

Utilizzo di Reti Neurali, Algoritmi genetici e SVM applicati ad immagini telerilevate per la classificazione di discariche incontrollate

Vincenzo Barrile (*), Giuliana Bilotta (**), Giuseppe M. Meduri (*),
Ugo Monardi Trungadi (*), Augusta Ricciardi (*)

(*) Dipartimento DICEAM - Facoltà di Ingegneria Università Mediterranea di Reggio Calabria
Via Graziella Feo di Vito 89100 Reggio Calabria, Tel +39 0965 875301
vincenzo.barrile@unirc.it, ing.giuseppemariameduri@gmail.com,
ing.monarditrongadi@yahoo.it, augusta1987@gmail.com

(**) Dottorato NT&ITA (Nuove Tecnologie e Informazione Territorio Ambiente) – Dip. di Pianificazione
Università IUAV di Venezia, Santa Croce 191 Tolentini, 30135 Venezia
giuliana.bilotta@iuav.it

Riassunto

Nell'ambito della salvaguardia ambientale le discariche incontrollate costituiscono una fonte di pericolo per la salute e la sicurezza degli abitanti minacciando fortemente il territorio a causa del pesante impatto paesaggistico e ambientale.

Come noto, l'utilizzo di immagini telerilevate può fornire un valido contributo per il monitoraggio del territorio attraverso l'implementazione di algoritmi dedicati per la individuazione e classificazione di tali abusi.

In questa ottica, il presente articolo vuole fornire un contributo attraverso il confronto di differenti metodologie (support vector machines/processi di reti neurali autorganizzanti SOM/ e algoritmi genetici) per ricercare e classificare eventuali siti di discarica nel territorio calabrese.

Nello specifico, particolare attenzione è stata posta agli algoritmi genetici usati per risolvere problemi difficili con funzione obiettivo che non soddisfano la condizione di Lipschitz. Questi algoritmi nella ricerca della soluzione migliore, manipolano una famiglia o una popolazione di soluzioni implementando la strategia della sopravvivenza del più adatto.

Abstract

In the field of the environmental protection, uncontrolled landfills are a hazard to the health and safety of residents strongly threatening the territory because of the heavy impact on the landscape and environment.

As is known, the use of remote sensing can make a valuable contribution to the monitoring of the territory through the implementation of dedicated algorithms for the identification and classification of such abuse.

In this perspective, this article intends to contribute through comparison of different methodologies (support vector machines / processes of self-organizing neural networks SOM / and genetic algorithms) to search and classify potential landfill sites in Calabria.

Specifically, we paid particular attention to the genetic algorithm used to solve difficult problems with the objective function that do not satisfy the Lipschitz condition. These algorithms, in searching of the best solution, manipulate a family or a population of solutions by implementing the strategy of survival of the fittest.

Introduzione

Nell'ambito della salvaguardia ambientale, per evitare abusi quali discariche incontrollate, è necessario monitorare il territorio adoperando tecniche in grado di elaborare e classificare dati satellitari. Le applicazioni preposte a tale mansione analizzano, mediante processi automatici e semi-automatici, immagini anche ad altissima risoluzione gerarchizzando classi estremamente precise tenendo conto delle relazioni tra i livelli di segmentazione prodotti.

La regione Calabria possiede un territorio complesso dove lo sviluppo industriale a distribuzione irregolare ha causato e causa ferite al suolo non indifferente, in aggiunta a ciò le discariche incontrollate, spesso di rifiuti speciali e pericolosi, hanno portato alla dichiarazione dello stato d'emergenza nel settore.

L'area oggetto di studio (immagini satellitari IKONOS del 2002 georeferenziate WGS84), è il comune di Melito di Porto Salvo, appartenente alla provincia di Reggio Calabria (figura 1).



Figura 1 - Area di studio con sovrapposizione al dato catastale.

Classificazione con object-based, M-SVM, SOM

Vengono definite tre classi di rifiuti alle quali vengono associate, per ogni tecnica applicata, dei fattori di individuazione caratteristici.

Nell'applicazione della tecnica dell'object-based vengono associate alle rispettive classi tre colori (Tabella 1).

Codifica per la creazione del database di output	
Tipologia A - Discariche Eterogenee	Giallo
Tipologia B - Discariche Scarti da costruzione	Arancione
Tipologia C - Discariche Organico	Rosso

Tabella 1 - Relazione Classi/Output (object-based).

