

GIORGIA ARMAN
LORENZO BRUZZONE
FLORA DE NATALE

Classificazione automatica di un'area del Trentino mediante analisi di immagini telerilevate multispettrali

Nella gestione del territorio è ampiamente riconosciuta la necessità di disporre di carte tematiche aggiornate e dettagliate, associate a banche dati territoriali, da poter interrogare, analizzare ed elaborare agevolmente mediante sistemi informativi geografici.

Le carte tematiche di uso del suolo su scala locale vengono quasi sempre prodotte mediante fotointerpretazione di riprese aeree, mentre l'impiego di immagini da satellite e di tecniche di classificazione automatica è ancora molto limitato, benché la letteratura scientifica sia ricca di esperienze di questo tipo che raggiungono spesso risultati soddisfacenti, soprattutto quando il livello di dettaglio delle classificazioni non è molto spinto. Molti fattori incidono sulla qualità delle mappe di uso del suolo ottenibili mediante elaborazione di immagini da satellite, fra cui le caratteristiche dei dati da satellite utilizzati, i caratteri del territorio studiato (l'estensione, l'eterogeneità, la complessità geomorfologica), i metodi di classificazione adottati, la disponibilità di dati ausiliari e la loro stessa affidabilità/qualità, il livello di dettaglio della classificazione, l'esperienza e l'abilità dell'operatore nell'applicare le procedure di analisi delle immagini.

In questo lavoro vengono presentati i risultati di un insieme di prove di classificazione dell'uso del suolo relative ad un'area del Trentino compresa nel comprensorio dell'Alto Garda, realizzate mediante analisi di immagini acquisite dal sensore multispettrale

Thematic Mapper (TM) montato a bordo del satellite Landsat 5. Le prove sono state condotte su due immagini distinte, applicando diversi metodi e procedure di classificazione.

Il lavoro è stato realizzato nell'ambito di una collaborazione con il Dipartimento di Informatica e Telecomunicazioni dell'Università di Trento, nel corso di uno *stage* svoltosi presso le strutture dell'ISAFSA nell'estate del 2002 ed è inquadrabile nel progetto finalizzato RI.SELV.ITALIA.

Area di studio e dati

L'area di studio è situata nel Comprensorio dell'Alto Garda, nell'area del basso Sarca. Questa comprende la Val di Ledro, la Valle d'Ampola e la Valle dei Concei, oltre ad una piccola porzione ad ovest delle valli Giudicarie e ad est della Valle dei Laghi.

Ai fini della classificazione di quest'area, sono state utilizzate due immagini del Trentino acquisite dal sensore TM montato sul satellite Landsat 5 il 26/07/1996 e il 19/06/2000. Si tratta in entrambi i casi di date estive e questo permette di avere riprese tra loro comparabili e relative al periodo di massimo sviluppo della vegetazione, perché la vegetazione presente dovrebbe trovarsi in uno stato fenologico simile.

Come dati ausiliari sono stati utilizzati le



Fig. 1 - Ubicazione della zona di studio.

ortofoto digitali in bianco e nero relative al territorio del Trentino derivanti dalle riprese aeree del volo Italia del 1994, integrate con la consultazione delle ortofoto a colori IT2000, visualizzabili sul sito web della Provincia Autonoma di Trento, e la banca dati del Servizio Foreste relativa ai piani economici forestali dei boschi del Trentino.

La maggior parte delle elaborazioni delle immagini satellitari è stata effettuata mediante il software ENVI, ad eccezione di alcune prove effettuate utilizzando algoritmi messi a punto da ricercatori del Dipartimento di Informatica e Telecomunicazioni dell'Università di Trento.

Pre-elaborazione delle immagini

I dati acquisiti dal satellite sono stati elaborati e messi a disposizione dell'utente finale da Eurimage. In particolare sono state acquisite immagini al livello 2 (*System corrected*) di pre-elaborazione (*pre-processing*), ossia con una correzione radiometrica ed una correzione geometrica di tipo preliminare in base alle conoscenze dei parametri relativi al satellite, al sensore e alla Terra.

