GHERARDO CHIRICI (*) - PIERMARIA CORONA (**)
DAVIDE TRAVAGLINI (*)

SPERIMENTAZIONE DI TECNICHE DI CLASSIFICAZIONE *OBJECT-ORIENTED* DI IMMAGINI QUICKBIRD A FINI FORESTALI (1)

FDC 587.2

L'approccio metodologico comunemente utilizzato per derivare cartografie tematiche forestali da immagini satellitari è la fotointerpretazione manuale in ambiente GIS (Geographical Information Systems). Gli elaborati prodotti con sistemi di classificazione automatici (unsupervised) o semi-automatici (supervised) sono caratterizzati da legende troppo semplificate perché risultino utili strumenti di supporto alla pianificazione forestale. D'altra parte il tentativo di aumentare la complessità dei sistemi di nomenclatura comporta inevitabilmente un aumento degli errori di classificazione, in genere oltre i limiti di accettabilità del prodotto. L'approccio pixel-oriented e la scarsa risoluzione geometrica delle immagini sono ulteriori limiti alla diffusione di cartografie tematiche prodotte con metodi di classificazione automatica e semiautomatica. Le ultime generazioni di satelliti VHR (Very High Resolution) e lo sviluppo di tecniche di classificazione object-oriented sembrano capaci di superare i limiti sopra accennati. A tal fine, su un'area di studio estesa 1370 ettari nel comune di Sasso Marconi (BO), è stata sperimentata l'efficacia di una procedura di classificazione object-oriented della copertura del suolo basata sulla segmentazione multirisoluzione di immagini satellitari QuickBird. Per confronto, l'accuratezza tematica ottenuta è stata comparata con quella derivante da un approccio di tipo pixel-oriented. I risultati ottenuti con l'approccio object-orientend (KIA=0,78) sono stati migliori di quelli scaturiti dall'approccio pixel-oriented (KIA=0,47).

(*) geoLAB, Laboratorio di Geomatica, Dipartimento di Scienze e Tecnologie Ambientali Forestali, Università di Firenze. Via S. Bonaventura, 13 – 50145, Firenze. Tel.: +39-055-30231221, Fax: +39-055-319179. e-mail: gherardo.chirici@unifi.it.

(**) sisFOR, Laboratorio di Inventari Forestali e Sistemi Informativi, Dipartimento di Scienze dell'Ambiente Forestale e delle sue Risorse, Università della Tuscia. Via S. Camillo de Lellis – 01100, Viterbo. Tel.: +39-0761-357405, Fax: +30-0761-357389. e-mail: piermaria.corona@unitus.it.

(1) Lavoro svolto dagli Autori in parti uguali, nell'ambito del progetto pilota «Telerilevamento satellitare ad altissima risoluzione per il monitoraggio delle opere connesse alla realizzazione della variante di valico appenninica dell'Autostrada A1» finanziato dal Consorzio tra Autostrade SpA e Università di Firenze per la Valorizzazione Ambientale delle Grandi Infrastrutture Viarie (responsabile: O. Ciancio) e parzialmente nell'ambito del progetto PRAL Regione Lazio, cod. 2002/38 (responsabile: P. Corona).

INTRODUZIONE

L'ultima generazione di satelliti VHR (*Very High Resolution*) permette di acquisire immagini multispettrali caratterizzate da altissima risoluzione geometrica (1 m per Ikonos e 0,7 m per QuickBird, nella banda pancromatica) e da un numero relativamente basso di bande spettrali (4 bande, dal visibile all'infrarosso vicino).

In ambito forestale da questa tipologia di immagini è possibile derivare cartografia tematica a scale di dettaglio (a esempio per l'identificazione della composizione specifica e strutturale, dello stato fitosanitario, della densità di copertura). La procedura comunemente adottata per derivare un'informazione tematica da quella spettrale è la fotointerpretazione manuale in ambiente GIS (FRANKLIN, 2001; CHIRICI *et al.*, 2002). Composizioni a falsi colori delle bande multispettrali, eventualmente fuse con la banda pancromatica, vengono utilizzate come base per la digitalizzazione di poligoni vettoriali ai quali poi il fotointerprete associa l'informazione tematica desiderata (il codice di copertura del suolo, la categoria forestale, il grado di copertura del soprassuolo, ecc.).

Tale approccio metodologico risulta a tutt'oggi quello più utilizzato anche per la produzione operativa di cartografia tematica a scala di medio dettaglio, sia specificatamente in campo forestale, che in genere per le classificazioni di uso/copertura del suolo. Per queste applicazioni le immagini telerilevate più utilizzate sono quelle Landsat e SPOT.

Negli ultimi anni sono stati sviluppati e sperimentati nuovi e sempre più sofisticati sistemi di classificazione automatica (*unsupervised*) o semiautomatica (*supervised*) delle immagini telerilevate. Tali sistemi, con approcci metodologici assai diversi fra di loro (analisi statistiche con o senza l'ausilio della logica sfocata, reti neurali, ecc.) permettono di derivare l'informazione tematica ricercata senza o con minimo contributo manuale del fotointerprete. Le società produttrici di software di settore hanno recepito velocemente tali sviluppi inserendo nella maggior parte dei prodotti di *image processing* moduli basati sui più avanzati algoritmi di classificazione.

In generale i metodi *supervised* si basano sull'acquisizione manuale di un certo numero di pixel di *training* per ogni classe di copertura del suolo; da tutte le bande di cui è costituita l'immagine telerilevata vengono in tal modo create le firme spettrali che caratterizzano le diverse classi. La firma spettrale di ogni pixel dell'immagine viene quindi confrontata con la banca data di *training* e al pixel viene associata la classe di copertura del suolo con firma spettrale più simile. I metodi *unsupervised* hanno funzionamento analogo ma non richiedono la fase di acquisizione dei pixel di *training*: al termine della classificazione (concettualmente simile a una *cluster analysis*) è

però necessaria l'etichettatura delle classi identificate. Per una panoramica degli algoritmi più comunemente utilizzati per la classificazione delle immagini telerilevate in campo forestale si vedano, a esempio, GREEN (2000) e FRANKLIN (2001).

D'altra parte, la fotointerpretazione manuale è condizionata da alcuni limiti oggettivi, tra cui l'implicita soggettività del processo di classificazione (sia nel riconoscimento delle classi tematiche, sia nell'individuazione dei limiti tra le diverse unità) e l'elevato costo del processo di valutazione dell'accuratezza tematica e geometrica della cartografia prodotta.