Il principio sul quale è fondata la tecnica object based consiste nel gerarchizzare i dati di diversa tipologia, con diversi fattori di scala, e nel definire regole sulla posizione e sui rapporti che intercorrono tra loro per renderli riconoscibili in modo rapido ed automatico sulla superficie terrestre. (Barrile et al., 2013)

Variando il fattore scala i poligoni generati aumentano e diminuiscono in dimensioni adattandosi ai livelli gerarchici della segmentazione.

Da un primo livello di poligoni, grazie alla caratteristica della multirisoluzione è possibile generare n nuovi livelli, di ordine inferiore o superiore.

La segmentazione multirisoluzione è di tipo bottom-up che, partendo da pixel dell'immagine iniziale, generano poligoni, con caratteristiche richieste dall'utente.

Questo processo, che tende alla minimizzazione dell'eterogeneità spettrale dei poligoni, è calcolato, per ogni poligono, come la somma delle deviazioni standard dei valori di ciascun livello di banda spettrale

Tuttavia, poiché ad alte risoluzioni geometriche, il processo della minimizzazione eterogenea porta alla generazione di poligoni frammentati e di dimensioni frattali molto elevate, si deve minimizzare il valore di eterogeneità geometrica. (Barrile et al, 2012)

Il cambiamento di eterogeneità, dovuto alla fusione di poligoni adiacenti, è eseguito dall'algoritmo di segmentazione finché l'unione dei poligoni generati non supera una certa soglia (fattore scala definito dall'utente), se tale soglia viene superata i poligoni rimangono separati.

Rispetto alle metodologie pixel-based, l'OBIA, utilizzando la logica Fuzzy che permette di definire anche le zone di trasmissione, ovvero punti poco definiti e confini tra classi differenti.

La logica Fuzzy (Shackelford, Davis, 2003), a differenza delle affermazioni strettamente logiche "yes" e "no", utilizza valori di appartenenza compresi tra $[0,0 ; 1,0]$, dove un determinato valore può appartenere a più insiemi contemporaneamente. (Tzeng et al, 1998)

Altri valori appartenenti ai parametri di forma e fattore di compattezza sono fissati rispettivamente a 0,2 e 0,5.

Come è possibile osservare nella (Figura 2) le discariche che presentano una variabilità di pixel molto elevata ad indicare l'eterogeneità dei materiali presenti pertanto vengono classificate come discariche eterogenee o potenziali.

Ulteriori classificazioni sono possibili per poter identificare zone non definite chiaramente e zone di appartenenza a utenti privati o comunali.

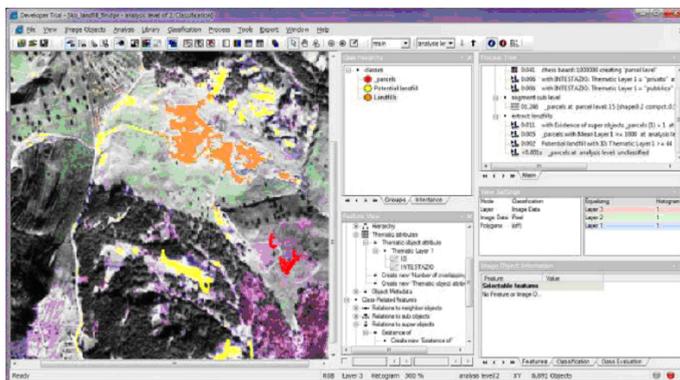


Figura 2 - Classificazione discariche con object-based.

Le stesse immagini vengono successivamente analizzate mediante applicazione delle M-SVM.e di una rete neurale autorganizzante (SOM) con algoritmi genetici (GA).

Le tecniche binarie di SVM, sviluppate per la prima volta negli anni Novanta, per la regressione e classificazione di Patern da V. Vapnik, sono state perfezionate da HSU and Lin per l'utilizzo nelle applicazioni dove vengono coinvolte più di due classi di elementi mediante l'estensione definita Multi-class Support Vector Machines (M-SVMs).

Introdotta all'interno della Statistical Learning Theory afferma che l'errore di probabilità di un classificatore è limitato superiormente da una quantità dipendente, non soltanto dal tasso di errore raggiunto dal training set, ma anche da un'intrinseca proprietà del classificatore che è misura della

“ricchezza” dell’insieme delle funzioni decisionali che si possono implementare (dimensione di Vapnik-Chernonenkis).

