

FABIO MASELLI (\*) - LORENZO BOTTAI (\*\*) - GHERARDO CHIRICI (\*\*\*)  
PIERMARIA CORONA (\*\*\*\*) - MARCO MARCHETTI (\*\*\*\*\*)  
DAVIDE TRAVAGLINI (\*\*\*)

## STIMA DI ATTRIBUTI FORESTALI IN AMBIENTE MEDITERRANEO TRAMITE INTEGRAZIONE DI MISURE A TERRA E DATI TELERILEVATI

FDC 585 : (4-0015)

*Nel contesto delle attività di inventariazione e monitoraggio forestale va sempre più diffondendosi l'uso di dati telerilevati da satellite. Tuttavia, la complessità delle relazioni tra attributi di interesse e firme spettrali delle superfici a copertura forestale rende indispensabile l'utilizzo di sistemi flessibili per la classificazione delle immagini telerilevate: tra questi, i più efficienti sono i classificatori non-parametrici, tra cui il più utilizzato è il sistema «k-Nearest Neighbors» (k-NN). Obiettivo del presente studio è la sperimentazione di diverse versioni di questo sistema per la stima di un tipico attributo forestale (massa legnosa) in due aree dell'Italia Centrale. In particolare, nel presente lavoro vengono testate comparativamente le prestazioni di diversi tipi di distanza spettrale. Nelle condizioni esaminate, la migliore accuratezza di stima è stata ottenuta con la distanza spettrale calcolata tramite il metodo multiregressivo, che sembra sfruttare in maniera ottimale il diverso contenuto informativo delle bande spettrali considerate.*

### 1. INTRODUZIONE

In considerazione delle attuali esigenze pianificatorie e gestionali, le richieste di caratterizzazione quali-quantitativa delle cenosi forestali tendono

---

(\*) IBIMET-CNR, P.le delle Cascine 18, 50144 Firenze. Tel.: +39-055-354895, Fax: +39-055-350833, e-mail maselli@ibimet.cnr.it

(\*\*) LAMMA, Regione Toscana, Via Madonna del Piano, 50019 Sesto Fiorentino, Firenze. Tel.: +39-055-4483035, e-mail bottai@lamma.rete.toscana.it

(\*\*\*) 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: +39-0761-357389. e-mail: piermaria.corona@unitus.it.

(\*\*\*\*\*) Dipartimento di Scienze e Tecnologie per l'Ambiente e il Territorio, Università del Molise. Via Mazzini, 8 - 86170, Isernia. Tel.: +39-0865-478978, Fax: +39-0865-411283. e-mail: marchettimarco@unimol.it



oggi a essere focalizzate sull'analisi del bosco in quanto sistema complesso e multiuso. Nei termini descritti, l'inventariazione e il monitoraggio forestale tendono a sfumare nella più vasta accezione di monitoraggio ambientale, da configurare come componente di sistemi informativi territoriali permanenti (CORONA e MARCHETTI, 2000; CORONA e TABACCHI, 2001). In tale contesto, va sempre più diffondendosi l'uso di dati telerilevati da satellite, data l'agevole aggiornabilità delle informazioni da essi ritraibili, a costi relativamente contenuti (BARBATI *et al.*, 2000).

L'impiego operativo di dati satellitari per la stima di attributi forestali deve tuttavia confrontarsi con una serie di problemi. Le complesse relazioni fra attributi (tipo forestale, densità di copertura, volume legnoso, biomassa, ecc.) e le risposte spettrali delle superfici a copertura forestale rendono, infatti, ancora spesso impraticabile l'uso di relazioni analitiche per stimare le prime da dati telerilevati. Ciò è tanto più vero in aree forestali complesse e eterogenee, come gran parte di quelle in ambiente mediterraneo. Il solo approccio attualmente operativo è l'integrazione di misure a terra con immagini satellitari, per una sorta di estensione delle prime guidata dalle seconde (MASELLI, 2001).

In particolare, vari Autori hanno mostrato come la complessità delle relazioni tra attributi forestali e relative firme spettrali renda indispensabile l'utilizzo di sistemi di classificazione flessibili: tra questi, i più efficienti sono i classificatori non-parametrici che, essendo completamente *distribution free*, non assumono relazioni precise fra gli attributi e le relative firme spettrali (MASELLI *et al.*, 2001). Tra i sistemi di classificazione non-parametrici, il *k-Nearest Neighbour* (k-NN) è quello più utilizzato, data la sua semplicità concettuale e adattabilità generale (FRANCO-LOPEZ *et al.*, 2001). L'impiego del sistema k-NN su immagini satellitari ha trovato numerose utilizzazioni operative, soprattutto nei paesi del Nord Europa, dove, a esempio, da ormai diversi anni è applicato a immagini Landsat-TM (o ETM+) per migliorare le stime di numerosi attributi nell'ambito di inventari forestali nazionali (a esempio, FAZAKAS *et al.*, 1999; KATILA e TOMPPU, 2001).

