - \underline{m}_i)' C_i^{-1} (\underline{x} - \underline{m}_i) < -2T_i - 2 \ln p(\omega_i) - \ln |C_i|$$

Se \underline{x} si assume distribuito normalmente, allora $(\underline{x} - \underline{m}_i)' C_i^{-1} (\underline{x} - \underline{m}_i)$

è distribuito come un χ^2 a N (n. bande) gradi di libertà. Dati C_i e w_i si può perciò determinare T_i in modo che una certa % di pixel sia nella classe.



Classificatori contestuali

Classificano un pixel non solo in base ai suoi valori, ma in funzione dei valori dei pixel circostanti.

Sfruttano la correlazione fra le categorie di pixel vicini per rendere piccoli alcuni errori (rumore, ecc.).

Si può realizzare con un preprocessing:

- filtri passa basso (mediana, ecc.);
- bande “artificiali” (texture, ecc.);
- segmentazione (i.segment, r.segment).



Label relaxation

Dopo avere classificato l'immagine si utilizza una "neighbourhood function"

$$Q_m(\omega_i)$$

modificando la funzione di probabilità di appartenenza del pixel m alla classe ω_i

$$p'_m(\omega_i) = \frac{p_m(\omega_i)Q_m(\omega_i)}{\sum_i p_m(\omega_i)Q_m(\omega_i)} \quad \leftarrow \text{normalizzazione}$$

Alla k-esima iterazione

$$Q_m^k(\omega_i) = \sum_n d_n \sum_j p_{mn}(\omega_i|\omega_j) p_n^k(\omega_i)$$

peso "di vicinato" \rightarrow d_n

\leftarrow Probabilità che il pixel $m \in \omega_i$ quando il pixel $n \in \omega_j$

Classificazione unsupervised

1. generazione dei cluster

Si raggruppano i pixel nello spazio multispettrale (bande) con una “metrica di similitudine”, di solito la distanza euclidea:

$$d(\underline{x}_1, \underline{x}_2) = \|\underline{x}_1 - \underline{x}_2\| = \sqrt{(\underline{x}_1 - \underline{x}_2)'(\underline{x}_1 - \underline{x}_2)} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{1i} - x_{2i})^2}$$

2. ottimizzazione (cancellazione/merge/divisione)

Si formano “candidati cluster” e si spostano i pixel tra i cluster per minimizzare la quantità

$$\sum_{C_i} \sum_{x \in C_i} (\underline{x} - \underline{m}_i)'(\underline{x} - \underline{m}_i)$$



Inserimento di immagini RGB in GRASS

Prima di effettuare la classificazione in GRASS si deve:

- importare in GRASS delle immagini (es. *r.in.gdal*), il file viene suddiviso in tanti raster quante sono le bande ad es. *imm1.red*, *imm1.green* e *imm1.blue*;
- indicare che i raster sono bande della stessa immagine creando gruppi e sottogruppi.

È possibile visualizzare l'immagine originale con il comando *d.rgb* oppure *i.composite*.

Classificazione in GRASS

i.group creazione dei gruppi e sottogruppi (combinazioni di bande)

unsupervised

i.cluster

i.maxlik

supervised

i.class

i.gensig

i.gensigset

i.maxlik

i.maxlik

i.smap



Classificazione unsupervised

i.cluster

Genera i cluster (vettore media e matrice di varianza e covarianza) con l'algoritmo "migrating means":

1. si scelgono punti random come centri dei cluster;
2. ogni pixel viene attribuito al cluster con centro più vicino;
3. alcuni cluster sono eliminati (pochi pixel) oppure fusi (centri troppo vicini).

parametri

1. numero di classi da generare;
2. numero minimo di pixel perchè una classe esista;
3. distanza oltre la quale due classi rimangono divise;
4. percentuale di convergenza;
5. numero massimo di iterazioni;
6. intervallo di campionamento.



Classificazione unsupervised

i.maxlik

Classifica l'intera immagine con il classificatore di massima verosimiglianza, usando i vettori delle medie e le matrici di varianza e covarianza create da i.cluster.

parametro

File contenente le firme spettrali.

output

1. raster classificato (valore di ogni pixel = numero della classe);
2. raster rappresentante la probabilità di rigetto di ogni pixel per la classe a cui è stato attribuito.

Le classi non hanno ancora alcun significato di tipo di copertura, si deve etichettarle a posteriori.



Classificazione supervised

i.class Genera le firme spettrali delle classi, basandosi su aree indicate dall'operatore.

parametri Solo interattivo

i.maxlik Le classi generate hanno significato di tipi di copertura.



Classificazione supervised

i.gensig Genera le firme spettrali delle classi, basandosi su un raster già parzialmente classificata.

parametri

- training map (**input**);
- group (**input**);
- subgroup (**input**);
- signature file (**output**);

La mappa di training deve essere preparata con *v.digit* o *r.digit*

i.maxlik Le classi generate hanno significato di tipi di copertura.

Classificazione supervised

i.gensigset Genera le firme spettrali delle classi, basandosi su un raster già parzialmente classificata, per l'uso con *i.smap*.

parametri

- training map (**input**);
- group (**input**);
- subgroup (**input**);
- signature file (**output**);

La mappa di training deve essere preparata con *v.digit* o *r.digit*



Classificazione supervised contestuale

i.smap

Classificatore contestuale (sequential maximum a posteriori SMAP)

Le classi generate hanno significato di tipi di copertura.

parametri

- group (**input**);
- subgroup (**input**);
- signature file da *i.gensigset* (**input**);
- raster classificato (**output**).



Informazioni esterne

In ambito GIS è possibile migliorare il risultato della classificazione automatica utilizzando altre informazioni per modificare la mappa di uso del suolo, ad esempio è possibile:

- “**mascherare**” alcune zone del territorio in base a mappe che riportano tematismi particolari, come ad esempio l'idrografia, la viabilità, ecc., purchè si sia certi della loro congruenza con l'immagine classificata in senso spaziale e temporale;
- **discriminare** tra vegetazione agricola e foresta in funzione di parametri morfologici (dati dal DTM), come quota, pendenza o esposizione, o climatici, come temperatura media, minima, ecc.;
- **escludere** la presenza di zone urbanizzate in funzione di parametri morfologici (dati dal DTM), come quota e pendenza.



Valutazione dei risultati

Si può usare per la valutazione della bontà del risultato il raster rappresentante la probabilità di rigetto, imponendo una soglia massima. Si tratta però di una [verifica interna](#).

Per una [verifica esterna](#) è necessario disporre di una “verità a terra” con cui confrontare la classificazione.

E' possibile classificare manualmente una piccola, ma rappresentativa, parte del territorio compreso nell'immagine e confrontare questa mappa con il risultato della classificazione, ad esempio con r.report (NB spesso sono significativi i report con le mappe in tutti gli ordini).

Si possono effettuare rilievi a terra per verificare la rispondenza della mappa di copertura così realizzata.

