

CLASSIFICAZIONI DI IMMAGINI AD ELEVATA RISOLUZIONE MEDIANTE TECNICHE *OBJECT ORIENTED* PER IL RICONOSCIMENTO DELL'ARBORICOLTURA DA LEGNO

Domenico COALOA, Alessandra GRIGNETTI, Giacomo NICCOLINI

C.R.A. - Istituto di Sperimentazione per la Pioppicoltura, Strada per Frassineto 35,
15033 Casale Monferrato (AL), tel.: 0142 330926, fax: 0142 55580, e-mail:
coaloa@populus.it

Riassunto

L'obiettivo di questo lavoro è il riconoscimento di impianti di pioppo differenziati per classi di copertura arborea, con immagini satellitari ad elevata risoluzione spaziale. A tal fine è stata analizzata un'immagine Ikonos, relativa ad un'area agricola di circa 16 kmq, in provincia di Alessandria. Dalle bande multispettrali sono stati elaborati diversi indici (differenza e indici di vegetazione), per migliorare l'informazione spettrale. Quindi sono state applicate tecniche di analisi di tipo *object oriented* sul *data set* comprendente le bande originali e gli indici. Gli oggetti, ottenuti tramite segmentazione, sono stati classificati mediante classificatore *Nearest Neighbor*, utilizzando sia le caratteristiche spettrali (media e deviazione standard degli oggetti in specifiche bande) che attributi di tipo geometrico (indici di forma, compattezza dei poligoni). La segmentazione ha permesso di creare poligoni la cui forma è pertinente alla parcellizzazione agricola. Sono state confrontati i risultati delle diverse procedure di classificazione con una mappa ottenuta mediante fotointerpretazione di fotoaeree e rilievi di campo. I valori di accuratezza sono risultati molto simili tra loro e costituiscono un punto di partenza per il riconoscimento automatico degli impianti di pioppo e di altre specie legnose.

Abstract

This work concerns the classification of different crown cover classes of Poplar stands, making use of a Ikonos very high geometric resolution image (1 meter/px). The test area is an agricultural area of about 16 kmq, located in the plain of northern Italy, close to Alessandria. To emphasize the spectral difference among the classes, vegetation indices and difference images were processed and classified by means of object oriented techniques. Afterward segmentation process, Nearest Neighbor classification was applied using different data set consist of spectral images and shape indices. The shape of the polygons was in agreement with the agricultural land and the results of the classification were compared with the map defined by means of aerial photos interpretation and ground survey.

Introduzione

Per la realizzazione e l'aggiornamento degli inventari forestali e dell'arboricoltura da legno, le immagini satellitari ad elevata risoluzione costituiscono oramai una valida alternativa alle tradizionali foto-aeree digitali, grazie anche alla messa a punto delle nuove metodologie di classificazione di tipo *object-oriented* (Lamonaca, 2006).

In Italia, la pioppicoltura, o più in generale l'arboricoltura da legno, rappresenta una realtà economica di grande rilievo per le zone di pianura, soprattutto per le regioni settentrionali quali Piemonte, Lombardia, Emilia-Romagna, Friuli e Veneto (Nervo e Radice Fossati, 2006).

Tramite il telerilevamento, l'individuazione degli impianti arborei si presenta particolarmente difficoltoso sia nel caso in cui vengano utilizzate immagini con basse risoluzioni spaziali, che non consentono di riconoscere la tipica struttura a filari degli impianti, sia nel caso in cui vengano applicate tecniche di classificazioni *per pixel* a dati ad elevata risoluzione, che generano immagini disomogenee con il caratteristico aspetto "sale e pepe".