Il sistema k-NN esiste in varie versioni e richiede la selezione di vari parametri per un funzionamento ottimale. La scelta della configurazione migliore per il classificatore in ogni caso specifico diventa pertanto non sempre semplice e immediata.

Sulla base di queste considerazioni, il presente studio è focalizzato sulla sperimentazione di diverse versioni del sistema k-NN per la stima di un tipico attributo forestale (*massa legnosa*) in due aree dell'Italia Centrale. L'obiettivo principale è di verificare le potenzialità del sistema in ambienti forestali più complessi ed eterogenei di quelli nord-europei, eventualmente considerando anche modifiche specifiche che permettano di migliorarne le prestazioni. In

particolare, vengono testate comparativamente le prestazioni di diversi tipi di distanza spettrale, che sono fra i fattori più importanti per il funzionamento dei sistemi k-NN.

## 2. SISTEMI K-NN ESAMINATI

Il sistema k-NN consiste semplicemente nel trovare le firme spettrali di tutti i pixel di *training* (pixel topograficamente corrispondenti alle unità campionarie a terra) e calcolare poi, per tutti gli altri pixel, il valore dell'attributo oggetto di interesse, quale media pesata dei  $k$  pixel di training spettralmente più vicini a ciascuno di essi:

$$V_j = \frac{\sum_{i=1}^k w_i V_i}{\sum_{i=1}^k w_i} \quad (1)$$

dove:  $V_i$  = valore dell'attributo considerato misurato a terra in corrispondenza dell' $i$ -esimo pixel di training;  $w_{ij}$  = peso inversamente proporzionale alla distanza spettrale tra l' $i$ -esimo pixel di training e il pixel  $j$ ;  $V_j$  = stima dell'attributo per il pixel  $j$  (per  $j \neq i$ ).

Il sistema si basa sull'esistenza di relazioni empiriche fra gli attributi forestali considerati e le firme spettrali dei relativi pixel. In altre parole, si assume che pixel con caratteristiche forestali simili abbiano anche simili firme spettrali. Mentre questa assunzione è ragionevole nella maggior parte dei casi, l'esistenza di tali relazioni empiriche non è comunque garantita «a priori». In particolare, le prestazioni del classificatore k-NN diventano critiche in situazioni ecologicamente complesse, dove le firme spettrali delle superfici sono determinate da molti fattori interagenti fra loro (orografia del territorio, tipo e densità delle piante arboree e del sottobosco, ecc.). Un altro punto critico riguarda la densità dei punti disponibili per il training del sistema, che deve essere sufficiente per caratterizzare le principali situazioni spettrali esistenti. Le caratteristiche di zone spettralmente molto diverse da quelle di training sono infatti molto difficili da stimare, così che una loro presenza nell'area di studio può degradare i risultati del sistema. Tutti questi fattori fanno sì che le prestazioni del k-NN siano altamente variabili, e comunque dipendenti dalla identificazione di una configurazione ottimale che è da trovarsi sperimentalmente in ogni singolo caso.

In particolare, il numero ottimale  $k$  è in genere trovato per ogni appli-

cazione, tramite metodi di *cross-validation* che non richiedono l'aumento della numerosità campionaria.

Per quanto riguarda le distanze spettrali, quelle più comunemente utilizzate sono (FRANCO-LOPEZ *et al.*, 2001):

- distanza spettrale euclidea;
- distanza spettrale di Mahalanobis.

La distanza spettrale euclidea è calcolata semplicemente come sommatoria quadratica delle differenze spettrali nelle varie bande fra i pixel in esame e quelli di training. Come tale, questa distanza non considera le inter-relazioni fra le bande spettrali. La distanza di Mahalanobis, invece, standardizza le distanze spettrali nelle varie bande sull'inverso della relativa matrice di varianza-covarianza, tenendo così conto di queste inter-relazioni.

Altre opzioni più innovative, considerate nel presente studio, sono:

- distanza spettrale modificata con metodo multiregressivo;
- distanza spettrale pesata con pesi non-parametrici.

Come indicato da HOLMSTROM *et al.*, (2001), la prima distanza può essere calcolata tramite la costruzione di un modello di regressione multipla fra le differenze dei valori dell'attributo considerato e le relative distanze spettrali calcolate per ogni coppia di pixel di training. Il modello multiregressivo così costruito tiene conto sia delle diverse correlazioni fra le bande e l'attributo in esame, sia delle inter-correlazioni fra le bande stesse. Per questa ragione, questo metodo è atteso fornire delle prestazioni superiori a quelle dei metodi convenzionali.