Nonostante ciò, nella pratica operativa i metodi di classificazione automatica o semi-automatica stentano a sostituire la fotointerpretazione manuale. Il motivo di questo *gap* tra gli sviluppi della ricerca e il trasferimento tecnologico operativo è da ricercarsi nei limiti frequentemente dimostrati dagli elaborati prodotti con i metodi di classificazione automatica o semi-automatica, in termini di rapporto tra complessità dei sistemi di nomenclatura implementati e accuratezza tematica della classificazione. In particolare, in campo forestale gli elaborati prodotti con tali metodi sono spesso basati su legende troppo semplificate perché risultino effettivamente utili quali strumenti di supporto alla pianificazione. D'altra parte, il tentativo di aumentare la complessità dei sistemi di nomenclatura inevitabilmente comporta un aumento degli errori di classificazione, in genere oltre i limiti di accettabilità del prodotto finito.

Un ulteriore motivo che tende a limitare la diffusione delle cartografie tematiche prodotte per classificazione automatica o semiautomatica di immagini telerilevate è l'approccio *pixel-oriented* prevalentemente impiegato: l'uso/copertura del suolo è identificato per ogni pixel dell'immagine, e pertanto la cartografia prodotta tende ad apparire meno leggibile rispetto a quelle tradizionalmente prodotte per fotointerpretazione.

Nel passato, i limiti dei risultati ottenibili con i metodi di classificazione automatica o semiautomatica venivano principalmente ricondotti, almeno per quanto riguarda le finalità di impiego in ambito forestale, alla scarsa risoluzione geometrica delle immagini satellitari. Con la nuova generazione di satelliti ad altissima risoluzione tale motivazione non è più valida. Eppure applicando i più avanzati sistemi di classificazione *supervised* a questa nuova generazione di immagini, i risultati sono ancora peggiori rispetto a quelli ottenuti per fotointerpretazione manuale: anzi, le *performance* dei classici algoritmi di classificazione *pixel-oriented* tendono a peggiorare all'aumentare del dettaglio geometrico dell'immagine e al diminuire del numero di bande spettrali disponibili.

In questo quadro, sono andate recentemente sviluppandosi e diffondendosi tecniche di classificazione di immagini telerilevate *object-oriented*,

particolarmente utili per il trattamento di dati ad alta e altissima risoluzione geometrica.

Scopo degli algoritmi *object-oriented* è la classificazione di poligoni vettoriali generati tramite un processo di segmentazione dell'immagine grezza. A differenza dei classici algoritmi *pixel-oriented* che classificano separatamente ciascun pixel dell'immagine, i vantaggi del primo approccio risiedono nel maggior contenuto informativo associabile ai poligoni vettoriali rispetto a quello derivabile per i singoli pixel dell'immagine e nell'aspetto finale del prodotto cartografico, sostanzialmente comparabile con quello derivante da una fotointerpretazione manuale.

Il processo di segmentazione è ampiamente automatizzabile e i poligoni generati possono essere successivamente classificati con algoritmi di tipo *supervised* o *unsupervised* oppure manualmente per fotointerpretazione.

Mentre nella maggior parte dei metodi di classificazione *pixel-oriented* le uniche informazioni disponibili per tutti i pixel sono quelle spettrali, ai poligoni sono invece associabili anche una serie di informazioni riguardanti la loro posizione, geometria e forma, i valori spettrali dei pixel contenuti e la loro distribuzione nello spazio (tessitura). Da notare, peraltro, che la filosofia dell'approccio *object-oriented* può essere seguita anche in classificazioni che non prevedano una iniziale fase di segmentazione (MASELLI *et al.*, 2002).

Il risultato finale della classificazione *object-oriented*, indipendentemente dall'algoritmo di classificazione utilizzato, è di natura vettoriale, in contrapposizione a quello *raster* derivante dall'approccio per pixel. In tal senso, il prodotto è più vicino alle aspettative degli utenti finali e ai canoni standard tradizionali della cartografia tematica.

SCOPO DELLA SPERIMENTAZIONE

Scopo della presente sperimentazione è di valutare operativamente l'efficacia dell'applicazione di una procedura di classificazione *object-oriented* della copertura del suolo in ambienti agricoli e seminaturali, basata sulla segmentazione multirisoluzione di immagini satellitari QuickBird, e compararne l'accuratezza tematica ottenibile rispetto ad un approccio convenzionale di tipo *pixel-oriented*.

La procedura di classificazione *object-oriented* sperimentata è stata implementata nell'ambiente di lavoro messo a disposizione dal software *eCognition* della Definiens Imaging. La prima fase della procedura di classificazione *object-oriented* ha per scopo la segmentazione multirisoluzione dell'immagine telerilevata. Data la sua peculiarità e innovatività metodolo-

gica, particolare approfondimento viene di seguito riservato all'illustrazione dell'algoritmo operativo adottato in questa fase.

Algoritmo di segmentazione multirisoluzione

La segmentazione implementata nell'ambiente eCognition è di tipo *bottom-up*: 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 dell'*eterogeneità geometrica* dipendente dalla forma dei poligoni creati (Baatz e Schäpe, 1999; Baatz *et al.*, 2001).

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 = eterogeneità spettrale del poligono considerato; q = numero di bande spettrali disponibili (4 nel caso di un'immagine QuickBird); σ_c = deviazione standard dei valori di *digital number* della c-esima banda spettrale nel poligono considerato; w_c = peso attribuito alla c-esima banda spettrale.

Un processo di segmentazione che tenda alla esclusiva minimizzazione dell'eterogeneità spettrale porta a generare poligoni estremamente frammentati, caratterizzati da una dimensione frattale molto elevata. Questo effetto è tanto più sensibile quanto maggiore è la risoluzione geometrica dell'immagine. Per questo motivo, i poligoni creati devono anche tendere a minimizzare il valore di eterogeneità geometrica (h_g), a sua volta definita da due fattori di forma. Il primo è il *fattore frattale* (h_{g_smooth}) e dipende dalla complessità del perimetro del poligono rispetto alla sua estensione:

$$h_{g_smooth} = \frac{l}{\sqrt{n}}$$

dove: h_{g_smooth} = fattore frattale dell'eterogeneità geometrica del poligono considerato; l = lunghezza del perimetro del poligono considerato; n = numero di pixel di cui è costituito il poligono considerato.