Inoltre, più l’insieme delle funzioni decisionali è ricco, maggiore sarà la capacità di classificazione ed il limite superiore sull’errore di probabilità può essere aumentato. (Angiulli et al, 2004) (Angiulli et al, 2005)

Applicando opportunamente tale algoritmo è possibile rilevare, attraverso una ricerca di riconoscimento pattern sull’immagine da satellite, eventuali aree di dubbia appartenenza alle classi analizzate.

Per il database di input sono state utilizzati quattro parametri statistici: media, deviazione standard, skewness e curtosi, calcolati per ogni subzona dell’immagine SAR suddivisa in boxpot di campioni caratteristici di forma quadrata. (Soille, Pesaresi, 2002)

La costruzione del database pattern avviene implementando il seguente algoritmo:

- Considerare, per ogni boxplot, i relativi sub-boxplot con lato SxS dei quali si calcolano i valori statistici
- Moltiplicare lo step coefficient per un fattore 2
- Ripetizione delle fasi dell’algoritmo.

Durante la fase di training viene utilizzata una fase di decisione (Kernel) necessaria ad individuare gli interpiani di separazione fra le varie classi, nel nostro caso è stato impiegato un Kernel polinomiale espresso nella forma:

$$K(x_i, x_j) = (\gamma \|x_i - x_j\| + \mu)^2 \quad 1)$$

Con $\lambda = 7$; $c = 100$; $\gamma = 1$; $\mu = 0$.

Dalla matrice di confusione (Tabella 2), restituita a seguito del test, è possibile notare valori non propri ottimali in termini di identificazione delle classi poiché si vengono a scambiare piccole porzioni di superfici.

Matrice di confusione		
0.9123	0.0971	0
0.1843	0.8743	0
0	0	1.0000

Tabella 2 - Matrice di confusione.

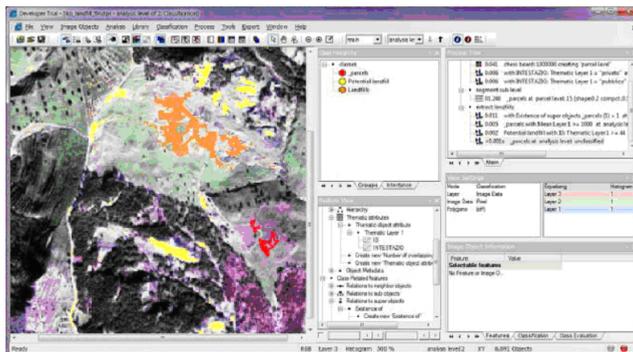


Figura 3 - Classificazione discariche con M-SVM.

L'ultimo metodo applicato, nonché uno dei metodi di classificazione più apprezzati nel campo della topografia e nel monitoraggio della morfologia terrestre, è la Rete Neurale (Köppen et al, 1998) Auto-organizzante (SOM).

Il più noto modello di base di SOM utilizza l'algoritmo di Kohonen che facilita la comprensione dei dati utilizzando un prefissato numero di vettori in fase di input.

Alla rete SOM è stato implementato, un algoritmo genetico (GA) al fine di ottimizzare le caratteristiche di apprendimento.

Gli GA vengono comunemente usati nella risoluzione di problemi che non soddisfano le condizioni di continuità e differenziabilità di Lipschitz.

Nello specifico, viene implementata ed applicata dunque una rete neurale ibrida, GAPSOM, che ne migliora ed ottimizza alcuni parametri attraverso l'impiego di Algoritmi Genetici (GA) con i quali si ha la possibilità di effettuare la classificazione delle immagini non assistita. (Barrile et al, 2006)

Ci si sofferma nel seguito su tali algoritmi genetici implementati per la presente applicazione (Barrile, Cacciola, 2004)

La base di partenza sono diverse soluzioni scelte a caso nelle quali, gli algoritmi GA, determinano la soluzione ottimale attraverso una valutazione (index evaluation), questo per evitare problemi dovuti ad una distribuzione disomogenea dei dati valutando automaticamente la migliore soluzione attraverso l'impiego di tre fattori: - selezione; - incrocio; - mutazione.

Una classificazione di immagini non assistita divide tutti i pixel all'interno dell'immagine in un cluster di pixel, viene così assegnata una etichetta ad ogni cluster.

Nell'utilizzo dei GA il numero di cluster non deve necessariamente essere determinato a priori ma può essere determinato durante un processo iterativo a schema computazionale.

Nelle applicazioni che utilizzano algoritmi GA, i parametri incogniti sono codificati nella forma di stringhe, che prendono il nome di cromosomi. Un cromosoma è codificato come binario, intero o numero reale.