Il secondo tipo di distanza è calcolato assegnando dei pesi alle bande spettrali in base all'ordine di importanza relativa nella identificazione dei pixel più simili per l'attributo considerato. Come spiegato da BABBINI (1978), i metodi non-parametrici sono particolarmente efficaci quando le relazioni fra le variabili in esame hanno una forma non lineare e comunque non conoscibile a priori. Da un punto di vista computazionale, per ogni pixel di training vengono calcolate le distanze spettrali con i  $k$  pixel di training più vicini per l'attributo studiato, e viene aumentato il peso delle bande dove la distanza spettrale è minore. Anche questo metodo dovrebbe quindi esaltare l'importanza delle bande più informative sul parametro in esame, fornendo così prestazioni superiori a quelli convenzionali.

Le prestazioni di questi quattro metodi sono state valutate in due casi di studio utilizzando una procedura sperimentale, schematizzata in Figura 1, che è composta dalle seguenti fasi:

- pre-elaborazione delle immagini, con geo-referenziazione delle stesse rispetto alla cartografia riportante i riferimenti a terra;
- estrazione delle firme spettrali, effettuata trovando i *digital number* dei

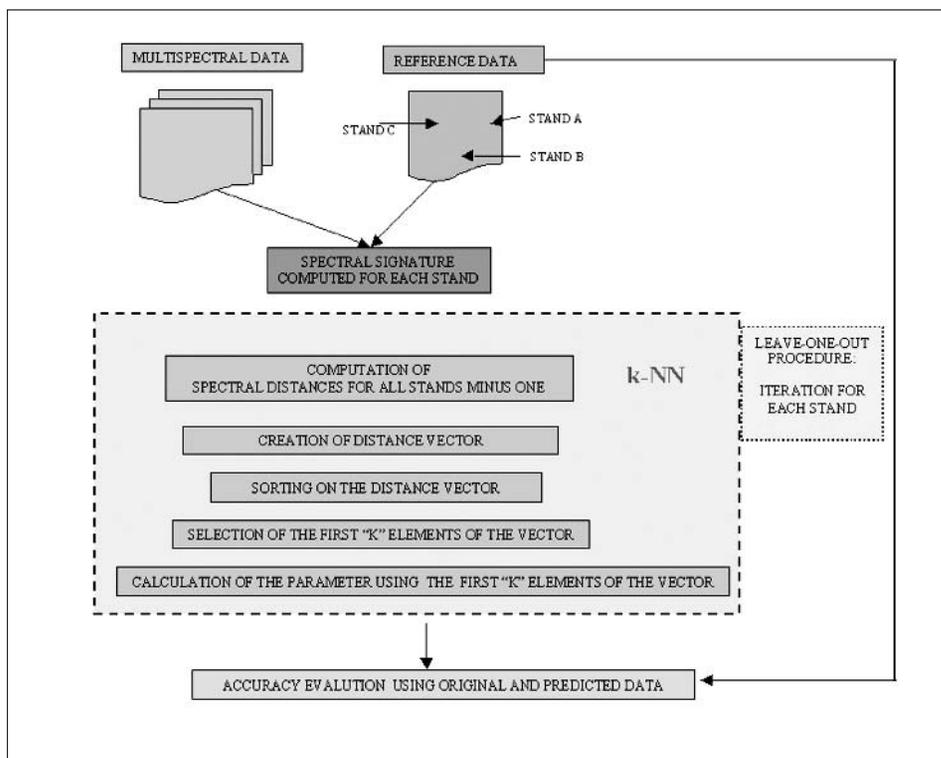


Figura 1 – Schema del protocollo sperimentale utilizzato nei due casi di studio per valutare le prestazioni del sistema k-NN con diversi tipi di distanza spettrale.

– Flow chart of the experimental protocol used for both the presented case studies to evaluate the accuracy of the k-NN method with different spectral distances.

- pixel corrispondenti a ogni unità di campionamento a terra nelle 6 bande spettrali TM o ETM+ (escludendo quindi la banda del termico che riporta informazione spettralmente e spazialmente non congruente con le altre);
- identificazione del numero ottimale  $k$  tramite *leave-one-out* (vd. KATILA e TOMPPU, 2001); questa fase ha richiesto l'applicazione iterativa dell'algoritmo k-NN con esclusione ogni volta di un pixel di training e valutazione dell'errore sui pixel esclusi ed è stata effettuata con diversi numeri  $k$  per identificare la configurazione con il minimo errore;
- applicazione alle immagini: la migliore configurazione trovata è infine applicata a tutte le aree forestali delle zone di studio (preventivamente identificate tramite opportune soglie spettrali calcolate dalle immagini stesse).