In alternativa si dovrebbe disporre di una carta di uso del suolo aggiornata all'epoca delle foto ed affidabile.

Valutazione dei risultati

L'analisi dell'accuratezza viene fatta usando la matrice di confusione ed il coefficiente kappa.

Matrice di confusione: individua i pixel corretti e gli errori di omissione (pixel della verità a terra individuati in modo errato) ed errori di commissione (pixel della mappa classificata che non corrispondono a quelli della verità a terra).

Coefficiente kappa

$$kappa = \frac{n \sum_{k=1}^q n_{kk} - \sum_{k=1}^q n_{k+} n_{+k}}{n^2 - \sum_{k=1}^q n_{k+} n_{+k}}$$

dove q è il numero di classi, n il numero di pixel, $-1 \leq kappa \leq 1$, 1 indica accordo perfetto. Il coeff. kappa può essere stimato da un campione di pixel.

Valori di kappa maggiori di 0.75-0.80 sono in genere accettati come indicatori di accordo molto buono tra classificazione e verità a terra.



Valutazione dei risultati

Verità a terra

Da classificazione

	A urbano	B bosco	C agricolo	D idrografia	Σ
A urbano	n_{AA}	n_{AB}	n_{AC}	n_{AD}	n_{A+}
B bosco	n_{BA}	n_{BB}	n_{BC}	n_{BD}	n_{B+}
C agricolo	n_{CA}	n_{CB}	n_{CC}	n_{CD}	n_{C+}
D idrografia	n_{DA}	n_{DB}	n_{DC}	n_{DD}	n_{D+}
Σ	n_{+A}	n_{+B}	n_{+C}	n_{+D}	n

Errori di commissione

Errori di omissione

$$\text{kappa} = \frac{n \sum_{k=1}^q n_{kk} - \sum_{k=1}^q n_{k+} n_{+k}}{n^2 - \sum_{k=1}^q n_{k+} n_{+k}}$$

$$\% \text{ pixel corretti} = \frac{\sum_{k=1}^q n_{kk}}{n} \times 100$$

$$\text{accuratezza utente} = \frac{n_{ii}}{n_{i+}}$$

$$\text{accuratezza produttore} = \frac{n_{ii}}{n_{+i}}$$

q è il numero di classi, n il numero totale di pixel; $-1 \leq \text{kappa} \leq 1$, 1 indica accordo perfetto.

Valutazione dei risultati – esempio con 2 pixel e 2 classi

Tutti corretti

		Verità a terra		Σ
		urbano	bosco	
Da classificazione	urbano	1	0	1
	bosco	0	1	1
Σ		1	1	2

$$kappa = \frac{2 \times 2 - 2}{2^2 - 2} = 1 \quad \% \text{ pixel corretti} = \frac{2}{2} \times 100 = 100\%$$

$$accuratezza\ utente = \frac{1}{1} = 1 \text{ per tutte le classi}$$

$$accuratezza\ produttore = \frac{1}{1} = 1 \text{ per tutte le classi}$$

50% corretti

		Verità a terra		Σ
		urbano	bosco	
Da classificazione	urbano	1	1	2
	bosco	0	0	0
Σ		1	1	2

$$kappa = \frac{2 \times 1 - 2}{2^2 - 2} = 0 \quad \% \text{ pixel corretti} = \frac{1}{2} \times 100 = 50\%$$

$$accuratezza\ utente = \frac{1}{2} \text{ per l'urbano e 0 per il bosco}$$

$$accuratezza\ produttore = \frac{1}{1} = 1 \text{ per l'urbano e 0 per il bosco}$$

Tutti sbagliati

		Verità a terra		Σ
		urbano	bosco	
Da classificazione	urbano	0	1	1
	bosco	1	0	1
Σ		1	1	2

$$kappa = \frac{2 \times 0 - 2}{2^2 - 2} = -1 \quad \% \text{ pixel corretti} = \frac{0}{2} \times 100 = 0\%$$

$$accuratezza\ utente = \frac{0}{1} = 0 \text{ per tutte le classi}$$

$$accuratezza\ produttore = \frac{0}{1} = 0 \text{ per tutte le classi}$$

$$kappa = \frac{n \sum_{k=1}^q n_{kk} - \sum_{k=1}^q n_{k+} n_{+k}}{n^2 - \sum_{k=1}^q n_{k+} n_{+k}}$$

$$\% \text{ pixel corretti} = \frac{\sum_{k=1}^q n_{kk}}{n} \times 100$$

$$accuratezza\ utente = \frac{n_{ii}}{n_{i+}}$$

$$accuratezza\ produttore = \frac{n_{ii}}{n_{+i}}$$

q=2 è il numero di classi
 n=2 il numero totale di pixel;
 $-1 \leq kappa \leq 1$
 1 indica accordo perfetto
 -1 disaccordo totale.

Valutazione dei risultati

In GRASS si usa il modulo r.kappa

```
r.kappa [-wqh] classification=name reference=name [output=name] [title=string]
[--verbose] [--quiet]
```

Flags:

-w Wide report - 132 columns (default: 80)

-q Quiet

-h No header in the report

--verbose Verbose module output

--quiet Quiet module output

classification=name - nome della mappa contenente l'output della classificazione

reference=name - nome della mappa contenente la "verità a terra"

output=name - nome del file (di testo) contenente la matrice di confusione (error matrix) e la statistica kappa

title=string - titolo nel file (di testo) contenente la matrice di confusione (error matrix) e la statistica kappa - Default: ACCURACY ASSESSMENT



Valutazione dei risultati

ACCURACY ASSESSMENT

LOCATION: 2008_wgs

Sat Feb 2 15:59:38 2013

MASK: none

MAPS: MAP1 = Reclass of check_area_9classi@ortofoto in ortofoto (check_area in ortofoto)

MAP2 = Maximum Likelihood Classification (x45010w_corretto_uso_suolo in ortofoto)

Error Matrix

Panel #1 of 2

		MAP1				
		1	2	3	4	5
M	1	212792	31477	8283	40	5773
A	2	173	379235	0	0	166
P	3	0	0	25364	4	0
2	4	202	39	23784	19985	0
	5	0	0	0	0	14450
	6	561	2	0	0	0
Col Sum		213728	410753	57431	20029	20389

Panel #2 of 2

		MAP1	
		6	Row Sum
M	1	40131	298496
A	2	0	379574
P	3	0	25368
2	4	3	44013
	5	0	14450
	6	5772	6335
Col Sum		45906	768236

Valutazione dei risultati

Cats	% Commission	% Omission	Estimated Kappa
1	28.711943	0.437940	0.602214
2	0.089311	7.673225	0.998081
3	0.015768	55.835698	0.999830
4	54.592961	0.219681	0.439456
5	0.000000	29.128452	1.000000
6	8.887135	87.426480	0.905481