Lo sviluppo delle recenti tecnologie fondate su una logica per oggetti permette di superare tali difficoltà. I nuovi metodi di classificazione non utilizzano più l'informazione spettrale dei singoli pixel ma quella derivata da insiemi di pixel, che così costituiscono l'unità di base delle successive analisi (Baatz et al., 2003). L'immagine classificata finale inoltre è di tipo vettoriale con caratteristiche molto simili a quelle di una carta derivata dalla fotointerpretazione manuale (Chirici et al, 2003) e quindi facilmente confrontabile con le cartografie prodotte in anni precedenti. Le immagini di nuova generazione quindi, per il loro dettaglio spaziale, hanno potenzialità molto ampie negli studi di tipo inventariale, ma l'aumento della complessità spettrale richiede nuove procedure interpretative (Chubey et al., 2006). Nel caso dell'arboricoltura da legno, i dati satellitari di ultima generazione permettono il riconoscimento di campi di pioppo anche di modeste dimensioni, ma è necessario individuare parametri spettrali e spaziali per distinguerli in base alla copertura della chioma e all'età dell'impianto.

In tale ambito, l'obiettivo di questo lavoro è il riconoscimento di impianti di pioppo alle varie classi di copertura, con immagini satellitari ad elevata risoluzione spaziale mediante tecniche di classificazione *object oriented*. A tal fine è stata utilizzata un'immagine multispettrale Ikonos relativa ad un'area della pianura padana, in provincia di Alessandria.

Area di studio

L'area di studio, di circa 2.170 ha, è compresa nei comuni di Valenza, San Salvatore Monferrato e Castelletto Monferrato, in provincia di Alessandria. L'area è caratterizzata da una zona di pianura utilizzata essenzialmente per coltivazioni agricole quali cereali (grano, mais, orzo, riso), colture industriali (barbabietola da zucchero, girasole, soia, colza) ed estese superfici di impianti di arboricoltura da legno quali pioppeti e altre latifoglie di pregio. Sono presenti inoltre residue formazioni di bosco naturale costituite prevalentemente da salicacee, distribuite principalmente lungo la fascia fluviale del fiume Po e boschetti di invasione a specie alloctone (*Robinia pseudoacacia*).

Gli appezzamenti di pioppo, costituiti da piante coetanee e monoclonali, risultano mediamente di modeste dimensioni (circa 2 o 3 ha) e sono caratterizzati da una densità di 280 piante per ettaro disposte con sesti d'impianto regolari. Nei primi anni (1-2 anni) dell'impianto la chioma risulta molto ridotta e dopo il 3° - 4° anno la percentuale di copertura della chioma raggiunge il 25%. La copertura totale viene raggiunta dopo la metà del turno (6-7 anni), in condizioni di crescita normale.

Le classi di copertura in relazione all'età dell'impianto sono state definite in base alla fotointerpretazione di fotoaeree (Lapietra et al., 1980) e ampiamente utilizzate per la realizzazione degli inventari di pioppicoltura (Tabella 1).

	Classi di copertura	Classi di età
Pioppo 1	<5%	1° - 2°
Pioppo 2	5 - 25%	3° - 4°
Pioppo 3	25 - 75 %	6° - 7°
Pioppo 4	75 - 100 %	> 7°

Tabella 1 - Classi di copertura che si correlano all'età dell'impianto.

Elaborazione dati

E' stata acquistata un'immagine multispettrale Ikonos relativa al giugno 2000, ricampionata ad un 1 metro per pixel e georiferita nel sistema UTM WGS84 (con un errore inferiore al 5%).

Per enfatizzare le differenze spettrali presenti tra le diverse tipologie di copertura del suolo sono stati calcolati indici di differenza e di rapporto tra le quattro bande Ikonos. Si sono ottenuti, oltre

all'indice normalizzato NDVI, quattro immagini differenza (meno31, meno32, meno41, meno 43) e quattro indici di rapporto (DV3/1, DV3/2, DV4/1, DV4/3). E' stata inoltre effettuata un'analisi in componenti principali da cui sono state estratte le prime tre componenti, contenenti circa il 99% della varianza totale. Si è costituito così un *data set* di 15 immagini, utilizzato successivamente come *input* per le procedure di segmentazione e di classificazioni *object oriented*, implementate nel software eCognition.