Il secondo è il *fattore di compattezza* ($h_{g_compact}$) che dipende dal seguente rapporto dimensionale:

$$h_{g_compact} = \frac{l}{b}$$

dove: $h_{g_compact}$ = fattore di compattezza dell'eterogeneità geometrica del poligono considerato; l = lunghezza del perimetro del poligono considerato; b = lunghezza del lato minore del più piccolo quadrilatero parallelo al dato raster in cui è inscrivibile il poligono considerato.

Operativamente l'algoritmo di segmentazione procede, a partire da ogni pixel dell'immagine, fondendo poligoni adiacenti fino a quando il cambiamento di eterogeneità osservabile tra i due poligoni originari e il nuovo poligono generato non supera una certa soglia definita dall'utente (*fattore di scala*). Se il cambiamento di eterogeneità non supera la soglia predefinita la fusione viene effettivamente realizzata, altrimenti i due poligoni rimangono separati.

La differenza di eterogeneità (*overall fusion value*) tra il potenziale oggetto fuso e i due poligoni originari è pari a:

$$f = w_f \Delta h_s + (1 - w_f) \Delta h_g$$

dove: f = *overall fusion value*; w_f = peso attribuito in base all'importanza relativa dell'eterogeneità spettrale rispetto all'eterogeneità geometrica, compreso tra 1 (viene considerata solo l'eterogeneità geometrica) e 0 (viene considerata solo l'eterogeneità spettrale).

La differenza di eterogeneità spettrale (Δh_s) tra il poligono potenzialmente fuso e i due poligoni originari è calcolata come:

$$\Delta h_s = \sum_{c=1}^{q} w_c \left[n_{merge} \sigma_{merge_c} - \left(n_{obj1} \sigma_{obj1_c} + n_{obj2} \sigma_{obj2_c} \right) \right]$$

dove: n_{merge} = numero di pixel inclusi nel poligono generato dalla fusione; σ_{merge_c} = deviazione standard dei valori di *digital number* della c-esima banda spettrale nel poligono generato dalla fusione; n_{obj1} = numero di pixel inclusi nel primo dei due poligoni prima della fusione; σ_{obj1_c} = deviazione standard dei valori di *digital number* della c-esima banda spettrale nel primo dei due poligoni prima della fusione; n_{obj2} = numero di pixel inclusi nel secondo dei due poligoni prima della fusione; σ_{obj2_c} = deviazione standard dei valori di *digital number* della c-esima banda spettrale nel secondo dei due poligoni prima della fusione.

La differenza di eterogeneità geometrica (Δh_g) tra il poligono potenzialmente fuso e i due poligoni originari è calcolata come:

$$\Delta h_g = w_g \Delta h_{g_compact} + (1 - w_g) \Delta h_{g_smooth}$$

dove: w_g = peso attribuito all'importanza relativa del fattore frattale rispetto a quello di compattezza, compreso tra 1 (viene considerato il solo fattore frattale) e 0 (viene considerato il solo fattore di compattezza);

$$\Delta h_{g_compact} = n_{merge} \frac{l_{merge}}{\sqrt{n_{merge}}} - \left(n_{obj1} \frac{l_{obj1}}{\sqrt{n_{obj1}}} + n_{obj2} \frac{l_{obj2}}{\sqrt{n_{obj2}}} \right)$$

$$\Delta h_{g_smooth} = n_{merge} \frac{l_{merge}}{b_{merge}} - \left(n_{obj1} \frac{l_{obj1}}{b_{obj1}} + n_{obj2} \frac{l_{obj2}}{b_{obj2}} \right)$$

con l_{merge} = lunghezza del perimetro del poligono generato dalla fusione; l_{obj1} = lunghezza del perimetro del primo dei due poligoni prima della fusione; l_{obj2} = lunghezza del perimetro del secondo dei due poligoni prima della fusione; b_{merge} = lunghezza del lato minore del più piccolo quadrilatero parallelo al dato raster in cui è inscrivibile il poligono generato dalla fusione; b_{obj1} = lunghezza del lato minore del più piccolo quadrilatero parallelo al dato raster in cui è inscrivibile il primo dei due poligoni prima della fusione; b_{obj2} = lunghezza del lato minore del più piccolo quadrilatero parallelo al dato raster in cui è inscrivibile il secondo dei due poligoni prima della fusione.

Durante il processo di segmentazione, se il valore di f risulta minore del quadrato del *fattore di scala* impostato dall'utente i due poligoni vengono fusi in uno solo e il processo di aggregazione procede. Se invece f è superiore al quadrato del fattore di scala impostato, allora i due poligoni rimangono separati e il processo di segmentazione si arresta.

Il suddetto fattore di scala serve a calibrare la grandezza dei poligoni che vengono creati con la segmentazione e la sua definizione è legata alla scala di riferimento della cartografia che l'utente vuole produrre.

Materiali e metodi

Area di studio, immagini acquisite e sistema di nomenclatura

L'area di studio è localizzata nel Comune di Sasso Marconi (provincia di Bologna) e si estende su quasi 1370 ha. La quota varia tra 100 e 400 m s.l.m. sul lato sinistro esposto a est della valle del fiume Reno (Figura 1).

L'immagine telerilevata oggetto di sperimentazione è stata acquisita dal satellite QuickBird il 29 settembre 2002 su una superficie complessiva di