Kappa	Kappa Variance
0.768752	0.000000

Obs Correct	Total Obs	% Observed Correct
657598	768236	85.598436

MAP1 Category Description

1: Bosco al sole
 2: Ombra
 3: Neve al sole
 4: Roccia chiara
 5: Lago
 6: Prato

MAP2 Category Description

1: Bosco al sole
 2: Ombra
 3: Neve al sole
 4: Roccia chiara
 5: Lago
 6: Prato

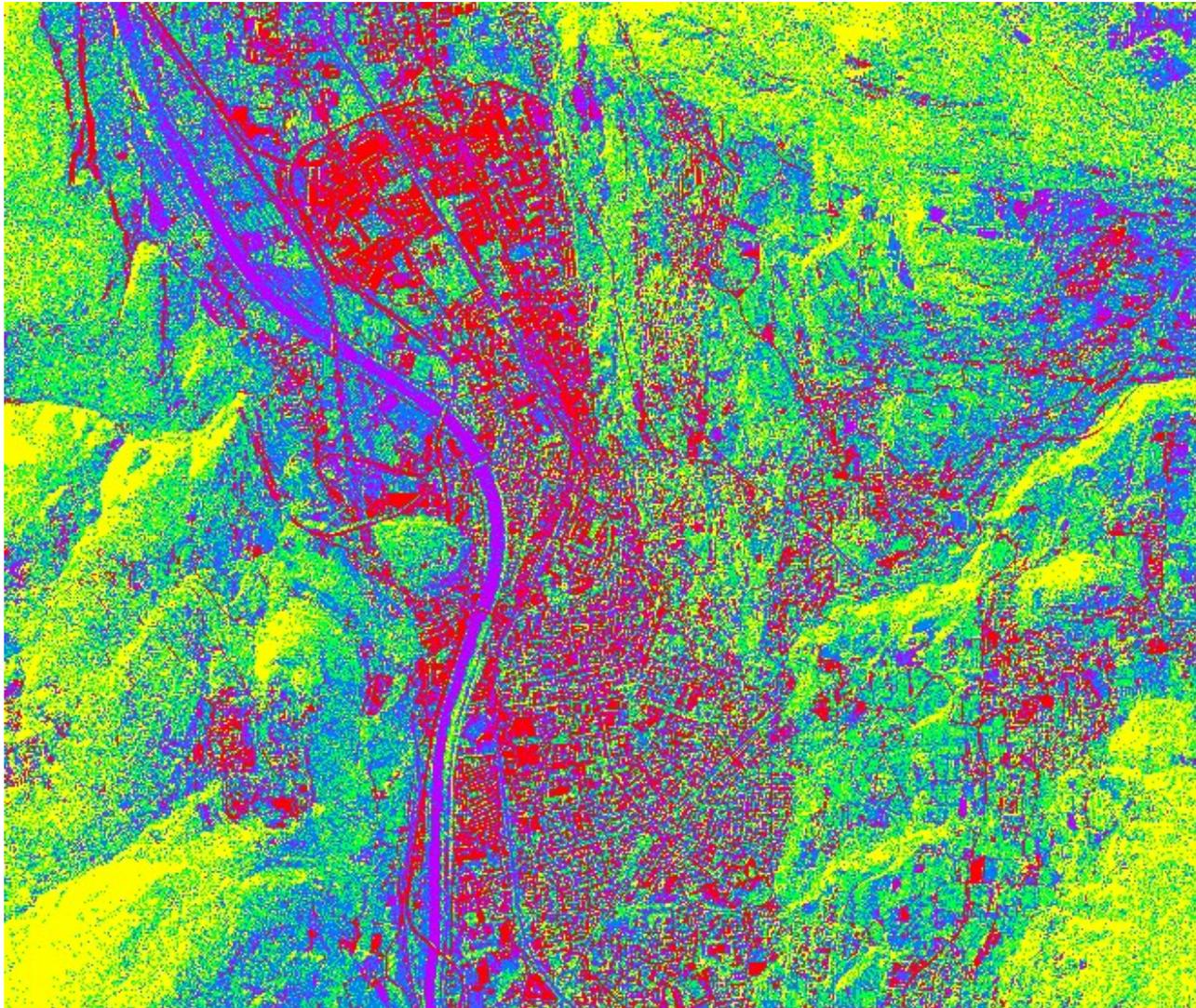


Esempio di classificazione



Immagine RGB
Trento

Unsupervised a 5 classi