Le tecniche di tipo *object-oriented* prevedono, come prima fase, la creazione di una scala gerarchica di oggetti ottenuta attraverso la produzione di più livelli di segmentazione, utilizzando il valore spettrale e il fattore forma. La corretta impostazione del processo di segmentazione risulta fondamentale per il successo della classificazione poiché, se i parametri vengono definiti in maniera inadeguata, la segmentazione può portare ad una eccessiva frammentazione o ad un accorpamento di poligoni appartenenti a diverse classi di copertura del suolo (Chirici et al., 2003; Giannetti e Canavesio, 2004). Sono state quindi effettuate numerose prove di segmentazione variando i fattori di scala, di forma e di colore, al fine di ottenere livelli gerarchici di poligoni coerenti con la parcellizzazione agricola del territorio e, allo stesso tempo, sufficientemente dettagliati per differenziare le parcelle a pioppo in base al loro grado di copertura.

I poligoni ottenuti dalla segmentazione sono stati classificati utilizzando il classificatore *Nearest Neighbors*. In questo lavoro, sono state effettuate tre prove di classificazione, utilizzando la stessa copertura vettoriale generata dalla segmentazione e gli stessi poligoni di training, ma diversi attributi basati su parametri statistici (media e deviazione standard dei poligoni calcolata in ciascuna immagine) e parametri geometrici legati alla forma e dimensione dei poligoni generati (estensione, rapporto tra lunghezza e larghezza, indice di forma, compattezza).

La scelta delle immagini e degli indici di forma è stata effettuata automaticamente applicando il processo di ottimizzazione *Feature Space Optimization (FSO)*. Questo è un processo che ottimizza lo spazio di attributi (immagini) all'interno del quale effettuare la classificazione; viene calcolata, per ciascuna combinazione di immagini, la distanza tra le classi all'interno dello spazio definito inizialmente, individuando così le immagini che maggiormente contribuiscono a differenziare le classi di interesse (Baatz et al., 2003).

Le classi di copertura del suolo definite sulle immagini e classificate sono le aree agricole, in produzione o a riposo, le superfici boscate ed aree con vegetazione arborea rada; i pioppeti artificiali (la cui descrizione delle classi di copertura è riportata in Tabella 1), gli impianti di conifere, le praterie di greto e superfici prive di copertura vegetale, presenti in prossimità dei corsi d'acqua, le aree urbanizzate e infrastrutture, i corsi e specchi d'acqua.

Il confronto tra i risultati delle diverse classificazioni per le classi di pioppo, gli impianti di conifere e il bosco è stato realizzato mediante il calcolo delle matrici di errore, adottando come dato di verità a terra un'immagine ottenuta dalla fotointerpretazione manuale di fotografie aeree e controllata in campo (Colaoa e Chiarabaglio, 2004). L'immagine utilizzata comprende circa 82 ha di impianti di pioppo1 e pioppo2, 272 ha di pioppo3 e pioppo4, 11 ha di impianti di conifere e 14 ha di bosco per un totale di 379 ettari.

Risultati

Prima di procedere alle fasi di segmentazione e classificazione, sono stati analizzati le firme spettrali e i valori di tutti gli indici per le classi di pioppo, impianti a conifere e bosco (Figure 1-4), al fine di valutare se le differenze spettrali tra le classi fossero tra loro significative e quale tra le immagini del *data set* potessero contribuire maggiormente alla loro identificazione.

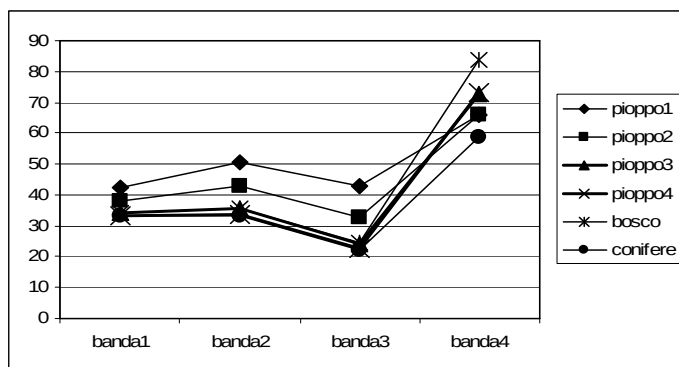


Figura 1 - Firme spettrali delle classi di pioppo, impianti di conifere e bosco nelle 4 bande Ikonos