### 3. SPERIMENTAZIONI CONDOTTE

Il protocollo sperimentale descritto al § 2 è stato testato in due casi di studio, confrontando le prestazioni ottenibili dall'impiego dei quattro diversi tipi di distanza spettrale, ai fini della stima della massa legnosa.

#### 3.1. Foresta di Acquapendente

L'area è localizzata nel Comune di Acquapendente, in provincia di Viterbo e consiste di oltre 8600 ha includenti interamente la Riserva Naturale Regionale di Monte Rufeno (circa 3000 ha). L'area è stata scelta per il suo valore ambientale e paesaggistico, per la sua rappresentatività di ambienti forestali del piano collinare e submontano della regione biogeografica mediterranea e per la disponibilità di studi preesistenti (SCOPPOLA, 1998; CHIRICI *et al.*, 2001).

Il territorio considerato ha morfologia dolce, con pendenze dei versanti prevalentemente intorno a 30-35%. L'altitudine media dell'area investigata è pari a 432 m s.l.m..

Nell'area i boschi risultano prevalentemente costituiti da cedui di cerro (*Quercus cerris*). Cospicua la presenza dell'orniello (*Fraxinus ornus*), del leccio (*Quercus ilex*) e del corbezzolo (*Arbutus unedo*). Nell'area vi è anche una buona presenza di rimboschimenti con diverse specie di conifere tra cui: pino marittimo (*Pinus pinaster*), pino d'Aleppo (*Pinus halepensis*), pino nero (*Pinus nigra*), pino strobo (*Pinus strobus*), pino insigne (*Pinus radiata*) e pino domestico (*Pinus pinea*).

##### 3.1.1. Dati a terra e da satellite

I dati a terra sono stati rilevati nell'estate del 2000 con campionamento sistematico con maglia kilomtrica. Su questa griglia sono stati dislocate un totale di 370 aree campione circolari di 10 m di raggio raggruppate in 89 *cluster* (CHIRICI *et al.*, 2001). Per ogni area campione, localizzata in campagna tramite GPS, sono state acquisite informazioni descrittive e dendrometriche dei soprassuoli.

Per quanto riguarda i dati telerilevati da satellite le elaborazioni sono basate su un'immagine Landsat 7 ETM+ relativa all'estate 2000 ortorettificata sulla base di 50 GCP e di un DEM appositamente realizzato per l'area di studio a partire dalle curve di livello principali della Carta Tecnica Regionale 1:10000 della Regione Lazio.

##### 3.1.2. Risultati

L'analisi delle prestazioni del sistema k-NN è stata effettuata considerando i *cluster* come unità di riferimento, ovvero utilizzando le medie sia

della massa legnosa che delle firme spettrali calcolate per ogni *cluster*. In questo modo si è inteso evitare problemi di autocorrelazione all'interno dei cluster che avrebbero potuto alterare notevolmente le stime di errore ottenute applicando l'approccio *leave-one-out* ai singoli rilievi.

Sui dati di massa legnosa e delle firme spettrali dei *cluster* è stata inizialmente effettuata un'analisi di correlazione, tesa a una valutazione preliminare del contenuto informativo delle varie bande. Occorre a tale riguardo ricordare che, sebbene l'analisi di correlazione non sia ottimale per evidenziare relazioni non-parametriche tra i dati forestali e spettrali, essa è comunque un metodo speditivo capace di fornire indicazioni sui risultati attendibili dal k-NN. Infatti, correlazioni basse tra la massa legnosa e i valori spettrali delle bande ETM+ possono far supporre una scarsa prestazione del k-NN. Tali correlazioni, mostrate in Figura 2, si rivelano in effetti non elevate, ma comunque significative, fornendo un buon presupposto per la continuazione dell'analisi.

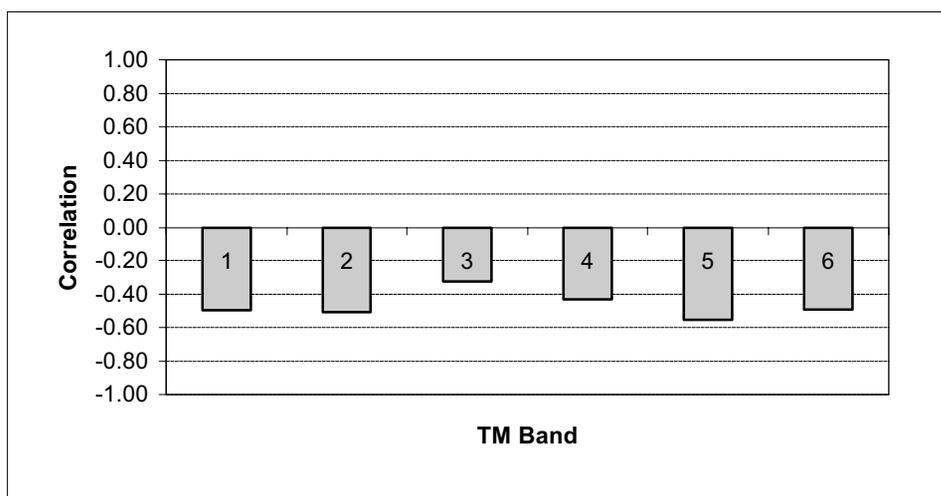


Figura 2 – Correlazioni tra i valori di massa legnosa e risposta spettrale nelle varie bande TM, nel caso di studio di Acquapendente.