La prima parte del lavoro è consistita in un'ulteriore correzione degli errori geometrici, al fine di rendere sovrapponibili le due immagini fra di loro e con gli altri dati territoriali disponibili.

Questa parte è stata condotta in due fasi differenti: le due immagini sono state prima coregistrate fra di loro e poi georeferenziate nel sistema di riferimento *Gauss-Boaga* con l'ausilio delle ortofoto digitali.

La prima registrazione aveva lo scopo di rendere le due immagini confrontabili, in modo che un *pixel* con le stesse coordinate su entrambe le immagini rappresentasse la stessa area a terra. A tal fine sono stati individuati su entrambe le immagini 31 punti di controllo (GCP), distribuiti in maniera omogenea su tutta la scena oggetto di indagine. Le posizioni di tali punti sulle 2 immagini (in termini di coordinate spaziali x,y) sono state messe in relazione tra loro in modo da definire la trasformazione da utilizzare per la co-registrazione. In particolare, sulla base della posizione dei GCP è stato derivato un polinomio di interpolazione di primo grado che è stato applicato ad una delle due immagini in modo da registrare la sua posizione rispetto all'altra. In questo modo si è ottenuta una rototraslazione rigida di un'immagine sull'altra. Una volta traslati i *pixel* è stato necessario riattribuire loro i valori di riflettanza registrati dal satellite (ricampionamento). A questo scopo è stato utilizzato un metodo di tipo *nearest neighbour*, che attribuisce a ciascun *pixel* il valore di quello più prossimo nell'immagine originaria. Questo modo di procedere permette di evitare di introdurre valori di *digital number* fisicamente non presenti sulla scena che potrebbero causare problemi nelle fasi di classificazione. L'errore quadratico medio (*Root Mean Square Error* o *RMS error*) residuo dopo il processo di coregistrazione è risultato pari a 0.29 *pixel*. Gli errori di registrazione maggiori sono stati osservati soprattutto nelle zone dalla geomorfologia più complessa e sulle sponde dei laghi presenti nella scena.

Terminata la fase di registrazione, si è proceduto in modo simile anche alla georeferenziazione. In questo caso sono stati cercati punti di riferimento (GCP), riconoscibili sia su una delle due immagini, quella del 1996, che su di un mosaico delle ortofoto della zona. Gli stessi punti sono stati poi utilizzati anche per la georeferenziazione dell'immagine del 2000.

Con l'individuazione di 36 GCP è stato ottenuto un errore medio (RMSError) pari a 0,44 *pixel*.

Le dimensioni finali delle due immagini georeferenziate sono di 753 x 699 *pixel*, mentre l'area di studio si estende per circa 47.300 ettari.

Estrazione di parametri

Oltre ad utilizzare i valori di riflettanza relativi alle bande acquisite dal sensore TM (ovvero agli intervalli dello spettro elettromagnetico entro i quali opera il sensore), per lo studio della zona è stato estratto un insieme di ulteriori parametri (o *feature*): il *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI, indice di vegetazione) e alcuni valori di tessitura calcolati mediante il software ENVI.

Indice di vegetazione NDVI

L'NDVI è l'indice di vegetazione della differenza normalizzata e si calcola effettuando il rapporto tra la differenza e la somma dei canali relativi all'infrarosso vicino (che per le immagini Landsat TM corrisponde alla banda 4) e al rosso (la banda 3 per il sensore TM):

$$NDVI = \frac{NIR - ROSSO}{NIR + ROSSO}$$

È stato dimostrato che questo indice è in stretta relazione con la presenza di vegetazione fotosinteticamente attiva e risulta basso nelle aree con copertura vegetale ridotta o nulla, oppure dove la vegetazione è sofferente, mentre diventa alto in presenza di grandi quantità di biomassa fotosintetizzante.

Tessitura

I parametri di tessitura danno informazioni sulle relazioni spaziali fra il valore di un *pixel* e il valore dei *pixel* vicini. La tessi-

tura è caratterizzata da un'unità elementare (*texel*) costituita da più *pixel* che può ripetersi in maniera periodica, semi-periodica o casuale. Nelle immagini naturali la disposizione dei *texel* è generalmente casuale mentre diventa deterministica o quasi periodica solo in presenza di strutture costruite dall'uomo. Per questo motivo, nelle immagini telerilevate la tessitura è utilizzata con successo per distinguere in modo efficace, ad esempio, le aree urbane da quelle non urbane.