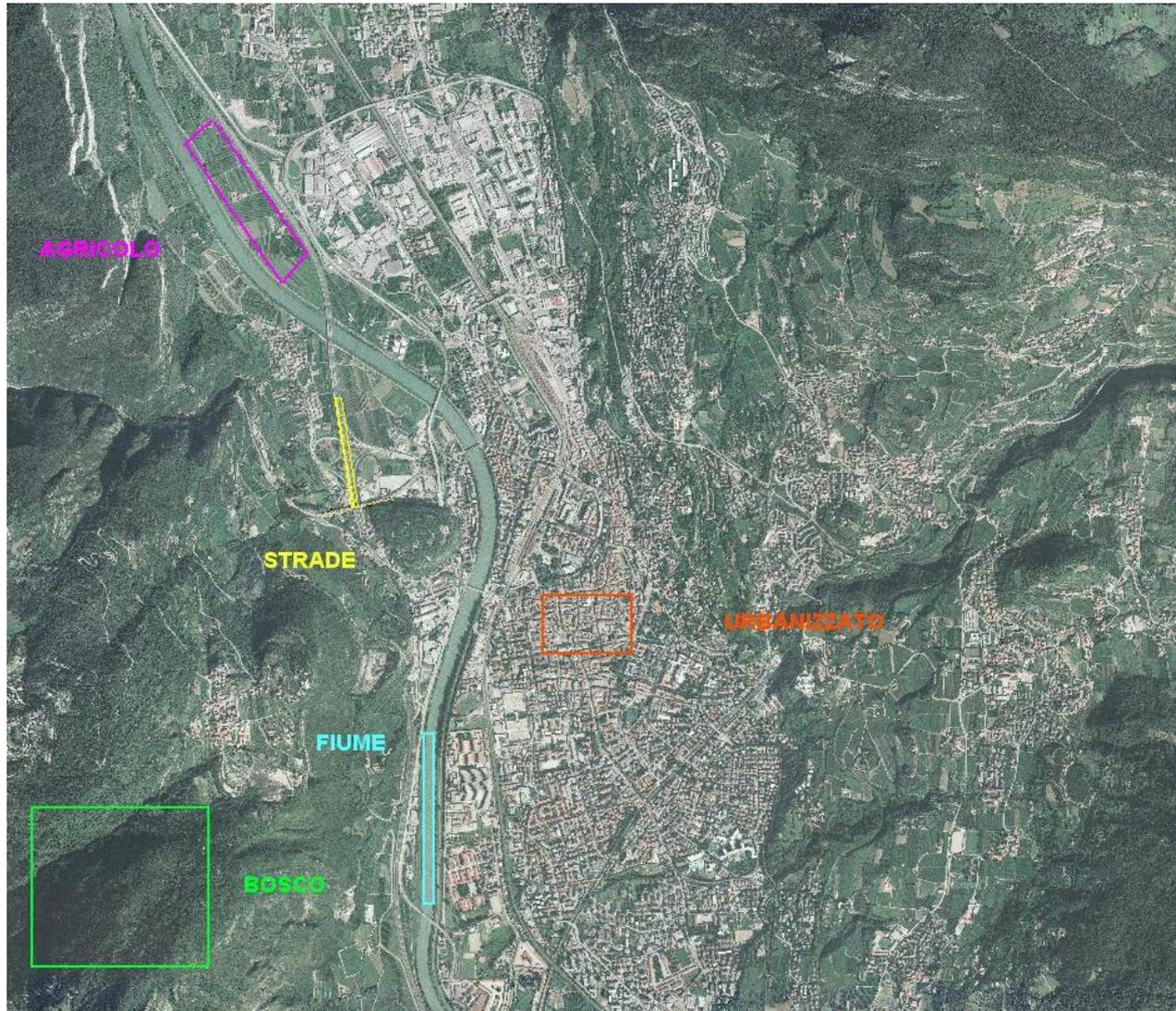


I tipi di copertura sono assegnati a posteriori da parte dell'operatore.

Legenda:

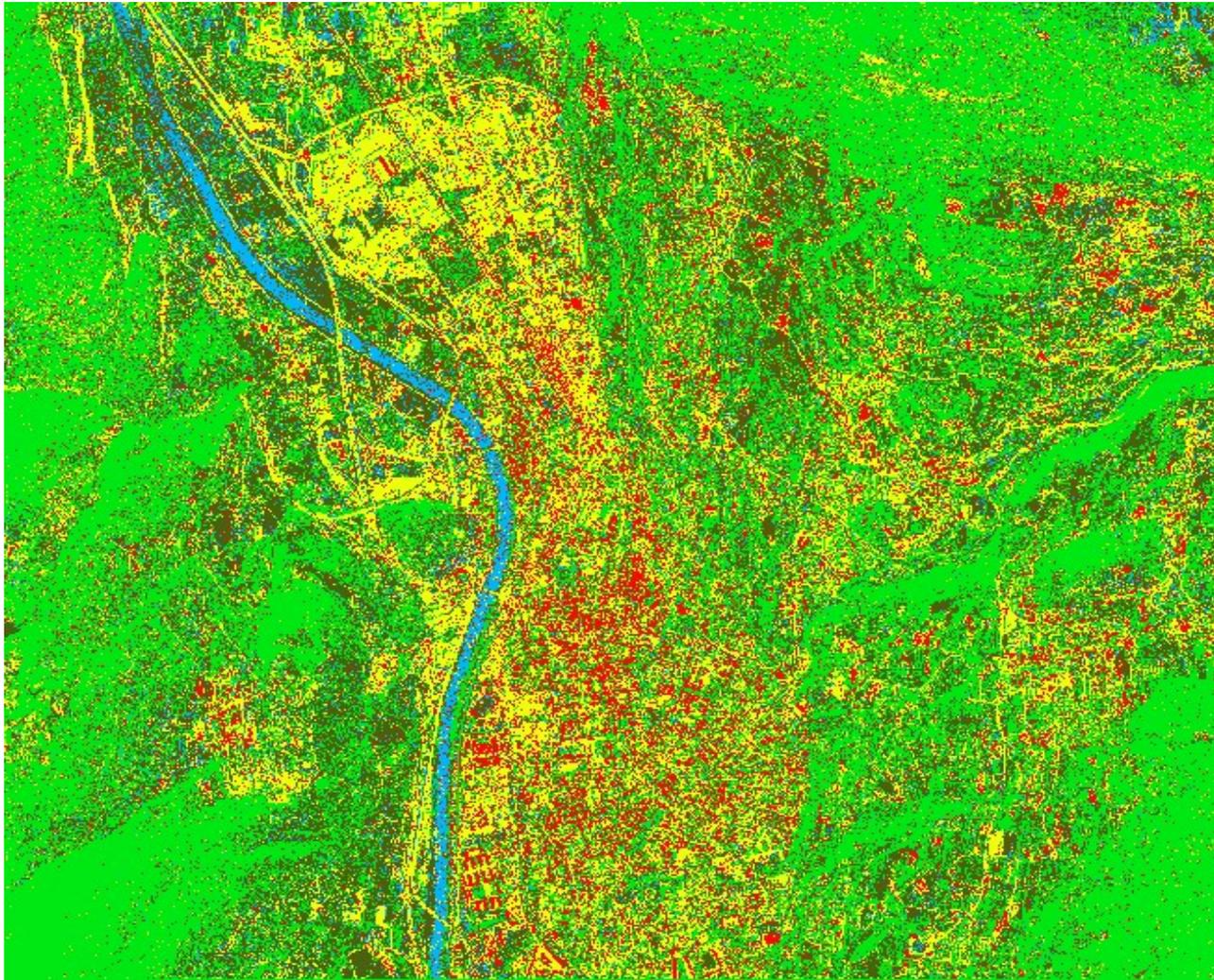
-  rete idrografica
-  zona urbanizzata
-  zona boschiva
-  strade e viabilità
-  zona a uso agricolo

Classificazione supervised



-  linea per rete idrografica
-  linea per rete stradale
-  area per zona boschiva
-  area per zona agricola
-  area per zona urbanizzata