– *Correlations between stand volume and spectral reflectances in the 6 TM reflective channels, case study of Acquapendente.*

Le prestazioni del k-NN con diverse distanze spettrali, valutate con il metodo *leave-one-out*, sono riportate in Figura 3, per valori di  $k$  variabile tra 1 e 20. Come si può notare, le migliori prestazioni sono state ottenute per valori di  $k$  bassi (intorno a 2-3). Per quanto riguarda i diversi tipi di distanza spettrale, quello che ha prodotto risultati peggiori è la distanza di Mahalanobis, seguita da quella euclidea, mentre le due distanze modificate (distanza

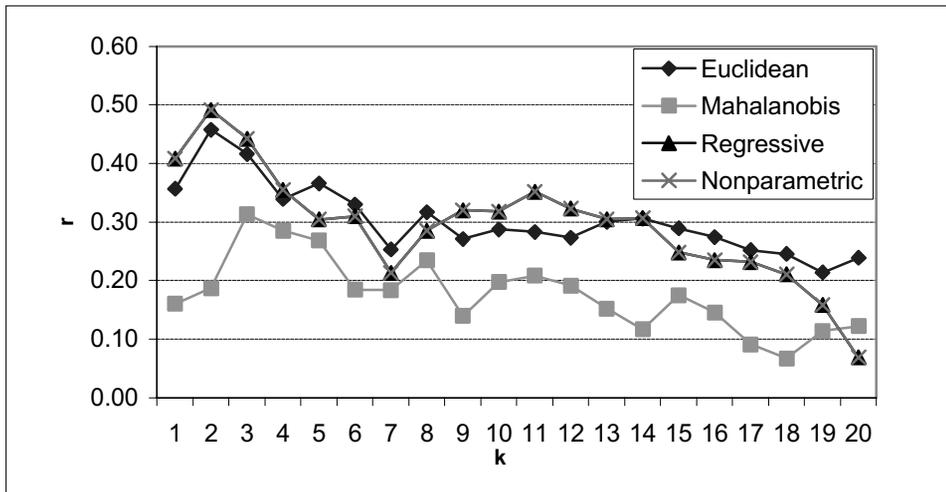


Figura 3 – Correlazioni (ottenute con l'approccio *leave-one-out*) tra valori reali e valori stimati della massa legnosa in funzione di  $k$ , nel caso di studio di Acquapendente.

– Correlations (evaluated by the *leave-one-out* approach) between real and estimated stand volume for  $k$  ranging from 1 to 20, case study of Acquapendente.

spettrale su base multiregressiva e distanza spettrale pesata con pesi non-parametrici) hanno prodotto i risultati migliori e pressoché coincidenti.

### 3.2. Aree forestali della Toscana meridionale

La sperimentazione ha interessato il settore sud occidentale del territorio regionale toscano, comprendente l'intero ambito amministrativo delle province di Livorno, Pisa e Grosseto, per una superficie complessiva pari a 787000 ettari, isole escluse.

L'area, caratterizzata da una altitudine media di 193 m s.l.m., si distingue per la varietà di ambienti forestali tipici dell'area mediterranea, fra cui prevalgono i boschi misti a latifoglie mesotermofile, i boschi a prevalenza di cerro e le superfici a macchia mediterranea (HOFMANN *et al.*, 1998).

#### 3.2.1. Dati a terra e da satellite

Nel 1997 la Regione Toscana ha completato la realizzazione dell'inventario forestale regionale, impostato su un'indagine per punti campione eseguita sia per fotointerpretazione di foto aeree (I fase), sia mediante rilievi condotti terra (II fase). Il campionamento è stato effettuato su una maglia di rilevamento con passo di 400 m appoggiata al reticolato chilometrico UTM (HOFMANN *et al.*, 1998).

Un sottocampione di 392 aree inventariali interessate da rilievi dendro-

metrici condotti nel settore ovest della Toscana, basati sull'esecuzione di aree di saggio a raggio fisso di ampiezza variabile secondo la struttura del soprasuolo, è stato assunto come set di dati a terra per l'implementazione della procedura sperimentale.