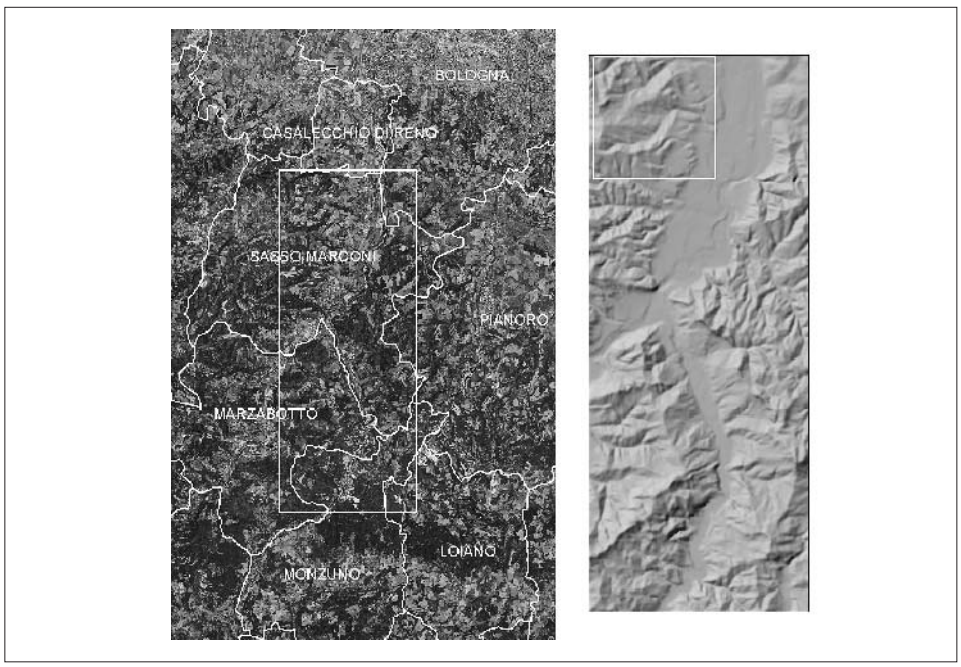

Figura 1 – Localizzazione dell'area di studio. A sinistra, sulla base di un'immagine Landsat 7 ETM+, i limiti comunali e quelli dell'area su cui è stata acquisita l'immagine QuickBird nel settembre 2002. A destra, per l'area coperta dall'immagine QuickBird, sulla base del modello digitale del terreno il quadrato bianco racchiude l'area test oggetto della presente sperimentazione.

oltre 115 km^2. Per la stessa area sono state acquisite: la copertura di ortofoto digitali a colori del progetto IT2000 telerilevate nell'estate 1999 e caratterizzate da una risoluzione geometrica nominale di 1 m, la cartografia tecnica regionale raster in scala 1:5000, un modello digitale del terreno con passo di 40 m e la copertura multitemporale di immagini Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+ ortocorrette.

Il sistema di nomenclatura su cui è stata basata la classificazione si articola in dieci classi su tre livelli tematici ed è consistente con il sistema di nomenclatura europeo Corine Land Cover (Tabella 1).

Pre-elaborazione

Ai fini della classificazione *object-oriented* dell'area di studio sono state utilizzate tutte le 4 bande multispettrali disponibili dall'immagine QuickBird.

La pre-elaborazione del dato QuickBird ha riguardato la correzione geometrica dell'immagine grezza. I punti di controllo a terra (GCP) sono stati acquisiti sulla base della CTR proiettata nel sistema UTM32N

Tabella 1 – Classi tematiche adottate ai fini della sperimentazione (sottolineate) e loro inquadramento generale.

1 Aree naturali e semi-naturali
- 1.1 Praterie, pascoli e incolti
- 1.2 Formazioni forestali
  - 1.2.1 Macchia bassa e cespuglieti
  - 1.2.2 Boschi misti di latifoglie mesotermofite e mesofite
  - 1.2.3 Boschi a prevalenza di latifoglie decidue xerofite

2 Superfici agricole
- 2.1 Vigneti
- 2.2 Piantagioni di arboricoltura da legno
- 2.3 Seminativi
  - 2.3.1 Seminativi con vegetazione
  - 2.3.2 Seminativi privi di vegetazione

3 Superfici artificiali
- 3.1 Zone residenziali a tessuto discontinuo
- 3.2 Reti stradali e spazi accessori

WGS84. Le normali procedure di ortocorrezione basate sul DEM disponibile non si sono dimostrate capaci di correggere in modo soddisfacente la banda pancromatica (risoluzione geometrica di 0,7 m) nonostante l'acquisizione di oltre 1000 GCP. Ottimi risultati sono stati invece ottenuti applicando, sulla base degli stessi punti di controllo, un algoritmo di *rubber sheeting* basato su funzioni lineari locali (*affine*) calcolate per triangolazione dei GCP (BUITENA e VAN PUTTEN, 1997). L'errore è stato in tal modo mantenuto entro i limiti di tolleranza della cartografia tecnica in scala 1:5000.

Lo stesso algoritmo sulla base degli stessi GCP è stato poi applicato anche per la correzione geometrica delle altre bande multispettrali (risoluzione geometrica di 2,8 m).

Parametri guida dell'algoritmo di segmentazione

L'algoritmo di segmentazione multirisoluzione è stato ripetuto cambiando i parametri guida (Tabella 2) fino a quando la dimensione e la dislocazione dei poligoni generati non ha corrisposto esattamente con i requisiti del sistema di nomenclatura prescelto: in pratica, si è cercato, con metodo iterativo per minimizzazione dell'errore, di generare poligoni più grandi possibile ma caratterizzati da non più di una sola classe di copertura del suolo.

La corretta impostazione del processo di segmentazione risulta cruciale per il successo della classificazione. Poligoni troppo piccoli comportano infatti un'eccessiva frammentazione della classificazione e una conseguente perdita dei vantaggi derivanti dal processo di segmentazione. Al contrario,

Tabella 2 – Tabella riassuntiva dei parametri guida utilizzati per il processo di segmentazione multirisoluzione nell'area di studio.

Parametri guida	*Primo livello*	*Secondo livello*
Peso relativo delle bande spettrali (w_c)	Tutte le bande con egual peso	Tutte le bande con egual peso
Peso relativo dell'eterogeneità spettrale rispetto all'eterogeneità geometrica (w_f)	0,7	0,8
Peso relativo del fattore frattale rispetto al fattore di compattezza (w_g)	0,7	0,9
Fattore di scala	20	10

poligoni troppo grandi tendono a contenere tipologie di copertura del suolo diverse e a rendere quindi impossibile la univoca classificazione del poligono sulla base del sistema di nomenclatura prescelto.

La segmentazione è stata poi ripetuta con un più piccolo fattore di scala generando un nuovo strato di poligoni di livello gerarchico inferiore al primo. I poligoni di secondo livello in tal modo generati sono geometricamente consistenti con quelli del livello gerarchico superiore, ovvero ogni poligono di secondo livello appartiene a uno e uno solo dei poligoni di primo livello. Tale strategia di segmentazione multirisoluzione ha permesso di derivare per i poligoni di primo livello (quelli oggetto della classificazione) una serie di parametri statistici derivanti dalla relazione geometrica con i poligoni di secondo livello.

Il processo di segmentazione multirisoluzione genera una complessa banca dati in cui sono immagazzinate tutte le informazioni inerenti le relazioni tra i poligoni dei diversi livelli di segmentazione. Per ogni poligono sono quindi noti i poligoni in contatto sullo stesso livello gerarchico, i poligoni di cui è costituito nell'eventuale livello gerarchico inferiore e il poligono in cui è contenuto nell'eventuale livello gerarchico superiore.