Si possono utilizzare due approcci principali diversi al calcolo dei parametri di tessitura, entrambi basati su misure statistiche: l'approccio basato sull'occorrenza e quello basato sulla co-occorrenza.

L'approccio dell'occorrenza si basa sul calcolo di parametri statistici sui valori dei *pixel* presenti all'interno di una finestra mobile di dimensioni prefissate.

Nel nostro lavoro sono state calcolate le statistiche di media, varianza, entropia e skewness sui *pixel* di una finestra mobile di due dimensioni diverse (3x3 e 7x7), a seconda del parametro (Tab. 1).

Dimensione della finestra	Parametro	Bande
3x3	media	1, 2, 3, 4, NDVI
3x3	varianza	1, 2, 3, 4
7x7	entropia	1,2,3,7
7x7	skewness	1,2,3

Tab. 1 - Parametri di tessitura estratti con l'approccio basato sull'occorrenza.

Il calcolo dei parametri di *co-occorrenza* è più complesso e si basa sulla matrice di *co-occorrenza* che rappresenta le *co-occorrenze* di tutte le possibili combinazioni di valori di coppie di *pixel* separati da una distanza *h* in direzione θ all'interno di una finestra di dimensioni fissate a priori. Per ottenere una stima accettabile dei parametri dal punto di vista statistico, spesso si degrada l'immagine, riducendo la risoluzione radiometrica mediante un processo di riquantizzazione.

Dimensione della finestra	Parametro	Bande
7x7	Media	1, 2, 3, 7
7x7	momento 2° ordine	1, 2, 3

Tab. 2 - Parametri estratti con il metodo della matrice di co-occorrenza.

Sull'immagine riquantizzata su 32 livelli (5 bit), sono stati calcolati i parametri della media e del momento di secondo ordine.

Definizione del data set

Nella definizione dei *data set* finali su cui realizzare la classificazione è stata scartata in entrambe le immagini la banda termica del TM (banda 6) poiché la risoluzione geometrica a 120 metri è stata ritenuta incompatibile con quella delle altre bande (pari a 30 m).

Per ogni immagine sono stati considerati 30 diversi parametri:

- 6 bande originali (1-5 e 7);
- NDVI;
- 16 *feature* di tessitura calcolate con l'approccio dell'occorrenza sulle varie bande;
- 7 *feature* di tessitura calcolate con l'approccio della co-occorrenza su quattro bande diverse.

Per le diverse prove di classificazione sono state scelte solo le *feature* più significative (ovvero quelle in grado di discriminare meglio le classi).

Individuazione dei training set

Per poter effettuare una classificazione dell'immagine di tipo guidato (supervisionato) è necessario individuare aree campione per ciascuna delle classi da riconoscere da inserire in un opportuno *training set*, che permettano di attribuire le diverse risposte spettrali dei pixel alle diverse classi di copertura del suolo.

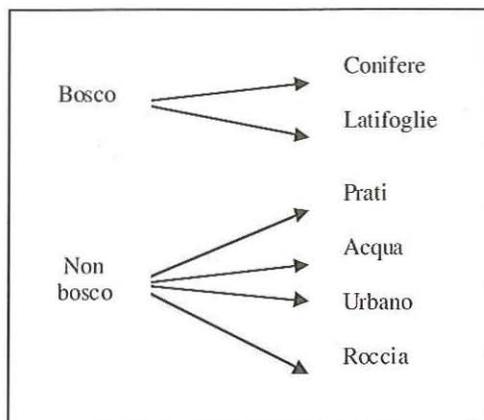


Fig. 2 - Definizione delle classi e sottoclassi presenti nelle immagini considerate.