Una immagine Landsat 5 TM acquisita nell'estate del 1997 e ortocorretta sulla base di 60 Ground Control Point (GCP) e di un DEM con passo di 75 m, è stata impiegata quale dato satellitare ad integrazione dei rilievi di campo.

### 3.2.2. Risultati

L'analisi dei dati è stata necessariamente condotta considerando ogni unità campionaria a terra indipendentemente dalle altre. Con questi dati tuttavia l'analisi di correlazione preliminare tra massa legnosa e firme spettrali ha prodotto risultati estremamente scadenti. Come si può vedere in Figura 4, le correlazioni con tutte le bande sono infatti estremamente basse ( $r < 0.25$ ). Questa situazione, che può essere attribuita all'ampiezza dell'area considerata e alla sua eterogeneità, crea ovviamente forti ostacoli a un'efficiente applicazione del sistema k-NN. In pratica, per qualunque distanza spettrale e pur utilizzando tutti i pixel di training, il k-NN produce stime di massa legnosa estremamente scadenti, testimoniate da valori molto bassi di correlazione *leave-one-out* tra valori stimati e valori misurati a terra ( $r < 0.35$ ). Ciò rende di difficile (se non impossibile) interpretazione il confronto fra le prestazioni dei diversi tipi di distanza spettrale.

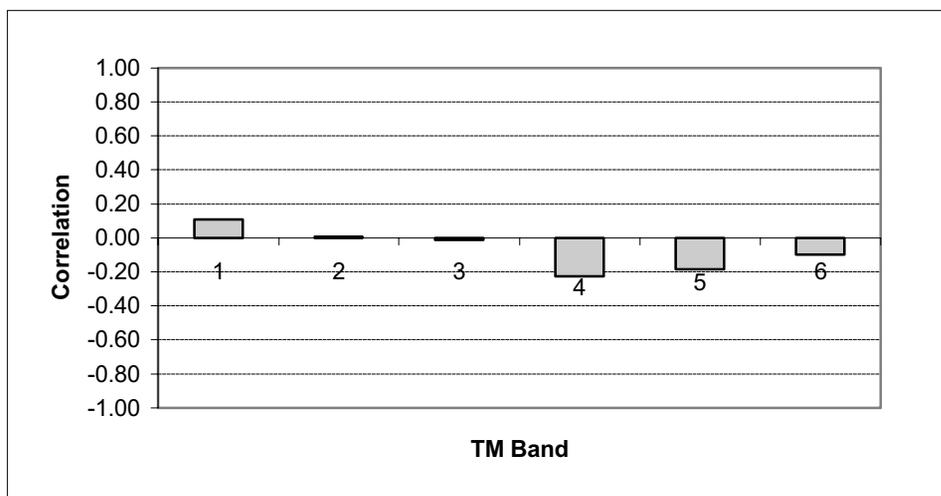


Figura 4 – Correlazioni tra i valori di massa legnosa e risposta spettrale nelle varie bande TM, nel caso di studio della Toscana meridionale.

– *Correlations between stand volume and spectral reflectances in the 6 TM reflective channels, case study of south Tuscany.*

Per questa ragione l'analisi degli effetti delle diverse distanze è stata effettuata attraverso la simulazione di una situazione in cui una banda era estremamente correlata con la massa legnosa, a differenza delle altre. Tale simulazione è stata ottenuta selezionando le unità campionarie correlate alla banda più informativa, che corrispondeva alla banda 4. Una nuova analisi di correlazione effettuata solo su queste unità dimostra il successo della selezione (Figura 5).

I risultati dell'applicazione del sistema k-NN con diversi tipi di distanza spettrale a questo set di dati selezionati sono mostrati in Figura 6, per valori di  $k$  variabile tra 1 e 20. Le accuratezze di stima sono ovviamente molto alte, a causa dell'alta correlazione, ottenuta artificialmente, tra massa legnosa e banda 4, per cui sono significativi solo i confronti relativi fra i vari tipi di distanza spettrale considerati: come atteso, la simulazione ha l'effetto di esaltare le differenze fra le varie configurazioni del k-NN, rendendo i confronti di più facile interpretazione. I risultati ottenuti confermano che le prestazioni migliori del k-NN si hanno con valori bassi di  $k$  seguendo un ordine di efficienza simile a quello precedentemente trovato, con la distanza di Mahalanobis che ha dato risultati peggiori, seguita da quella euclidea e dalle due modificate. In particolare, si può notare come le migliori accuratezze sono state ottenute con la distanza modificata tramite il metodo multi-regressivo, che sembra sfruttare in maniera ottimale il diverso contenuto informativo delle bande considerate.