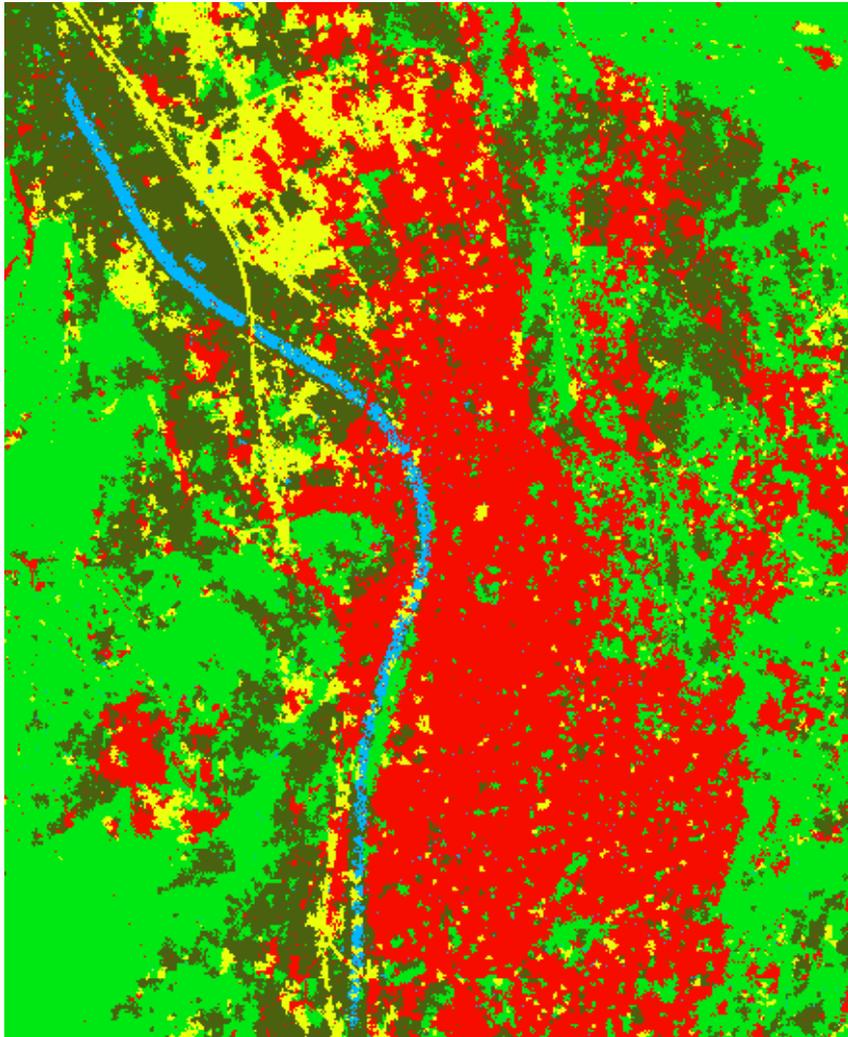
Classificazione supervised



-  linea per rete idrografica
-  linea per rete stradale
-  area per zona boschiva
-  area per zona agricola
-  area per zona urbanizzata



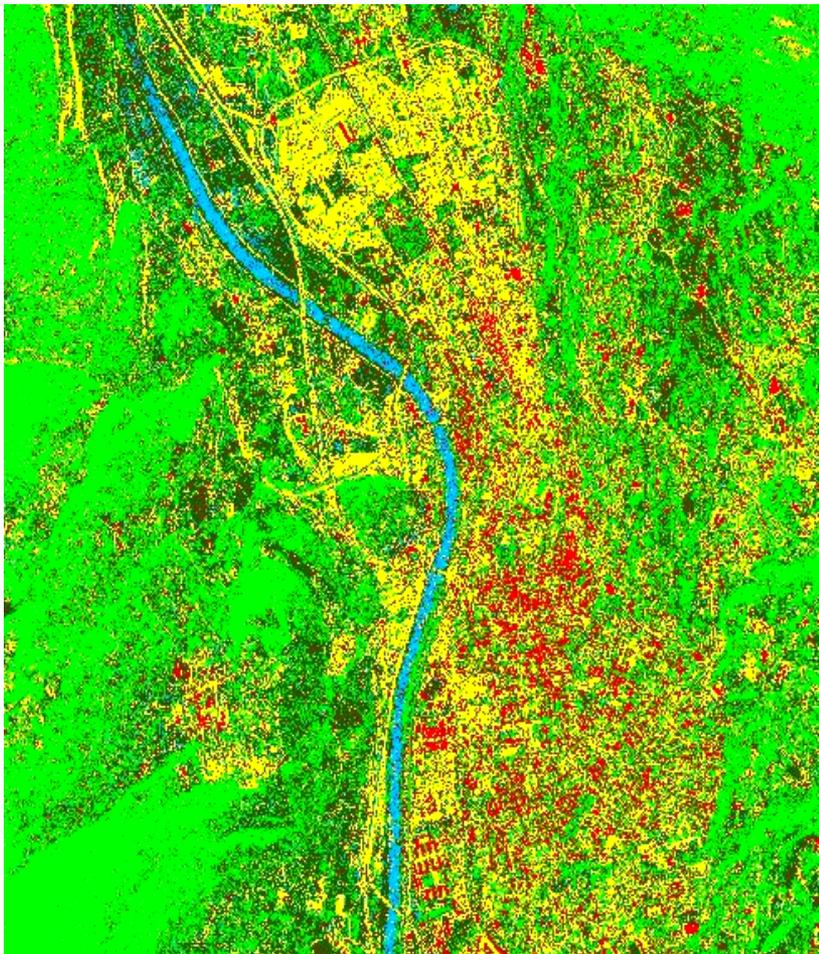
Classificazione supervised contestuale



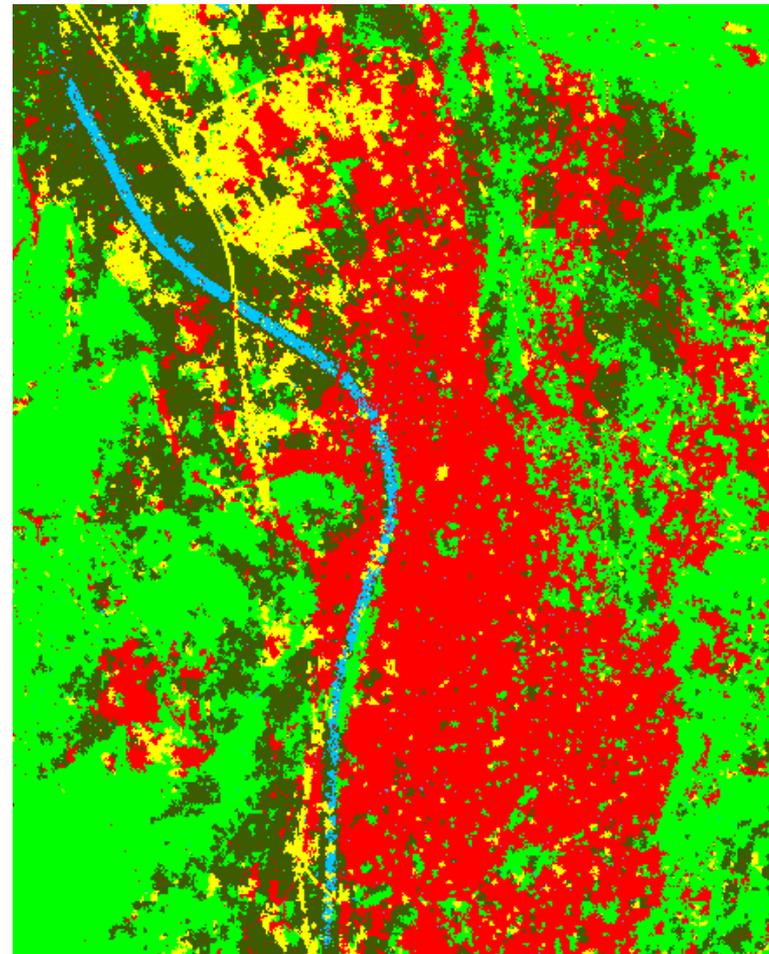
-  linea per rete idrografica
-  linea per rete stradale
-  area per zona boschiva
-  area per zona agricola
-  area per zona urbanizzata