La raccolta delle aree di training è stata effettuata mediante l'uso integrato dei dati provinciali della pianificazione forestale (aggiornati al 31/12/2001) e delle ortofoto digitali della zona. Per entrambe le date sono stati raccolti più di 4500 *pixel* in maniera proporzionale alla diffusione sul territorio delle classi individuate. Sono state definite 2 grandi classi, bosco e non-bosco, suddivise complessivamente in sei sottoclassi. (Fig. 2).

Per la classe bosco sono state considerate soltanto le due sottoclassi più rappresentate sul territorio, conifere e latifoglie, cercando di includere tutte le specie arboree più importanti presenti, mentre non sono stati considerati i boschi misti, dato che la bassa risoluzione geometrica non permetteva di individuarli con certezza.

Nella classe non bosco invece sono state distinte le seguenti sottoclassi: prati, acqua, urbano, roccia, includendo nei prati sia i pascoli quelli naturali che quelli coltivati ed anche tutti gli altri usi agricoli, comunque poco rappresentati nella zona.

A causa della complessità topografica e dell'eterogeneità del territorio, come aree di *training* sono state scelte tante piccole aree, in particolare per la definizione delle classi roccia e prato, che si presentano molto mescolate alle quote maggiori. Con questo metodo sono stati individuati campioni di *training* sparsi su tutto il territorio.

Individuazione dei campioni di test

Per poter valutare la qualità dei risultati delle classificazioni effettuate è stato definito un insieme di *test* estraendo casualmente diversi campioni dalla scena indagata. Dall'insieme sono stati esclusi quelli di difficile classificazione sull'ortofoto e quelli in corrispondenza del margine di aree omogenee in modo da non sbilanciare la valutazione del risultato della classificazione.

Come elementi di test sono stati considerati gruppi di quattro *pixel* in corrispondenza di ogni punto estratto casualmente (mediante un'estensione di *ArcView*), per un totale di oltre 2400 *pixel*, proporzionalmente distribuiti sulle sei classi in base alla loro presenza sul territorio.

Classe	Training set		Test set
	1996	2000	
Conifere	1704	1704	1155
Latifoglie	1159	1154	681
Prato	826	883	336
Acqua	141	140	84
Urbano	240	234	104
Roccia	451	419	113
totale	4521	4549	2473

Tab. 3 - Numero e distribuzione dei campioni di *training* e *test* nelle diverse classi.

Procedure di classificazione

In questo lavoro sono state eseguite diverse prove di classificazione con due distinti classificatori: quello a massima verosimiglianza o *Maximum Likelihood* (ML) e la rete neurale *Radial Basis Function* (RBF).

In tutto sono stati definiti quattro diversi *data set* sui quali sono stati applicati i diversi metodi di classificazione per entrambe le immagini utilizzate (tabella 4).

Per quanto riguarda la rete neurale RBF sono state analizzate diverse architetture. In particolare, nel caso a 2 classi, si è considerato un numero di neuroni nello strato nascosto

variabile da un minimo di 10 fino ad un massimo di 120 con un passo pari a 10; nel caso a 6 classi è stato considerato un minimo di 30 unità fino ad un massimo 360 con un passo pari a 30. I risultati ottenuti si riferiscono all'architettura che si è mostrata più efficace.

Data set A	7 <i>feature</i> : bande spettrali 1-5, 7 e NDVI
Data set B	12 <i>feature</i> : bande spettrali 1-5, 7, NDVI e parametri di media calcolati con il metodo dell'occorrenza con una finestra 3x3 sulle bande 1-4 e NDVI
Data set C	11 <i>feature</i> : bande spettrali 1-5, 7, NDVI e parametri di entropia calcolati con il metodo dell'occorrenza con una finestra 7x7 sulle bande 1-3 e 7
Data set D	11 <i>feature</i> : bande spettrali 1-5, 7, NDVI e parametri di media calcolati con il metodo della co-occorrenza con una finestra 7x7 sulle bande 1-3 e 7

Tab. 4 - Descrizione dei *data set* utilizzati.

Risultati

Classificazione Bosco/Non Bosco

La prima parte della sperimentazione si è focalizzata su una classificazione a due classi per la distinzione del Bosco dal Non Bosco.

Nelle tabelle seguenti (tabella 5 e tabella 6) sono riportati i risultati di accuratezza globale e di indice di accuratezza K.