#### 4. CONCLUSIONI

Il presente lavoro ha riguardato la sperimentazione di un sistema di classificazione non parametrico applicato a dati Landsat per la spazializzazione in aree mediterranee di un tipico attributo forestale. In particolare, il classificatore k-NN è stato applicato con diverse configurazioni a due set di misure di massa legnosa, raccolte con diversi sistemi di campionamento in due aree forestali in Italia centrale. Nel valutare i risultati ottenuti è utile sottolineare di nuovo che, essendo il sistema k-NN semi-empirico, esso produce prestazioni estremamente variabili da caso a caso, ma è comunque l'unico che permetta di ottenere risultati accettabili in molte situazioni operative.

Dalle prove effettuate, possono essere dedotte le seguenti conclusioni di carattere generale:

- i risultati dell'applicazione del k-NN a immagini ad alta risoluzione dipendono criticamente dalla qualità dei dati usati (a terra e satellitari) e mostrano ancora accuratezze limitate in molti casi operativi;

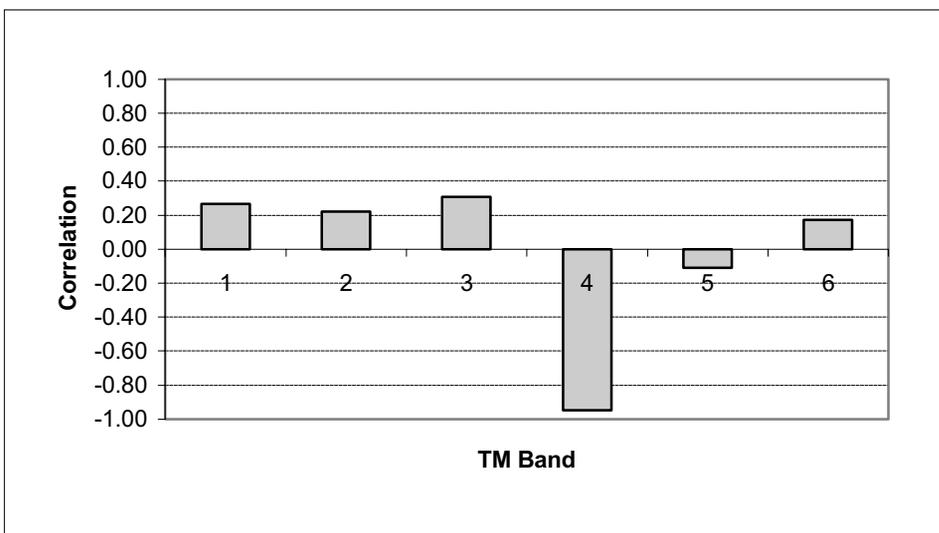


Figura 5 – Correlazioni tra i valori di massa legnosa e risposta spettrale nelle varie bande TM nel caso di studio della Toscana meridionale, con riferimento alle sole unità selezionate ai fini della sperimentazione (spiegazione nel testo, vd. § 3.2.2).

– Correlations between stand volume and spectral reflectances in the 6 TM reflective channels using only the selected units, case study of south Tuscany (see § 3.2.2).

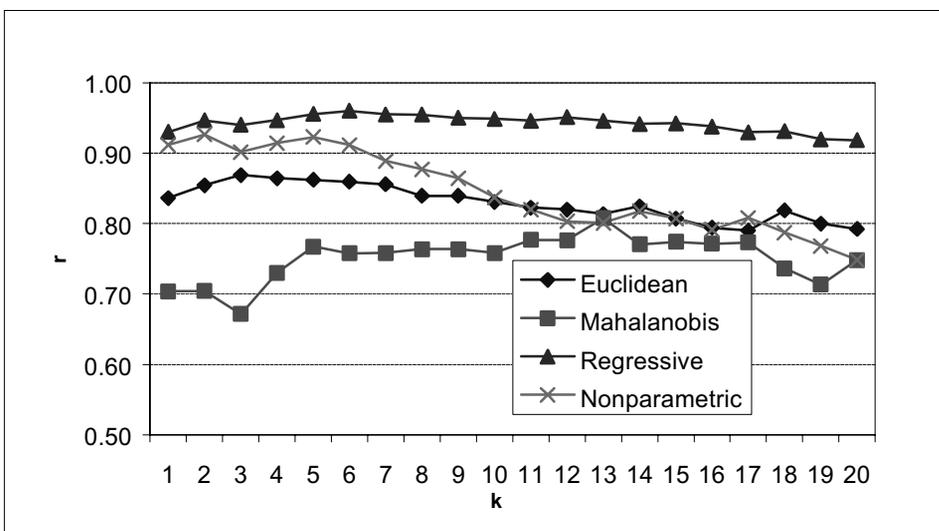


Figura 6 – Correlazioni (ottenute con l’approccio *leave-one-out*) tra valori reali e valori stimati della massa legnosa con riferimento alle sole unità selezionate ai fini della sperimentazione in funzione di *k*, nel caso di studio della Toscana meridionale.