Generazione della base di dati associata ai poligoni di primo livello

Una parte dei poligoni di primo livello ottenuti dal processo di segmentazione sono stati classificati manualmente e sono andati a costituire la banca dati di verità a terra (*training sites*). La fotointerpretazione è stata a tal scopo eseguita sulla base della fusione del falso colore con la banda pancromatica in modo da rendere più sicuro il riconoscimento delle classi di copertura del suolo.

Sulla base della stessa immagine è stata quindi eseguita una fotointerpretazione con digitalizzazione totalmente manuale per una parte consi-

stente dell'area oggetto di sperimentazione (circa il 30%, uniformemente distribuito). Questa copertura è andata a costituire la base di riferimento di verità a terra per la verifica dell'accuratezza dei processi di classificazione (*test sites*). Si è comunque badato a non includere nei *test sites* nessuna area utilizzata come *training sites*.

È stata quindi creata una base di dati contenente gli attributi associati ai singoli poligoni ottenuti dalla segmentazione di primo livello. L'ambiente di lavoro *eCognition* permette la generazione di un numero virtualmente illimitato di informazioni statistiche desunte dalle caratteristiche spettrali, geometriche, tessiturali, gerarchiche (relazioni con i poligoni di livelli di segmentazioni superiori o inferiori) o derivanti da strati informativi accessori (modelli digitali del terreno, mappe geo-pedologiche, dati climatici spazializzati, ecc.) e associabili ai poligoni derivati dalla segmentazione.

Nella sperimentazione in oggetto il numero di attributi è stato limitato a quelli di cui fosse chiaro il potenziale discriminante per il livello di dettaglio geometrico e tematico prescelto. I tredici attributi selezionati sono descritti in Tabella 3.

Per ogni poligono e per ognuna delle quattro bande spettrali dell'immagine QuickBird (risoluzione a terra 2,8 m) è stata derivata la media e la deviazione standard della risposta spettrale dei pixel corrispondenti. La media è basilare per la discriminazione tra alcune categorie di copertura del suolo ma risulta poco significativa per il riconoscimento fine richiesto dal

Tabella 3 – Attributi utilizzati per la classificazione dei poligoni di primo livello generati dal processo di segmentazione multirisoluzione.

Attributo del poligono	*Tipo*	*Descrizione*
Media della c-esima banda spettrale ($c = 1…4$)	Spettrale	Media dei valori di *digital number* dei pixel inclusi nel poligono considerato
Deviazione standard della c-esima banda spettrale ($c = 1…4$)	Spettrale	Deviazione standard dei valori di *digital number* dei pixel inclusi nel poligono considerato
Area	Geometrico	Estensione del poligono considerato
Area/perimetro	Geometrico	Rapporto tra estensione e lunghezza del perimetro del poligono considerato
Numero di poligoni a contatto sullo stesso livello gerarchico	Gerarchico	Numero di poligoni di primo livello in contatto con il poligono considerato
Numero di poligoni corrispondenti nel livello gerarchico inferiore	Gerarchico	Numero di poligoni di secondo livello di cui è composto il poligono considerato
Estensione media dei poligoni corrispondenti nel livello gerarchico inferiore	Gerarchico	Estensione media dei poligoni di secondo livello di cui è composto il poligono considerato

sistema di nomenclatura prescelto, soprattutto nel caso delle aree seminaturali d'interesse forestale. La deviazione standard permette di caratterizzare in prima approssimazione la distribuzione dei dati spettrali all'interno dei poligoni: a esempio, formazioni di macchia, cespuglieti o incolti tendono ad avere valori spettrali medi simili a formazioni forestali rade ma sono però caratterizzate da una variabilità spettrale all'interno dei poligoni molto più alta.

Per ogni poligono è stata poi calcolata l'estensione e il rapporto tra area e perimetro. L'estensione del poligono è un parametro significativo perché le zone agricole (ivi compresi vigneti e oliveti caratterizzati da valori spettrali spesso simili a quelli delle formazioni di macchia o di bosco rado) tendono ad avere poligoni con estensioni più elevate rispetto a quelli forestali o degli altri ambienti naturali e seminaturali. Questi ultimi hanno poi forme più complesse di quelle degli appezzamenti agricoli, e quindi valori del rapporto area/perimetro più bassi.

Gli ultimi tre attributi utilizzati sono di tipo gerarchico, e vengono calcolati a partire dal database generato nel processo di segmentazione multirisoluzione. Il primo attributo esprime, per ciascun poligono di primo livello, il numero di poligoni confinanti nello stesso livello gerarchico: questa informazione permette, a esempio, di supportare la discriminazione tra poligoni antropizzati (pochi poligoni confinanti) e quelli degli ambienti naturali e semi-naturali (molti poligoni in contatto). Il secondo parametro misura il numero di poligoni di secondo livello corrispondenti a ogni poligono di primo livello: esso permette di stimare il livello di variabilità spettrale interna ai poligoni da classificare, analogamente alla deviazione standard dei dati spettrali (a esempio, le aree antropizzate sono in genere caratterizzate da un livello di variabilità intra-poligono quasi nulla: in questo caso, tra i poligoni di primo e di secondo livello esiste una relazione prossima a 1:1).

Terzo e ultimo attributo gerarchico considerato è l'area media dei poligoni di secondo livello calcolata per ogni poligono di primo livello. Questa informazione risulta fondamentale per la discriminazione delle aree miste come gli incolti in transizione, le macchie, i pascoli abbandonati: queste formazioni tendono infatti ad avere aree di secondo livello generalmente più piccole degli altri tipi di copertura del suolo.

Classificazione

L'algoritmo di classificazione scelto per attribuire la classe di copertura del suolo a ciascun poligono derivante dalla segmentazione di primo livello è il *k-Nearest Neighbours* (*k*-NN) su logica fuzzy (BENZ, 1999; CIVANLAR e TRUSSELL, 1986; FRANCO-LOPEZ *et al.*, 2001).

Quando vengono applicati alla classificazione delle immagini telerilevate, gli algoritmi non-parametrici *k*-NN attribuiscono a ciascun pixel la classe di copertura del suolo del pixel di *training* spettralmente più simile (cioè quello di firma spettrale più prossima a quella del pixel da classificare): in questo caso, il fattore *k* è quindi uguale a 1.