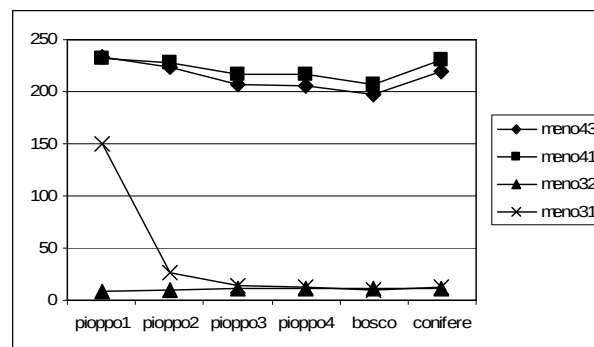


Figura 2 - Andamento dei valori delle immagini differenze per le classi di pioppo, impianti di conifere e bosco

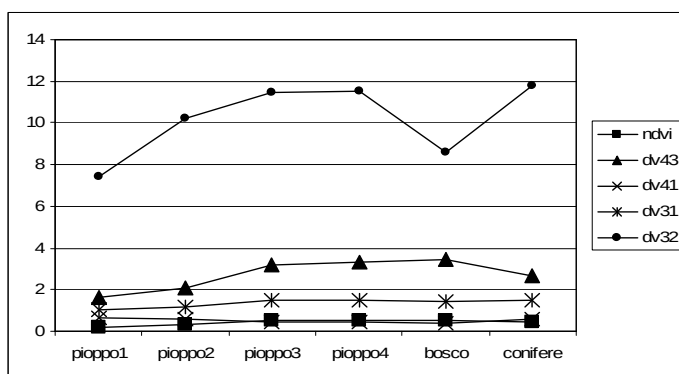


Figura 3 - Andamento dei valori degli indici di rapporto per le classi di pioppo, impianti di conifere e bosco

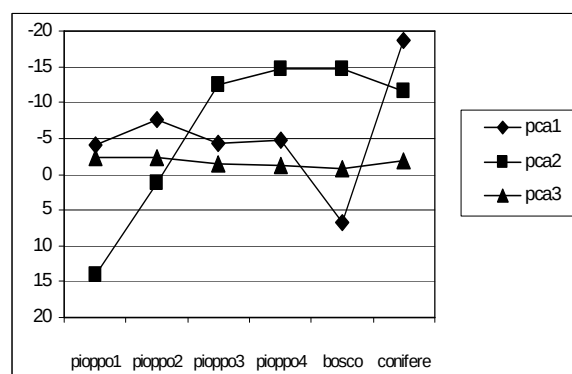


Figura 4 - Andamento dei valori nelle PCA per le classi di pioppo, impianti di conifere e bosco

La Figura 1 mostra che le classi relative al pioppo1 e pioppo2 sono caratterizzate da elevati valori di riflettanza in banda 2 e banda 3, in relazione alla loro bassa copertura arborea, compresa infatti tra il 5% e il 25%. Le classi pioppo3 e pioppo4, che sono invece caratterizzate da elevati valori di copertura, non si differenziano tra di loro spettralmente e mostrano valori simili alle classi di bosco e conifere, ad eccezione della banda 4. Anche analizzando gli andamenti spettrali negli indici non sono evidenti forti differenze spettrali tra le classi, tranne che nell'immagine DV32 (Figura 3), nelle prime due componenti principali (Figura 4) e, solo per le classi pioppo1 e pioppo2 nell'immagine ottenuta dalla differenza di banda 3 e banda 1 (Figura 2).

In questa fase sperimentale, si è deciso di ridurre il numero delle classi di pioppo da quattro a due, creando la classe pioppo12 (unione di pioppo1 e pioppo2) e la classe pioppo34 (unione di pioppo3 e pioppo4).

Tutte le immagini sono state quindi utilizzate per il processo di segmentazione e i parametri scelti sono scala=68, color=0,9 e shape = 0,5. I poligoni così formati presentano una dimensione e una struttura conforme alla realtà territoriale e sono stati utilizzati per individuare le aree di *training* per la classificazione.

La procedura di classificazione *Standard Nearest Neighbor* è stata impiegata utilizzando un diverso numero di immagini. In un primo caso è stato utilizzato il *data set* delle 15 immagini senza indici di forma, mentre negli altri due casi si è proceduto al calcolo della "*Feature Space Optimization (FSO)*" per la scelta delle immagini, come descritto in Tabella 2.