Dall'analisi dei risultati ottenuti con le diverse prove, si rileva che le *feature* di tessitura non hanno migliorato l'accuratezza in modo significativo per l'immagine del 1996, mentre sono state più efficaci per l'immagine del 2000, qualitativamente peggiore.

Per l'immagine del 1996 è stata ottenuta un'accuratezza pari a circa il 97% in tutte le prove, mentre per quella del 2000 i valori di accuratezza sono risultati peggiori di qualche punto percentuale (da 1 a 3). I risultati più soddisfacenti sono stati ottenuti con il *data set* B e con il metodo di classificazione a massima verosimiglianza.

classificatore	Data Set A		Data Set B		Data Set C		Data Set D	
	1996	2000	1996	2000	1996	2000	1996	2000
ML	97.3	94.6	98.2	95.4	96.9	96	97.5	95.4
RBF	97.2	96.6	97.9	97.1	97.3	96.9	97.5	96.4

Tab. 5 - Accuratezza percentuale globale con i diversi *data set* nella classificazione bosco/non bosco.

classificatore	Data Set A		Data Set B		Data Set C		Data Set D	
	1996	2000	1996	2000	1996	2000	1996	2000
ML	92.8	85.5	95.2	87.8	92.2	89.5	93.6	88.1
RBF	92.7	91.1	94.4	92.4	92.8	91.8	93.4	90.6

Tab. 6 - Coefficiente K percentuale con i diversi *data set* nella classificazione bosco/non bosco.

classificatore	Data Set A		Data Set B		Data Set C		Data Set D	
	1996	2000	1996	2000	1996	2000	1996	2000
ML	94.3	94.1	94.7	94.1	94.7	93.3	92	89.3
RBF	93.7	93.8	93	94	93.4	93.5	93.5	93.1

Tab. 7 - Accuratezza percentuale globale con i diversi *data set* nella classificazione a 6 classi.

classificatore	Data Set A		Data Set B		Data Set C		Data Set D	
	1996	2000	1996	2000	1996	2000	1996	2000
ML	91.7	91.5	92.3	91.5	92.3	89.9	88.3	84.7
RBF	90.7	90.9	89.6	91.2	90.2	90.4	90.5	89.9

Tab. 8 - Coefficiente K percentuale con i diversi *data set* nella classificazione a 6 classi.

Classificazione di dettaglio

Nelle tabelle 7 ed 8 sono riportati i risultati ottenuti dalla classificazione di maggiore dettaglio dell'uso del suolo, a 6 classi. Considerando un numero maggiore di classi informative, i risultati sono peggiorati.

In particolare in tutte le prove è stata riscontrata una forte confusione fra la classe Urbano e la classe Roccia, problema che ovviamente non influenzava l'accuratezza della classificazione bosco/non bosco, trattandosi comunque di due sottoclassi del non bosco.

Anche la distinzione fra la classe Prato e la classe Latifoglie non è sempre accurata,

infatti si può notare che i prati sui versanti in penombra o le radure in mezzo ai boschi vengono spesso confusi con le latifoglie.

Con l'inserimento di *feature* più complesse il classificatore RBF si comporta meglio rispetto al classificatore tradizionale ML.

In quasi tutte le prove condotte le accuratezze sono risultate maggiori del 90%, variando dall'89,3%, per il *data set* D e l'immagine del 2000 al 94,7%. I risultati migliori, anche in questo caso, sono stati ottenuti con la classificazione a massima verosimiglianza e con il *data set* B.

Discussione

Dalle prove condotte è risultato che le migliori classificazioni sono state ottenute con il *data set B*, utilizzando cioè le bande originali 1-5 e 7, l'NDVI e, come tessitura, il valore medio calcolato con l'approccio dell'occorrenza su una finestra di 3x3 pixel, relativo alle bande 1, 2, 3 e 4 e all'NDVI. La classificazione dell'immagine del 1996 risulta inoltre essere in molti casi migliore rispetto a quella dell'immagine del 2000, soprattutto per la classificazione a due classi (bosco/ non bosco). Questo può essere in parte dovuto al fatto che le due immagini sono state entrambe acquisite dal satellite Landsat 5 (immesso in orbita nel 1985), che nel periodo di tempo intercorso fra la prima e la seconda data di acquisizione si è deteriorato, peggiorando la qualità delle immagini.