La lunghezza del cromosoma K è equivalente al numero di cluster presente nel problema di classificazione. K è scelto in un range compreso tra $[K_{min}, K_{max}]$, dove K_{min} è di solito assegnato pari a 2, a meno di casi particolari, e K_{max} descrive la lunghezza massima del cromosoma.

Per determinare se la convergenza tra immagini è stata raggiunta, vengono impiegati i cosiddetti indici o "fitness functions".

Tra i vari presenti in letteratura, l'indice Davies-Bouldin (DBI) è utilizzato per rappresentare l'idoneità di un cromosoma.

In primo luogo, ciascun pixel x_n , dell'intera immagine viene assegnato al più vicino centroide del cluster del cromosoma proposto:

$$\mu_{km} = \begin{cases} 1; & \|x_n - u_k\| \leq \|x_n - u_j\| \\ 0; & otherwise \end{cases} \quad 1 \leq k, j \leq K; j \neq k; 1 \leq n \leq N \quad 2)$$

con:

x_n è il pixel n con valori di grigio pari ad x (uno per ogni banda)

N è il numero totale di pixel

u_k sono i valori di grigio di k -esimo centroide del cluster della precedente iterazione (generazione)

K è il numero totale di cluster

μ_{kn} è la funzione di appartenenza di ciascun pixel x_n appartenente al k -esimo cluster

Successivamente, la media e la deviazione standard per ciascun cluster e per l'iterazione corrente vengono calcolate (Eq. 3 e 4), seguita dalla distanza di Minkowski tra i cluster (Eq. 5):

$$R_{k,l} = \max_{j,j \neq k} \left\{ \frac{S_k + S_j}{d_{kj,l}} \right\} \quad 3)$$

con:

v_k è il valore medio di k -esimo cluster dell'iterazione corrente

M_k è il numero di pixel appartenenti al k -esimo cluster

$$S_k = \left(\frac{1}{|X_k|} \sum_{x \in X_k} \|x - v_k\|^2 \right)^{1/2} \quad 4)$$

con:

S_k è la deviazione standard dei pixel del kesimo cluster

$$d_{kj,t} = \|v_k - v_j\|_t \quad 5)$$

con:

$d_{kj,t}$ è la distanza di ordine t tra il k-esimo e il j-esimo cluster

Successivamente, il valore $R_{k,t}$ del kesimo cluster viene calcolato come

Il valore DB è quindi definito come la media di R per tutti i cluster nel cromosoma (Eq. 6):

$$DB = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^K R_{k,t} \quad 6)$$

L'obiettivo è quello di realizzare un corretto raggruppamento e, quindi, di minimizzare l'indice DBI (Eq. 7).

Pertanto, il "fitness functions" per il cromosoma j è definito come $1/DB_j$,

$$\text{Min} \quad \text{DBI} = 1/DB \quad 7)$$

che è equivalente al raggruppamento con la più piccola dispersione interna al cluster e la separazione del cluster più grande.

Dopo aver calcolato l'indice DBI di ciascun cromosoma di una determinata popolazione, il miglior cromosoma viene confrontato con la migliore generazione precedente (iterazione). La condizione di termine per le iterazioni è che la differenza tra questi due valori si trovi al di sotto di una soglia predefinita. Se questa condizione non è soddisfatta, i migliori cromosomi vengono selezionati nel pool di crossover e una nuova iterazione viene avviata. I calcoli sono arrestati una volta raggiunto un numero massimo di generazioni.

Ritornando dunque alla rete neurale ibrida GAPSOM, rispetto ai metodi tradizionali che presentano il problema della determinazione del gradiente, hessiano, linearità e continuità, il GA è un metodo stocastico basato sulla similitudine dell'evoluzione e selezione naturale della specie, dove sono gli individui più forti a sopravvivere e a tramandare il proprio corredo genetico alle future generazioni.

Anche in questo caso, come avvenuto con SVMs teniamo presenti le tre classi discariche, per ogni vettore è stato associato idonea etichetta con opportuno range di variazione dei parametri statistici Media - Varianza Deviazione Standard Skewness - Kurtosis.

Successivamente all'inizializzazione della SOM in forma lineare, mediante griglia rettangolare 5x5 viene eseguito il calcolo degli autovalori ed autovettori dei dati da addestrare.