– Correlations (evaluated by the *leave-one-out* approach) between real and estimated stand volume using only the selected units for *k* ranging from 1 to 20, case study of south Tuscany.

- la precisione dei sistemi k-NN può tuttavia essere migliorata da opportune modifiche nel metodo di calcolo delle distanze spettrali che esaltino l'importanza delle bande più informative rispetto agli attributi oggetto di interesse;
- miglioramenti più sostanziali sono comunque da attendersi dall'aumento delle risoluzioni spaziali, spettrali e temporali delle immagini acquisite (a esempio, nuove immagini Ikonos, QuickBird, Hyperion).

## SUMMARY

### **Estimation of forest attributes by integration of field sampling and remotely sensed data under Mediterranean environments**

The use of remotely sensed data taken from satellite platforms is increasing within forest inventory and monitoring programs. To better model the complex relationships between spectral signatures and forest attributes the use of flexible classification procedures is needed: in such a context the *k-Nearest Neighbour* (k-NN) is one of the most used and efficient non-parametric classifier. The aim of this study is to test different versions of the k-NN method to estimate stand volume, one of the most common forest attributes, in two different study sites in central Italy. Different methods for spectral distance computation are inter-compared and analyzed. Within the examined conditions the spectral distance modified by a multiregressive method achieves the best performance in terms of estimation accuracy, and therefore seems to be able to optimally use the information content of the available spectral bands.

## BIBLIOGRAFIA

- BABBINI M., 1978 – *Metodi non parametrici per dati ordinali*. In: *Biometria, Principi e Metodi per studenti e ricercatori*. A cura di F. Salvi e B. Chiandotto, Piccin Editore, Padova, 1978, pp. 345-368.
- BARBATI A., CORONA P., DE NATALE F., MARCHETTI M., TOSI V., 2000 – *Forest remote sensing in Italy in the framework of FRA2000*. In: Zawila-Niedzwiecki T., Brach M. (a cura di), *Remote sensing and forest monitoring*, EUR 19530, Office for Official Publications of the European Communities, Luxembourg: 284-299.
- CHIRICI G., CORONA P., MARCHETTI M., 2001 – *Nota su un'esperienza pilota di monitoraggio delle risorse non legnose in ambiente forestale*. In: *Il campionamento statistico nella valutazione e nel monitoraggio delle risorse ambientali*. P. Corona, M. Ferretti, G. Tabacchi (a cura di). *Comunicazioni di Ricerca ISFAFA 2*: 129-146.
- CORONA P., MARCHETTI M., 2000 – *Towards an effective integration of forest inventories and natural resources surveys: the Italian perspective*. In: Hansen M., Burk T. (a cura di), *Integrated Tools For Natural Resources Inventories In The*

- 21st Century, USDA, Forest Service, North Central Research Station GTR, NC-212: 28-34.
- CORONA P., TABACCHI G., 2001 – *Inventariazione delle risorse forestali su ampi territori. Finalità, metodi e prospettive*. Monti e Boschi 6: 27-38.
- DAVIS J.C., 1973 – *Statistics and Data Analysis in Geology*. Wiley, New York, USA.
- FAZAKAS Z., NILSSON M., OLSSON H., 1999 – *Regional forest biomass and wood volume estimation using satellite data and ancillary data*. Agricultural and Forest Meteorology 98-99: 417-425.
- 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 neighbours method*. Remote Sensing of Environment 77: 251-274.
- HOFMANN A., GORETTI D., MERENDI G. A., TABACCHI G., VIGNOLI M., BERNETTI G. (a cura di) – *L'inventario forestale. Boschi e macchie di Toscana*. Edizioni Regione Toscana, Firenze.
- HOLMSTROM H., NILSSON M., STAHL G., 2001 – *Simultaneous Estimations of Forest Parameters using Aerial Photograph Interpreted Data and the k Nearest Neighbour Method*. Scandinavian Journal of Forest Research 16: 67-78.
- KATILA M., TOMPPA E., 2001 – *Selecting estimation parameters for the Finish multisource National Forest Inventory*. Remote Sensing of Environment 76: 16-32.
- MASELLI F., 2001 – *Extension of environmental parameters over the land surface by improved fuzzy classification of remotely sensed data*. International Journal of Remote Sensing 22: 3597-3610.
- MASELLI F., BONORA L., BATTISTA P., 2001 – *Integration of Spatial Analysis and Fuzzy Classification for the Estimation of Forest Parameters in Mediterranean Areas*. Remote Sensing Reviews 20: 71-88.
- SCOPPOLA A., 1998 – *La vegetazione della riserva naturale di Monte Rufeno (VT)*. Regione Lazio, Acquapendente.