L'ottimizzazione è stata condotta sia utilizzando un insieme di 37 immagini comprendenti le medie e le deviazioni standard di tutto il *data set* più alcuni indici di forma, sia utilizzando un numero ridotto (22 immagini) che comprende, oltre agli stessi indici di forma, le immagini con il più basso grado di correlazione. Dal *data set* di 37 immagini, il valore più elevato della distanza è stato

ottenuto con la combinazioni di 13 immagini, mentre da quello contenente 22 immagini, la procedura ha estratto un *data set* di 12 immagini molto simile al precedente, ad eccezione della deviazione standard della banda 3.

Casi	Set di immagini iniziali	FSO	Set finale
15 immagini (1° caso)	Medie delle bande 1 - 4, meno31, meno32, meno41, meno 43, DV3/1, DV3/2, DV4/1, DV4/3, PCA1, PCA2, PCA3		
38 immagini (2° caso)	Medie e deviazioni standard delle bande 1 - 4, meno31, meno32, meno41, meno 43, DV3/1, DV3/2, DV4/1, DV4/3, PCA1, PCA2, PCA3 Indici di forma: <i>area, density, border lenght, main direction, shape index, border index, asymmetry, compactness</i>	13 immagini	Medie della banda 4, DV4/3, PCA1; Deviazioni standard della banda4, banda3, meno31, DV43, PCA1; <i>area, main direction, asymmetry, border length e density</i>
22 immagini (3° caso)	Medie e deviazioni standard della banda 4, meno41, meno32, meno31, DV4/3, DV41, PCA1 Indici di forma: <i>area, density, border lenght, main direction, shape index, border index, asymmetry, compactness</i>	12 immagini	Medie della banda 4, DV4/3, PCA1; Deviazioni standard della banda4, meno31, DV43, PCA1; <i>area, main direction, asymmetry, border length e density</i>

Tabella 2 - Descrizione dei diversi insiemi di immagini utilizzate per il processo di classificazione NN.

Dalle matrici degli errori calcolate confrontando le immagini ottenute con la fotointerpretazione sono stati estratti i valori di accuratezza totali. Dalla Tabella 3 si osserva che tali valori si attestano tutti intorno al 70%, senza forti differenze. Il valore di accuratezza più elevato è raggiunto nel 1° caso, in cui sono state utilizzate tutte le immagini del *data set* senza indici di forma.

	1° caso	2° caso	3° caso
Accur. total	74 %	69 %	68 %
Coef. Kappa	0,6	0,49	0,49

Tabella 3 -. Percentuali di accuratezza totale e coefficiente K calcolati dalle matrici degli errori per le tre classificazioni.

Anche se si confrontano tra loro le percentuali di pixel classificati nelle diverse classi di copertura del suolo (Figura 5) emerge che non vi sono forti discordanze tra le diverse procedure sperimentate. Le differenze riguardano prevalentemente la classe agricolo, le aree urbane e il non classificato, mentre le due classi di pioppo, gli impianti a conifere e, in misura minore, il bosco sono stati classificati in modo omogeneo nelle tre diverse procedure.

Analizzando con maggiore dettaglio le superfici relative ai pioppeti si osserva che la percentuale dei pixel classificati come pioppo12 è pari a circa l'8% per una superficie di 179 ha nel 1° caso e approssimativamente di 202 ha nel 2° e 3° caso. I pixel classificati come pioppo34 coprono una superficie di 257 ha nel primo caso, mentre nel 2° e 3° caso sono stati classificati circa 242 ha di pioppo23. Gli impianti a conifere presentano, invece, superfici leggermente differenti tra le classificazioni: nel 1° caso occupano circa 39 ha, nel 2° caso circa 19 ha mentre nel 3° caso ricoprono circa 26 ha.