Nell'implementazione fuzzy utilizzata per la classificazione *object-oriented*, per ogni poligono da classificare viene invece calcolato il grado di appartenenza (compreso tra 0 e 1) a ciascuna delle classi di copertura del suolo. Mediante gli attributi descrittivi dei poligoni viene definito uno spazio multidimensionale caratterizzato da tante dimensioni quanti sono gli attributi utilizzati. In tale spazio è possibile calcolare, per ognuna delle classi di copertura del suolo, una misura di distanza multidimensionale tra ogni poligono da classificare e ogni poligono di *training*:

$$d_{t,o,i} = \sqrt{\sum_{p} \left(\frac{v_p^{(t)} - v_p^{(o)}}{\sigma_p} \right)}$$

dove: $d_{t,o,i}$ = distanza multidimensionale calcolata per il poligono da classificare *o* rispetto al poligono di training *t*, per la classe di copertura del suolo *i*; $v_p^{(t)}$ = valore del parametro *p* calcolato per il poligono di training *t*; $v_p^{(o)}$ = valore del parametro *p* calcolato per il poligono da classificare *o*; σ_p = valore di deviazione standard dell'attributo *p*.

Per ogni poligono da classificare *o* e per ogni classe di copertura del suolo *i*, viene quindi individuato il poligono di training t_{min} per il quale è minima la distanza multidimensionale *d*.

Sulla base di questo valore viene generata una funzione di appartenenza fuzzy multidimensionale di tipo esponenziale:

$$z(d) = e^{-k\,d^2}$$

dove: z(*d*) = grado di appartenenza del poligono *o* alla classe di copertura del suolo *i*; *d* = distanza multidimensionale calcolata per il poligono *o* e per la classe di copertura del suolo *i* rispetto al poligono di training più prossimo; $k = \ln(1/z(1))$ dove $z(1)$ è pari al valore di $z(d)$ quando $d = 1$.

Nella sperimentazione condotta gli attributi che definiscono lo spazio multidimensionale sono quelli di cui alla Tabella 3. Per la definizione della forma delle funzioni di appartenenza fuzzy, dopo una serie di prove di ottimizzazione, è stata utilizzato un valore di $z(1)$ pari a 0,2 per tutte le classi di copertura del suolo.

La sommatoria dei gradi di appartenenza fuzzy a ciascuna delle classi di copertura del suolo calcolata per ogni poligono non somma a 1. È quindi possibile valutare la stabilità della classificazione realizzata analizzando, per

ciascun poligono, la distribuzione dei valori di appartenenza fuzzy in ciascuna classe di copertura del suolo. Ordinando per ciascun poligono le classi di copertura del suolo sulla base del valore di appartenenza fuzzy si identifica la classe con il grado di appartenenza più elevato, e via via tutte le altre. Se tra il valore di appartenenza fuzzy della prima classe e quelli delle successive classi esiste una differenza significativa, la classificazione può dirsi stabile; se invece la differenza è minima, allora la classificazione è instabile, indipendentemente dal valore assoluto del grado di appartenenza alla prima classe di copertura del suolo.

Per meglio valutare la performance del processo *object-oriented* è stata anche realizzata una classificazione tradizionale *pixel-oriented* tramite il classificatore di massima verosimiglianza *maximum likelihood* (RICHARDS, 1986). La classificazione è stata condotta utilizzando gli stessi *training sites* di quella *object-oriented* sulla base dei dati delle quattro bande multispettrali QuickBird. I risultati ottenuti dalla classificazione sono stati filtrati con filtro modale di 7x7 pixel al fine di limitare la microvariabilità geometrica. Il classificatore di massima verosimiglianza è stato prescelto per avere un immediato termine di paragone in termini di performance e non perché sia il miglior algoritmo *pixel-oriented*.

La valutazione dell'accuratezza delle classificazioni è stata calcolata tramite matrice di contingenza tra classificazione e *test sites*. Sulla base della matrice generata è stato calcolato l'indice KIA (*Kappa Index of Agreement*) per la valutazione sintetica della performance dei classificatori (CONGALTON, 1991).

RISULTATI

Il processo di segmentazione ha permesso di generare poligoni molto ben calibrati rispetto alla risoluzione geometrica dell'immagine e al sistema di nomenclatura prescelto. Tutti i poligoni sono quindi omogenei per copertura del suolo. In fase di post-classificazione alcuni poligoni sono stati fusi (*dissolve*) per eliminare i confini tra poligoni adiacenti appartenenti alla medesima classe di copertura del suolo. L'ottimizzazione del processo di segmentazione (poligoni i più grandi possibili con copertura del suolo omogenea) è il frutto di numerosi tentativi implementati variando i parametri guida del processo e osservando visivamente i risultati ottenuti. Il dettaglio geometrico dei poligoni è sostanzialmente congruente con una scala di riferimento di circa 1:5000.

Gli algoritmi di classificazione non sono riusciti a discriminare direttamente tutte le classi di copertura del suolo. Le classi «Piantagioni di arboricoltura da legno» e «Vigneti» non sono infatti facilmente discriminabili

sulla base del dato multispettrale di risoluzione geometrica pari a 2,8 m: i vigneti si confondono con pascoli abbandonati o prati naturali, mentre le piantagioni di arboricoltura da legno hanno le caratteristiche di un bosco rado o di un cespuglieto, a seconda dell'età. D'altra parte, neppure per fotointerpretazione manuale è possibile riconoscere queste coperture. Solamente l'inclusione della banda pancromatica permette di portare la risoluzione a 0,7 m e di riconoscere distintamente i filari dei vigneti e la regolarità del sesto degli impianti per arboricoltura da legno (Figura 2).

Figura 2 – Differenza di risoluzione geometrica delle immagini QuickBird, ottenuta dalle bande multispettrali (pixel di 2,8 m, a sinistra) e dalla banda pancromatica (0,7 m, a destra). Da notare come la maggiore risoluzione della banda pancromatica permetta di apprezzare la tessitura dei vigneti (V) e di alcune piantagioni da legno (P).

Dall'analisi delle caratteristiche dell'immagine è stato necessario includere anche una classe di «ombre», in parte dovute all'orografia, in parte alla copertura nuvolosa.

Le classificazioni sono quindi basate su una legenda strutturata in nove classi. La classificazione realizzata con il metodo *pixel-oriented* con algoritmo di massima verosimiglianza ha riportato un valore di KIA pari a 0,47, mentre quella *object-oriented* con algoritmo *k*-NN su logica fuzzy ha riportato un valore di KIA pari a 0,78 (Figura 3).