Confronto



Supervised

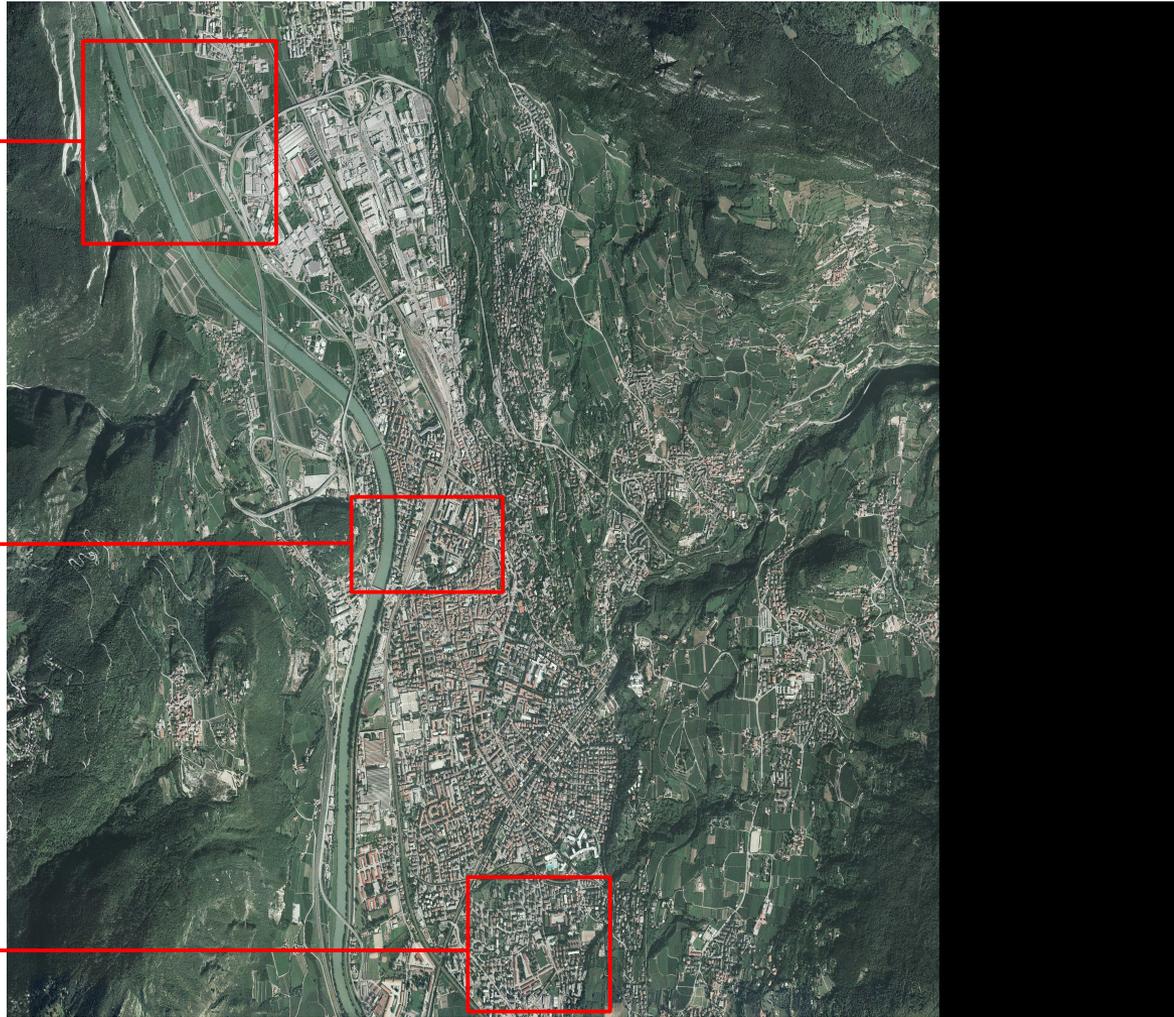


Contestuale

Aree test



Zona 1



Zona 3

Zona 2



Aree test - digitalizzazione



5 classi



3 classi



zona1 riclassificata



5 classi



3 classi



zona2 riclassificata

Legenda:

-  fiume
-  agricolo + boschivo
-  strade + urbanizzato



5 classi

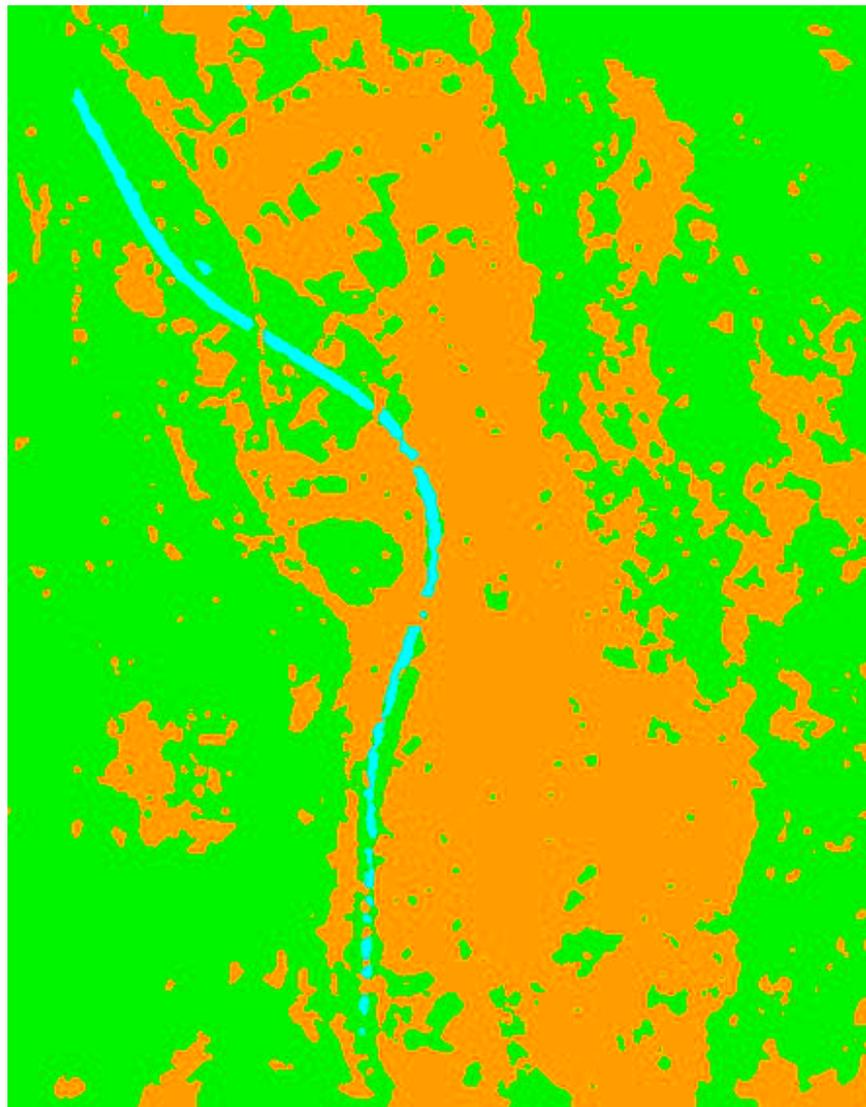


3 classi



zona3 riclassificata

Mappa riclassificata e con filtro moda 5x5



zona1 riclassificata



zona2 riclassificata



zona3 riclassificata

Legenda:

-  fiume
-  agricolo + boschivo
-  strade + urbanizzato

Verifica

```

+-----+
|                                     RASTER MAP CATEGORY REPORT                                     |
| LOCATION: GB_roma40                                                         Mon Feb 16 13:14:12 2009 |
+-----+
| REGION  north: 5107400  east: 1667600                                     |
|         south: 5101600  west: 1660960                                     |
|         res:           1    res:           1                               |
+-----+
| MASK: none                                                                    |
+-----+
| MAPS: Area test 2 (area_test_2 in trento)                                   |
|       Classificazione contestuale (contestuale in trento)               |
+-----+
|                                     Category Information                                     |
| #|description                                                                | % | |
|---|---|---|---|
| 2|agricolo + boschivo                                                         | 55.06 |
|-----|-----|-----|
|  |2|agricolo + boschivo. . . . .                                           | 48.67 |
|  |3|strade + urbanizzato . . . . .                                         | 51.33 |
|-----|-----|-----|
| 3|strade + urbanizzato                                                         | 44.94 |
|-----|-----|-----|
|  |2|agricolo + boschivo. . . . .                                           | 4.42 |
|  |3|strade + urbanizzato . . . . .                                         | 95.58 |
|-----|-----|-----|
| TOTAL                                                                           | 100.00 |
+-----+
    
```

Report per l'area test 2 (i NULL sono stati filtrati)

Verifica

Zona 1:

classe 1: superficie totale 7.02%, di cui il 53.18% classificata correttamente

classe 2: superficie totale 77.76%, di cui il 90.86% classificata correttamente

classe 3: superficie totale 15.23%, di cui il 86.73% classificata correttamente

Zona 2:

classe 1: assente

classe 2: superficie totale 55.06%, di cui il 48.67% classificata correttamente

classe 3: superficie totale 44.94%, di cui il 95.58% classificata correttamente

Zona 3:

classe 1: superficie totale 9.32%, di cui il 64.72% classificata correttamente

classe 2: superficie totale 50.92%, di cui il 94.66% classificata correttamente

classe 3: superficie totale 39.76%, di cui il 86.19% classificata correttamente

Classe 1: fiume

Classe 2: agricolo + boschivo

Classe 3: strade + urbanizzato

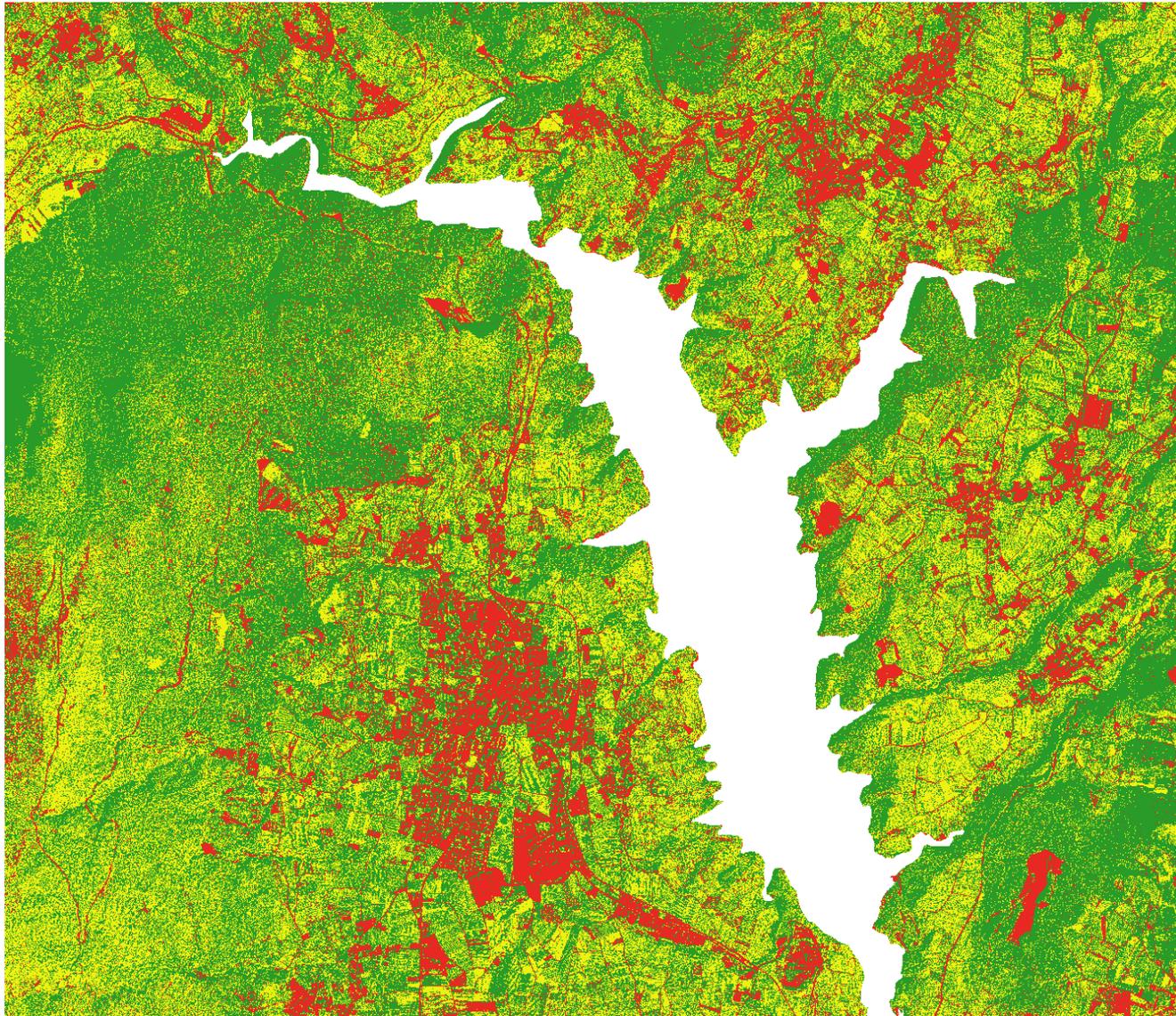
Classificazione con informazioni esterne



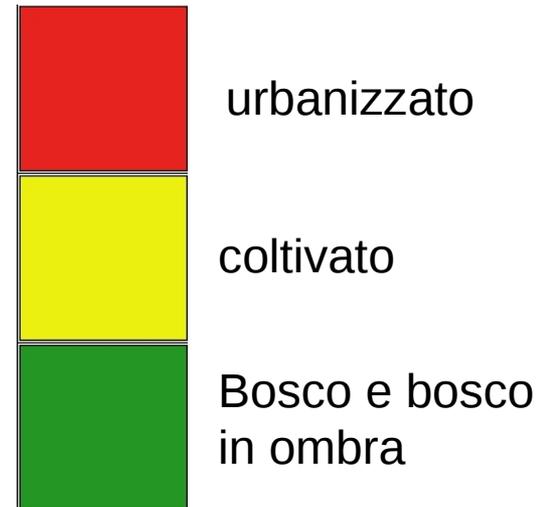
Lago di
S.Giustina, Valle
di Non

Il perimetro del
lago è ricavato
dalla carta dei
laghi (vettoriale)
ed il lago è
mascherato (non
classificato).