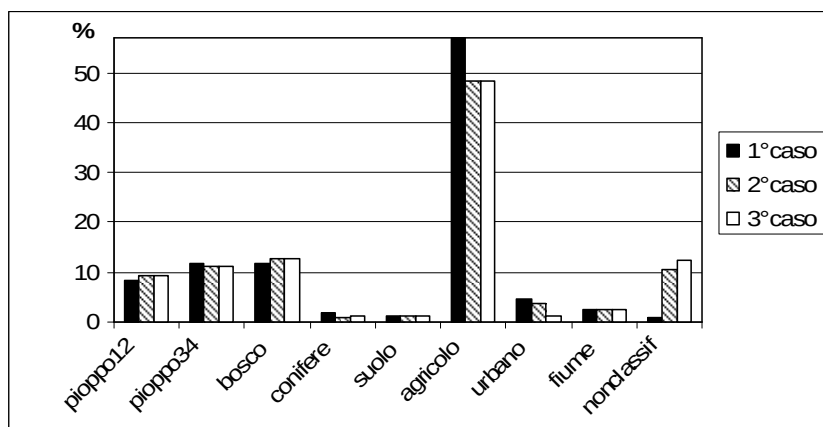


Figura 5 - Percentuali di pixel classificati nelle tre procedure per tutte le classi di copertura del suolo

Confrontando questi valori con quelli dell'immagine ottenuta dalla fotointerpretazione, e utilizzata come dato di verità a terra, emerge che le superfici individuate con la classificazione automatica per i pioppeti che hanno superato la metà del turno (pioppo34) si attestano su valori accettabili (sovrastima del 10%), mentre per i pioppeti più giovani, le classificazioni hanno dato risultati poco attendibili con scostamenti piuttosto elevati (più del 90%), dovuti a confusione con le colture agrarie e le formazioni naturali a copertura rada.

Conclusioni

Le tecniche di classificazione *object oriented* applicate su immagini ad elevata risoluzione spaziale mostrano di avere elevate potenzialità per la realizzazione degli inventari per l'arboricoltura da legno, anche se devono essere effettuati ulteriori approfondimenti e studi, sfruttando ad esempio, le caratteristiche geometriche di impianto per identificare con maggiore accuratezza gli impianti più giovani.

Inoltre, mediante la definizione dei parametri spettrali che caratterizzano ciascuna classe di copertura sarà possibile assegnare specifiche funzioni di appartenenza alle classi stesse, tali da rendere speditivo il processo di classificazione a tutti i livelli di copertura.

Bibliografia

- Baatz M, Benz U., Dehghani S., Heynen M., Holtje A., Hofman P., Mimler M., Sohlbach M., Willhauck G. (2003), "eCognition user guide 3", *Definiens Imaging GmbH*, Munchen, Germany.
- Chirici G., Corona P., Travaglini D. (2003), "Sperimentazione di tecniche di classificazione object-oriented di immagini Quickbird a fini forestali", *L'Italia Forestale e Montana*, 4: 231-250.
- Chubey M.S., Franklin S.E., Wulder M.A. (2006), "Object-based analysis of Ikonos-2 imagery for extraction of forest inventory parameters", *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72 (4): 383-394.
- Coaloa D., Chiarabaglio P. M. (2004), "Classificazione di immagini telerilevate per il riconoscimento dell'arboricoltura da legno", in *Presentazione dei primi Risultati di RI.SELV. ITALIA*, Milano 16 Settembre 2004.
- Green. K. (2000), "Selecting and interpreting high-resolution images", *Journal of Forestry*, 98 (6): 37-39.
- Lamonaca A. (2006), "Utilizzo di immagini QUICKBIRD per il monitoraggio annuale della superficie forestale", *L'Italia Forestale e Montana*, 2: 119-132.
- Lapietra G., Sampietro L., Collot T. (1980), "Inventario statistico per punti della pioppicoltura specializzata nella Pianura Padana", S.A.F., Roma: 112 pp.
- Giannetti F., Canavesio A. (2004) "Prove di segmentazione multirisoluzione su fotografie aeree e immagini multispettrali per la delimitazione delle aree boscate", *Atti 8° Conferenza Nazionale ASITA*, Roma 14-17 Dicembre 2004, Vol. II:1177-1182.
- Nervo G., Radice Fossati F. (2006), "Le iniziative per il rilancio della pioppicoltura italiana", *Alberi e Territorio*, 1/2: 14-22.