Mentre nelle singole classificazioni Bosco/Non Bosco si ottengono dei risultati confrontabili con i diversi *data set*, nella classificazione a sei classi si può notare un calo (soprattutto per la classificazione a massima verosimiglianza) per il *data set D* con la tecnica ML. L'aggiunta di *feature* di tessitura più complesse in un classificatore semplice, come può essere quello considerato, aggiunge delle informazioni sul contesto spaziale che non apportano miglioramenti, ma ne degradano il rendimento. Ciò dipende prevalentemente dall'incapacità del classificatore ML Gaussiano di modellare in modo appropriato la distribuzione delle *feature* di tessitura, che richiedono l'impiego di classificatori non parametrici.

I valori di accuratezza e coefficiente K sono maggiori per la classificazione Bosco/Non Bosco rispetto alla classificazione a sei classi e questo è dovuto al fatto che aumentando il dettaglio la confusione che si può creare tra le classi è maggiore.

Se prendiamo in considerazione l'immagine del 1996, possiamo osservare che nella classificazione Bosco/Non Bosco non c'è molta differenza fra il classificatore ML e la rete neurale RBF. I risultati, in termini di accuratezza e coefficiente K, sono molto simili in tutte e quattro le prove realizzate, con un divario fra le due tecniche limitato e

a vantaggio a volte dell'uno, a volte dell'altro approccio. La classificazione migliore, però, si ottiene con il *data set B* con il classificatore ML che arriva ad un'accuratezza globale del 98.2% con un coefficiente K pari al 95.2%.

Nel caso della classificazione a sei classi con la tecnica ML si nota che i risultati sono migliori nelle prime tre prove, dove si raggiunge con la seconda e la terza un'accuratezza del 94.7% e un K di 92.3%, mentre si degradano di quasi tre punti percentuali nell'ultima. Con la rete neurale, invece, i risultati variano di meno, ma i valori di accuratezza sono più bassi.

Nell'immagine del 2000, qualitativamente peggiore come già osservato, l'uso di un classificatore più complesso, quale la rete neurale RBF, ha permesso di ottenere risultati migliori nella classificazione Bosco/Non bosco, raggiungendo un'accuratezza di 97.1% e un K di 92.4%. I valori raggiunti con il metodo della massima verosimiglianza (ML) sono nettamente più bassi.

La stessa differenza si nota anche nell'ultima prova con la classificazione a sei classi, mentre nelle prime tre tale differenza è quasi nulla.

Mappe di Classificazione

Nelle figure 3 e 4 sono riportate le due migliori mappe di classificazione ottenute mediante la tecnica Maximum Likelihood con il *data set B*, nelle tabelle 9 e 11 sono riportate le matrici di confusione calcolate su queste mappe e nelle tabelle 10 e 12 i valori di accuratezza, globali e per le singole classi, da queste derivati.

Nonostante l'elevata accuratezza ottenuta (98.2% per la classificazione Bosco/Non Bosco e 94.7% per la classificazione a sei classi), sono stati riscontrati errori evidenti anche in queste mappe, soprattutto nella classificazione a sei classi dove alcune ombre vengono attribuite alla classe Acqua e delle zone di roccia lungo il lago di Garda e in alta montagna sono attribuite alla classe Urbano.

Mappa migliore 2 classi

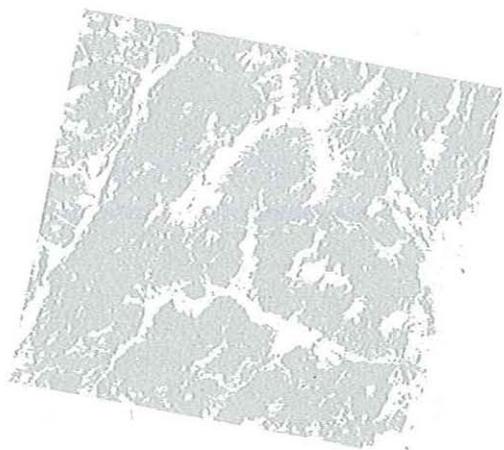


Fig. 3 - Classificazione Bosco/Non Bosco ottenuta con il data set B sull'immagine del 1996.