L'addestramento avviene come segue:

- Apprendimento competitivo: modifica di un vettore prototipo.
- Apprendimento cooperativo: anche i vettori prototipi ad esso vicini sulla mappa si sono mossi verso il vettore di dati, in tal modo la mappa si autorganizza.

Quindi con l'utilizzo di un algoritmo di training sequenziale, con funzione del tasso di apprendimento lineare pari a 2, lunghezza di training pari a 5 e raggio di zona uguale a 2 è stata realizzata la SOM a valori denormalizzati (Fig.4).

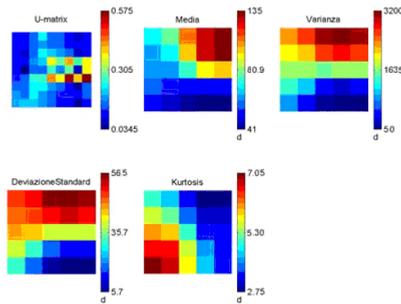


Figura 4 - Visualizzazione della SOM.

Si evincono nelle componenti piane i valori con le variazioni di colore, con range sulla barra a destra, assunti dai vettori prototipi per ogni unità di mappa. La U-matrix riporta la struttura a raggruppamento calcolando la distanza per ogni elemento sulla mappa.

L'analisi visiva evidenzia una chiara distinzione tra le tre classi ma anche una non definita demarcazione tra i bordi degli elementi.

Analicamente invece sono riportati in Tabella 3 i valori relativi alla proprietà della SOM:

Valori dei parametri di errore e qualitativi della SOM	
QME	0.1284
TE	0.0500
BMUs	[1 ÷ 25] - [1 ÷ 25] - [1 ÷ 25]

Tabella 3 - Risultati calcolati per la SOM realizzata.

Dove

- BTU (Best Matching Unit), rappresenta un vettore a 3 elementi proposto alla misura della distanza tra il vettore di dati e ogni vettore prototipo del sistema;
- QME (Errore Medio di Quantizzazione), per l'accuratezza rappresentativa dei dati misurato tra i vettori di dati e i rispettivi BTU, i cui valori sono compresi tra 0 e 1;
- TE (Errore topografico), ovvero la percentuale dei vettori di dati per cui il primo BTU non è un'unità adiacente, è riferito all'accuratezza della rappresentazione topografica, compreso tra 0 e 1.

La rete neurale ibrida GAPSOM è stata ottenuta considerando i geni della struttura cromosomica che inglobano i valori di due parametri d'apprendimento della SOM, il massimo del Quality of Learning Rate (QLE) è l'Initial Learning Rate (ILR).

Nel nostro caso la funzione fitness coincide con l'esecuzione della rete stessa. La fase evolutiva prevede la creazione di volta in volta di una terna di individui con gli operatori d'incrocio e mutazione dal migliore degli individui generati alla precedente interazione, lasciando invariato un altro individuo precedentemente generato al fine di impedire possibili involuzioni.

Raggiunto il target error si ottiene l'ottimizzazione della SOM, e dunque la GAPSOM, generando i parametri dell'errore riportati in tabella 4:

Valori dei parametri di errore e qualitativi della SOM	
QME	0.1221
TE	0.0400
BMUs	[1 ÷ 25] - [1 ÷ 25] - [1 ÷ 25]

Tabella 4 - Risultati calcolati per la SOM realizzata.

Come di evince tuttavia dal confronto tra i valori di SOM e GAPSOM, l'ottimizzazione ha portato solo ad un lieve miglioramento dei parametri, imponendoci nel nostro caso che la scelta fra le due reti è pressoché facoltativa.

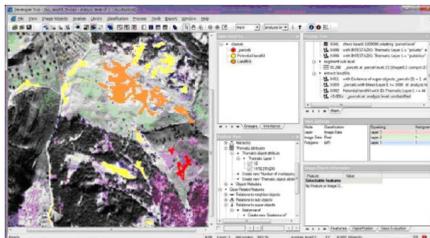


Figura 5 - Classificazione discariche con SOM.

Conclusioni

Come noto, l'utilizzo di immagini telerilevate può fornire un valido contributo per il monitoraggio del territorio attraverso l'implementazione di algoritmi dedicati per la individuazione e classificazione di tali abus. In questa ottica, la presente applicazione vuole fornire un primo contributo attraverso il confronto di differenti metodologie object /pixel based per ricercare e classificare eventuali siti di discarica nel territorio calabrese.