Per entrambi i classificatori le maggiori incertezze si riscontrano nella separazione delle classi degli ambienti naturali e seminaturali. D'altra parte, anche nella fotointerpretazione manuale i casi dubbi sono spesso gli stessi: il passaggio tra un bosco rado e una formazione di macchia, tra un prato abbandonato e un cespuglieto, ecc. Il classificatore *pixel-oriented* ha però portato a una costante sottostima delle formazioni di macchia e una sovra-

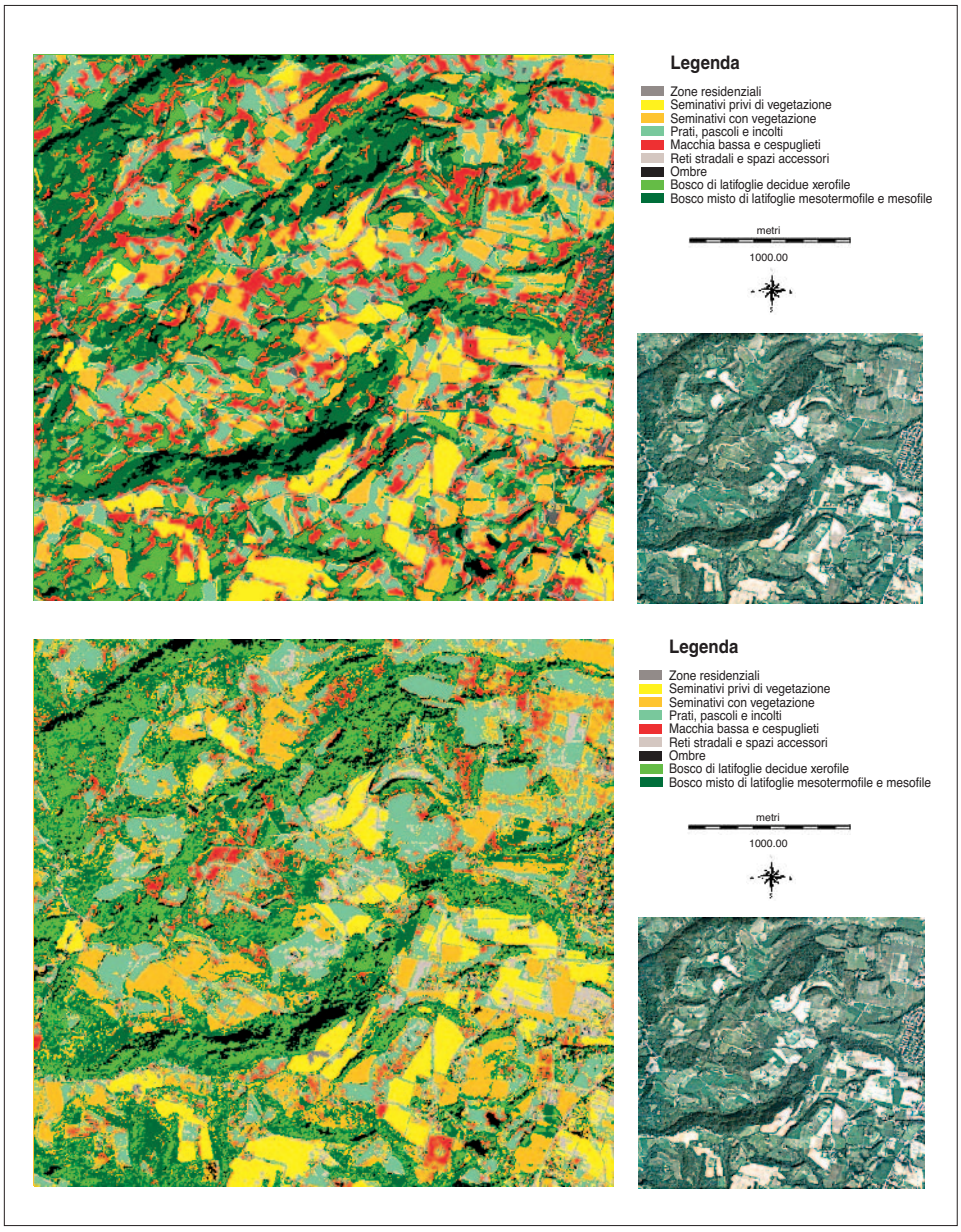

Figura 3 – Confronto tra la classificazione *object-oriented* vettoriale (sopra, KIA = 0,78) e quella *pixel-oriented* raster (sotto, KIA=0,47). Per entrambe in basso a destra l'immagine QuickBird in composizione a colori naturali.

stima dei boschi e dei prati, mentre quello *object-oriented*, pur mostrando forte instabilità per queste classi, ha quasi sempre attribuito la corretta classe di copertura del suolo a detti poligoni.

Completata la classificazione automatica dei poligoni, il processo *object-oriented* ha permesso la correzione manuale di alcuni poligoni dubbi e la reintroduzione delle classi «vigneti» e «impianti di arboricoltura da legno» riconosciuti mediante l'impiego della banda pancromatica: il valore di KIA è in tal modo arrivato a 0,96. I poligoni sono stati quindi sottoposti a un processo di *dissolve* che ha portato alla cartografia definitiva in formato vettoriale (Figura 4).

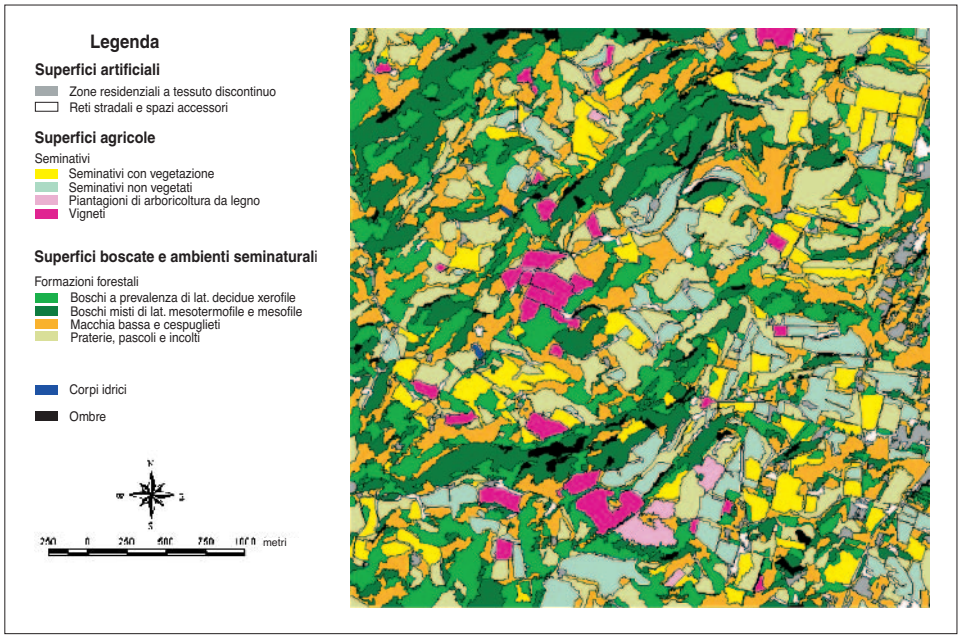

Figura 4 – La classificazione *object-oriented* (vettoriale) definitiva dopo la correzione manuale (KIA=0,96).