Mappa migliore 6 classi



Fig. 4 - Classificazione a sei classi ottenuta con il data set B sull'immagine del 1996.

La matrice di confusione e la valutazione dell'accuratezza

Per rendere più semplice la valutazione dell'accuratezza di una classificazione è stata definita la matrice di confusione, che raccoglie i dati sull'accuratezza di ogni singola classe e della mappa in generale. È una matrice sempre quadrata in cui le colonne rappresentano i dati "veri" di test mentre le righe rappresentano quelli ottenuti dalla classificazione.

		dati test				tot righe
		A	B	C	D	
dati classificazione	A	n 11	n 12	n 13	n 14	n 1x
	B	n 21	n 22	n 23	n 24	n 2x
	C	n 31	n 32	n 33	n 34	n 3x
	D	n 41	n 42	n 43	n 44	n 4x
tot colonne		n x1	n x2	n x3	n x4	tot punti test

Supponendo che la verifica sia stata condotta su singoli punti, gli elementi sulla diagonale principale rappresentano i punti di test classificati correttamente; gli altri elementi sulle righe rappresentano l'errore di inserimento, cioè il numero di punti di test inseriti dalla classificazione all'interno di una data classe in maniera errata; gli altri elementi lungo le colonne rappresentano, invece, l'errore di omissione, cioè il numero di punti di test di una determinata classe assegnati dalla classificazione alle altre classi. L'accuratezza per ogni classe è data dal rapporto fra il numero di punti di test classificati correttamente (indicato sulla diagonale principale) e il numero totale di punti di test considerati. L'accuratezza globale è invece data dal rapporto fra il totale degli elementi della diagonale principale e il totale di punti di test considerati.

Dall'United State Geological Survey è stato proposto il coefficiente K nelle mappe tematiche degli Stati Uniti come coefficiente di accuratezza globale di una classificazione. Si tratta di un indice complesso che tiene conto sia degli errori di inserimento che di quelli di omissione e per questo si sta diffondendo come indicatore standard in tutto il mondo.

classi	Non Bosco	Bosco	Totale
Non Bosco	604	12	616
Bosco	33	1824	1857
Totale	637	1836	2473

Tab. 9 - Matrice di confusione della classificazione Bosco/Non Bosco ottenuta con il *data set B* sull'immagine del 1996.

Accuratezza globale	98.1803%
Coefficiente K	95.19%
Accuratezza classe Non Bosco	94.82%
Accuratezza classe Bosco	99.35%

Tab. 10 - Accuratezza della classificazione Bosco/Non Bosco ottenuta con il *data set B* sull'immagine del 1996.

Classi	Conifere	Latifoglie	Prato	Acqua	Urbano	Roccia	Totale
Conifere	1144	2	6	0	0	0	1152
Latifoglie	5	661	1	0	0	0	667
Prato	5	18	297	0	0	0	320
Acqua	0	0	0	84	0	0	84
Urbano	1	0	11	0	63	19	94
Roccia	0	0	21	0	41	94	156
Totale	1155	681	336	84	104	113	2473

Tab. 11 - Matrice di confusione della classificazione a sei classi ottenuta con il *data set B* sull'immagine del 1996.

Accuratezza globale	94.7432%
Coefficiente K	92.33%
Accuratezza classe Conifere	99.05%
Accuratezza classe Latifoglie	97.06%
Accuratezza classe Prato	88.39%
Accuratezza classe Acqua	100.00%
Accuratezza classe Urbano	60.58%
Accuratezza classe Roccia	83.19%

Tab. 12 - Accuratezza della classificazione a sei classi ottenuta con il *data set B* sull'immagine del 1996.