Pur se ad oggi la tecnica object based ha fornito i migliori risultati in termini di attendibilità di classificazione, comunque apprezzabili risultano i risultati ottenuti con le altre due tecniche; in particolare si sta tentando di indirizzare la ricerca allo sviluppo di nuove reti neurali in grado di implementare in modo completo gli algoritmi genetici per come illustrati nel paragrafo descrittivo (l'applicazione ad oggi effettuata e' solo un primo tentativo di integrazione) riportato nel testo, che sembrano in grado di rispondere bene se opportunamente implementata a diverse tipologie di classificazioni.

Riferimenti bibliografici

- Barrile V., Bilotta G., Meduri G. M., (2013) Riconoscimento di asbesto nelle coperture degli edifici con analisi object-based di immagini satellitari, *XVII Conferenza Nazionale ASITA, 5-7 novembre 2013*, Riva del Garda, 111-117
- Barrile V., Bilotta G., Meduri G. M., (2013) "An application of object-based analysis of satellite imagery on waste" - *33rd EARSeL Symposium*, Matera, Italy, 3-6 June 2013, 791-798
- Barrile V., Bilotta G., Meduri G.M., (2012) "Recognition and Classification of Illegal Dumps with Object Based Image Analysis of Satellite Data", *Third Annual Hyperspectral Imaging Conference*, 15-16 Maggio 2012, Roma, 12-17
- Barrile V., Bilotta G., Meduri G. M. (2012), Individuazione di discariche mediante segmentazione del dato satellitare, *16a Conferenza Nazionale ASITA, 6-9 novembre 2012*, Fiera di Vicenza, 137-142
- Barrile V., Cacciola M., Versaci M., (2006) "A Minimal Fuzzy Entropy Model for Pattern Recognition: Evaluation in a SAR Imagery Application", *Proceedings of 5th WSEAS International Conference on Artificial Intelligence, Knowledge Engineering, Data Bases, AIKED 2006*, 275-279
- Barrile V., Cacciola M., Versaci M., (2006) "Fuzzy Classification with Minimal Entropy Models to Solve Pattern Recognition Problems: a Compared Evaluation in SAR Imagery", *WSEAS Transactions on Information Science and Applications*, 4: 860-867
- Angiulli G, Barrile V, Cacciola M. (2005). "SAR Imagery Classification Using Multi-Class Support Vector Machines". *Journal of electromagnetic waves and applications*, 19: 1865-1872
- Angiulli G, Barrile V, Cacciola M. (2004). "Elaborazione di immagini SAR mediante Multi-Support Vector Machines". *Cartographica*, 23-25
- Angiulli G, Barrile V, Cacciola M. (2004). "Metodi di elaborazione di immagini SAR: un'applicazione di Support Vector Machines". *Geomedia*, 2: 42-44
- Barrile V, Cacciola M. (2004). "Applicazione dell'Entropia Fuzzy per il riconoscimento pattern nel telerilevamento da aereo e da satellite". In: *VIII Conf. Nazionale ASITA*, 14-17 Dicembre 2004, 277-282

- Angiulli G, Barrile V, Cacciola M. (2004). "Metodi di elaborazione di immagini SAR: Una applicazione di Support Vector Machines". In: *Geomedica*. vol. 2, p. 42-44, ISSN: 1128-8132
- Barrile V, Cacciola M. (2004). "SAR Image processing con Multi-class Support Vector Machines e Trasformata Wavelet". In: *VIII Conferenza Nazionale ASITA*. Roma, 14-17 Dicembre 2004, 283-288
- Barrile V, Cacciola M. (2004). "Un approccio ibrido per la classificazione pattern in immagini SAR tramite Algoritmi Genetici e Self Organizing Map". In: *VIII Conf. Nazionale ASITA*. Roma, 1: 289-294
- Shackelford A.K., Davis C.H., (2003) "A Hierarchical Fuzzy Classification Approach for High Resolution Multispectral Data Over Urban Areas", *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 9: 1920-1932
- Soille P., Pesaresi M., (2002) "Advances in Mathematical Morphology Applied to Geoscience and Remote Sensing", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40: 2042-2055
- Köppen M., Ruiz-del-Solar J., Soille P.(1998), "Texture Segmentation by biologically-inspired use of Neural Networks and Mathematical Morphology", *Proceedings of the International ICSC/IFAC Symposium on Neural Computation (NC'98)*, ICSC Academic Press, Vienna, 23-25.
- Tzeng Y.C. et al, (1998), "A Fuzzy Neural Network to SAR Image Classification", *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 36: 301-307