Conclusioni

L'elevata risoluzione geometrica delle ultime generazioni di immagini telerilevate aumenta la possibilità di riconoscere visivamente gli oggetti al suolo ma ne aumenta anche la complessità spettrale. All'aumentare della risoluzione geometrica e al diminuire del numero di bande spettrali diminuisce l'efficacia dei tradizionali metodi di classificazione *unsupervised* e

supervised pixel-oriented. In tale contesto la fotointerpretazione in ambiente GIS di composizioni in falsi colori risulta essere ancora l'unico approccio veramente operativo per la realizzazione di cartografie tematiche.

Le tecniche di segmentazione multirisoluzione e di classificazione *object-oriented* aprono nuove prospettive di utilizzo delle immagini telerilevate finalizzate alla creazione di cartografie tematiche in quanto capaci di meglio valorizzare l'elevato contenuto informativo della componente geometrica delle immagini.

L'approccio *object-oriented* non definisce intrinsecamente un metodo di classificazione. Una volta definiti i poligoni tramite segmentazione, essi possono essere classificati in maniera totalmente manuale o tramite un qualsiasi metodo di classificazione di tipo *supervised* o *unsupervised*.

Sulla base dell'esperienza maturata nell'ambito della presente sperimentazione, una metodologia mista di preclassificazione *supervised* dei poligoni seguita da un controllo e da una revisione manuale per fotointerpretazione può costituire una via operativamente percorribile per la realizzazione di cartografia tematica forestale. Il prodotto generato, rispetto a quello da fotointerpretazione, avrà un maggior livello di oggettività nella definizione dei limiti tra diverse unità di uso/copertura del suolo, così come nell'attribuzione delle classi di legenda ai poligoni creati. Anche i tempi di realizzazione saranno comunque più bassi rispetto a quelli richiesti dalla tradizionale digitalizzazione manuale.

La segmentazione e le classificazioni *object-oriented* richiedono ancora un vasto sviluppo operativo volto a individuare la procedura di elaborazione ottimizzata in funzione delle caratteristiche geometriche e spettrali delle immagini disponibili, del sistema di nomenclatura utilizzato e della scala di riferimento della cartografia da produrre. L'ampia gamma di procedure implementabili con approccio *object-oriented* richiede inoltre una specifica preparazione del personale tecnico.

Peraltro, l'approccio, così come operativamente implementato in un software di vasta diffusione quale eCognition, costituisce un importante strumento per il definitivo avvicinamento degli utenti e degli esperti di cartografia tematica al mondo del telerilevamento digitale.

RINGRAZIAMENTI

Si ringrazia Sysdeco Italia S.r.l., distributore ufficiale di eCognition in Italia, per il supporto operativo.

SUMMARY

Object-oriented classification of QuickBird images for forest mapping

Manual photointerpretation in GIS environment is the approach commonly used to derive forest thematic maps by satellite images. Forest maps produced by supervised or unsupervised pixel-based methods are usually characterized by systems of nomenclature not enough detailed to be used as usefull tools supporting forest planning. The use of more complex legends make classification errors higher, usually over standard acceptability. Such problems still limit the operative diffusion of thematic maps produced by supervised and unsupervised pixel-based classifications of remotely sensed images. The last generation of very high resolution satellites and the development of object-oriented classification techniques seem to be able to bypass such problems. For such a task in a study area of 1370 ha (Sasso Marconi, Bologna, Italy) the efficacy of an object-oriented classification method based on multiresolution segmentation of QuickBird satellite images is tested. Achieved map is then contrasted with pixel-oriented map produced with a standard supervised classification of the same image.

BIBLIOGRAFIA

BAATZ M., SCHÄPE A., 1999 – *Object-oriented and multi-scale image analysis in semantic networks*. In: Proc. of the 2nd International Symposium on operationalization of remote Sensing, August 16th-20th 1999. ITC, Enschede.

BAATZ M., BENZ U., DEHGANI S., HEYNEN M., HÖLTJE A., HOFMANN P., LINGENFELDER I., MIMLER M., SOHLBACH M., WEBER M., WILLHAUCK G., 2001 – *eCognition user guide*. Definies imaging GmbH, München, Germany.

BENZ U., 1999 – *Supervised fuzzy analysis of single and multichannel SAR data*. IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 2 (37): 1023-1037.

BUITENA H.J., VAN PUTTEN B., 1997 – *Quality assessment of remote sensing image registration – analysis and testing of control point residuals*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2 (52): 57-73.

CHIRICI G., CORONA P., MARCHETTI M., PORTOGHESI L., TRAVAGLINI D., 2002 – *Feasibility assessment of very high resolution satellite imagery for hierarchical classification of burnt pine stands in a Mediterranean coastal environment*. Atti del III Congresso SISEF «Alberi e foreste per il nuovo millennio», Viterbo, 15-18 Ottobre 2001. In stampa.

CIVANLAR R., TRUSSELL H., 1986 – *Constructing membership functions using statistical data*. Fuzzy sets and Systems, 18: 1-13.

CONGALTON R.G., 1991 – *A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data*. Remote Sensing of Environment, 37: 35-46.

FRANCO-LOPEZ H., EK A. R., BAUER M.E., 2001 – *Estimation and mapping of forest stand density, volume, and cover type using the k-nearest neighbors method*. Remote sensing of environment, 77: 251-274.

FRANKLIN S.E., 2001 – *Remote sensing for sustainable forest management*. CRC Press, Boca Raton, USA.

GREEN K., 2000 – *Selecting and interpreting high-resolution images*. Journal of Forestry, 98: 37-39.

MASELLI F., BOTTAI L., ERCOLE T. and TERPESSI C., 2002 – *Use of Multitemporal Spot HRV-PAN Images for Mapping Urban Expansion Process*. Remote sensing reviews, 20: 323-345.

RICHARDS J.A., 1986 – *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer-Verlag, Berlin.