Classificazione contestuale



Legenda



Informazioni esterne

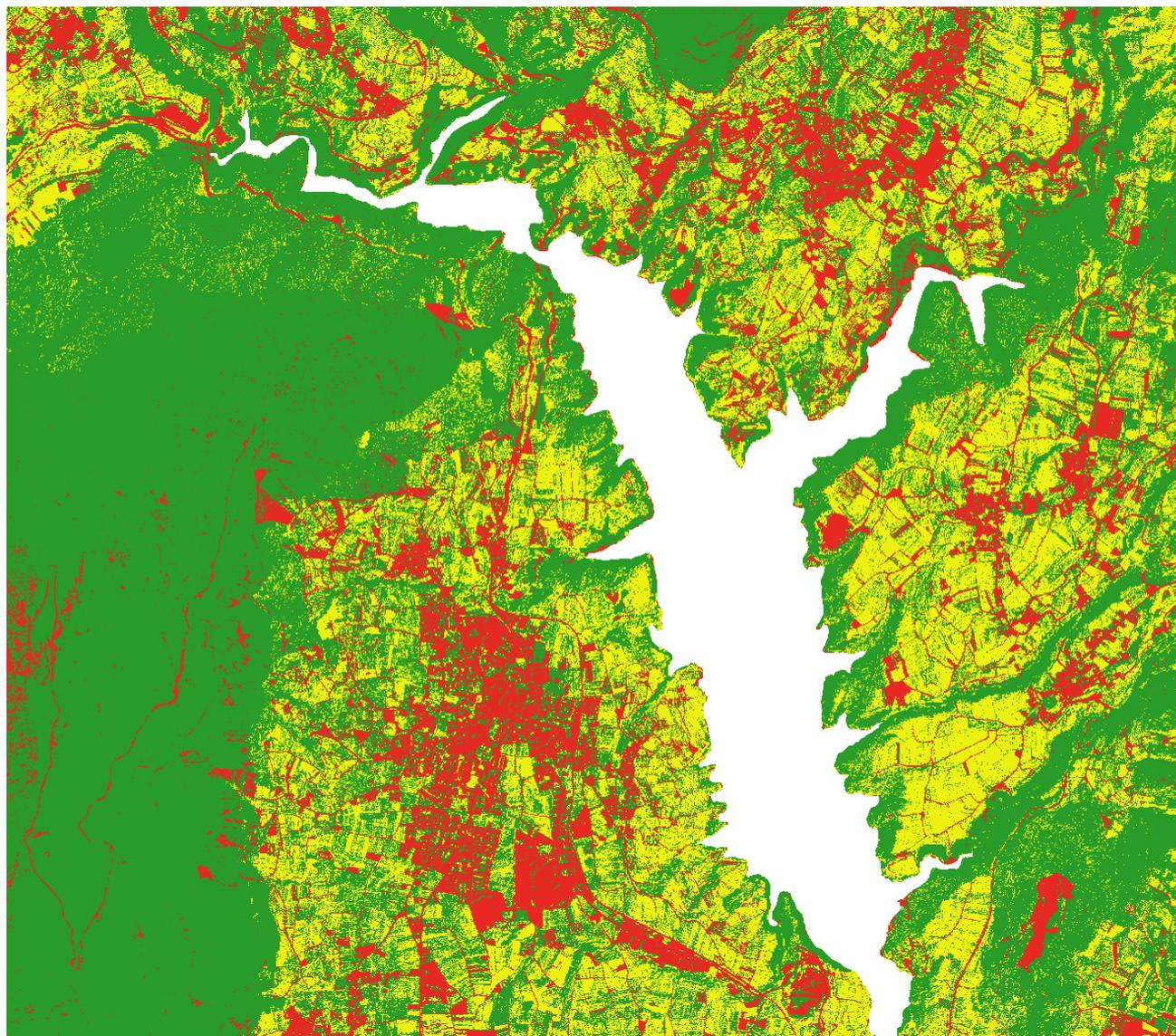
La mappa classificata porta a risultati solo in parte soddisfacenti, i problemi principali sono la presenza di pixel classificati come “coltivato” in zone di bosco ed il lago classificato come bosco.

E' stata modificata in questo modo:

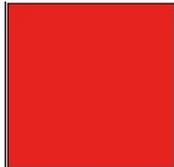
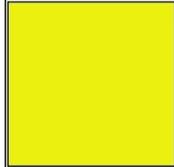
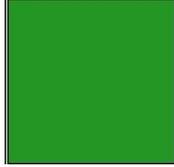
- **il lago**, il cui perimetro è ricavato dalla mappa vettoriale dell'idrografia, **è stato mascherato** (non classificato);
- le celle della mappa associate a zone nella classe del **coltivato** e poste a una **quota superiore a 920** metri sono state classificate come **bosco**;
- le celle della mappa associate a zone nella classe del **coltivato** e poste a una **quota superiore a 850 metri** e con **pendenza superiore o uguale a 30 gradi** sono state classificate come **bosco**.



Mappa modificata



Legenda

	urbanizzato
	coltivato
	bosco e bosco in ombra

Licenza

Questa presentazione è © 2013 Paolo Zatelli, disponibile come



Tu sei libero:



di riprodurre, distribuire, comunicare al pubblico, esporre in pubblico, rappresentare, eseguire e recitare quest'opera



di modificare quest'opera

Alle seguenti condizioni:



Attribuzione. Devi attribuire la paternità dell'opera nei modi indicati dall'autore o da chi ti ha dato l'opera in licenza e in modo tale da non suggerire che essi avallino te o il modo in cui tu usi l'opera.



Non commerciale. Non puoi usare quest'opera per fini commerciali.



Condividi allo stesso modo. Se alteri o trasformi quest'opera, o se la usi per crearne un'altra, puoi distribuire l'opera risultante solo con una licenza identica o equivalente a questa.

- Ogni volta che usi o distribuisi quest'opera, devi farlo secondo i termini di questa licenza, che va comunicata con chiarezza.
- In ogni caso, puoi concordare col titolare dei diritti utilizzi di quest'opera non consentiti da questa licenza.
- Questa licenza lascia impregiudicati i diritti morali.

Gli esempi di classificazione sono tratti da esercitazioni di Martina Centon, Tiziana Comai, Davide Manganotti e Giorgio Huber e di Elena Dan, Francesca Grott e Elisa Lorenzoni.