Conclusioni

Le prove effettuate dimostrano che le potenzialità della classificazione delle immagini da satellite al fine di realizzare mappe bosco/non bosco e mappe dell'uso del suolo sono molto buone, ma i risultati dipendono fortemente dalla qualità dei dati e dalla procedura di classificazione utilizzata. Nel presente lavoro è stato evidenziato come un'immagine più recente dello stesso sensore (Landsat 5 TM), quella del 2000, si è rivelata di qualità

peggiore, condizionando così i risultati delle classificazioni. Riguardo alla scelta della procedura, in questo studio sono stati confrontati approcci diversi alla classificazione, sia per la scelta del *data set* che per quella del metodo di classificazione. Per gli obiettivi dello studio si è rivelata molto utile l'aggiunta di altre *feature* per la classificazione, oltre alle bande originarie del sensore, e soprattutto l'introduzione di parametri di tessitura. Fra questi ultimi, quelli più semplici, ottenuti con il metodo dell'occorrenza, si sono rivelati efficaci per migliorare in particolare i risultati delle classificazioni con il metodo della massima verosimiglianza, permettendo di ottenere così le mappe più accurate fra tutte quelle prodotte.

Dall'analisi dei risultati ottenuti, si può inoltre concludere che la classificazione mediante rete neurale RBF fornisce risultati migliori di quella a massima verosimiglianza in presenza di immagini di qualità non perfetta (come era il caso di quella acquisita nel 2000) o utilizzando *feature* di tessitura complesse, quali i parametri estratti con il metodo della co-occorrenza.

Lorenzo Bruzzone
Giorgia Arman

Dipartimento Informatica e Telecomunicazioni,
 Università di Trento,
 Via Sommarive 14, 38050 Povo, Trento
 Tel. (0461) 882092 - Fax (0461) 88209
 e-mail: lorenzo.bruzzone@ing.unitn.it

Flora De Natale

Istituto Sperimentale per l'Assesamento Forestale
 e per l'Alpicoltura,
 P.zza Nicolini 6, 38050 Villazzano, Trento,
 Tel. (0461) 381128
 e-mail: denatale@isafa.it

of different data sets. The data sets include the Landsat TM spectral channels 1-5 and 7, the normalized difference vegetation index (NDVI) and some texture features. The best accuracies have been obtained with the Maximum Likelihood classifier and a data set composed by the TM bands, the NDVI and the mean texture feature computed with the occurrence method. In particular, the overall accuracy was equal to 98% for Forest against Non Forest classification, and to 95% for Land Use classification.

BIBLIOGRAFIA DI RIFERIMENTO

GOMARASCA M., 1997 - *Introduzione a telerilevamento e GIS per la gestione delle risorse agricole e ambientali*. Associazione Italiana di Telerilevamento.

ADAMI P.L., 1989 - *Metodi statistici di calcolo dell'accuratezza delle carte tematiche*. Rivista Italiana di Telerilevamento, n. 3, giugno 1989.

Riassunto

In questo lavoro si presentano e si confrontano i risultati di diverse prove di classificazione di immagini Landsat 5 TM effettuate allo scopo di produrre una mappa tematica Bosco/Non bosco ed una di uso del suolo per un'area del Trentino sud-occidentale. Le prove differiscono sia per l'approccio alla classificazione, sia per i *data set* utilizzati. In particolare sono stati confrontati i risultati di classificazioni a massima verosimiglianza con quelli ottenuti da una rete neurale *Radial Basis Function*. Alle bande originarie fornite dal satellite (esclusa quella termica) sono stati aggiunti alcuni parametri di tessitura e l'indice di vegetazione NDVI.

I migliori risultati sono stati ottenuti con il classificatore a massima verosimiglianza ed un *data set* composto dalle bande originarie 1-5 e 7, l'NDVI e parametri di media di tessitura dell'occorrenza, sia per la classificazione Bosco/Non Bosco, con un'accuratezza globale del 98%, che per quella dell'uso del suolo, con un'accuratezza pari al 95%.

Summary

This work presents the results of several classification (Forest/Non Forest and Land Use) experiments carried out on an area of the South-Western Trentino (Italy). The experiments have been based on the use of different classification methods, i. e. Maximum Likelihood and Radial Basis Function neural network, and