

Metodologie “strutturali” su immagini satellitari per l’analisi urbana e territoriale.

Vincenzo BARRILE (*), Giuliana BILOTTA (**)

(*) DIMET (Dipartimento di Informatica, Matematica, Elettronica e Trasporti) - Facoltà di Ingegneria
Università Mediterranea di Reggio Calabria - Via Graziella Feo di Vito 89100 Reggio Calabria, Tel +39 0965 875301
vincenzo.barrile@unirc.it

(**) collaboratrice esterna DIMET
Via Graziella Feo di Vito 89100 Reggio Calabria
giulianabilotta@libero.it.

Riassunto

Lo studio che si propone vuole analizzare un’applicazione dell’analisi *object oriented* a dati Ikonos - multispettrali e pancromatici – relativi a Bagnara, nella provincia di Reggio Calabria.

Il riconoscimento applica concetti di Morfologia Matematica per l’analisi dell’immagine e principi di Logica Fuzzy per la classificazione.

Si analizza qui la segmentazione multirisoluzione dell’intera scena su diversi livelli, con la creazione automatica di poligoni vettoriali estratti direttamente dal raster (da cui una immediata coincidenza nella sovrapposizione tra quest’ultimo ed il vettoriale ottenuto) finalizzata ad una classificazione attraverso una gerarchia di classi dipendenti dalle relazioni tra i livelli di segmentazione.

Abstract

This contribute proposes an application of the object oriented image analysis on Ikonos data - multispectral and panchromatic - concerning Bagnara, in the province of Reggio Calabria. The recognition applies some concepts of Mathematical Morphology for image analysis and principles of Fuzzy Logic for the classification.

We analyze here a multiresolution segmentation of the whole scene on various levels, with the automatic creation of directly extracted polygons from the raster (so we have an immediate coincidence in the superimposition between raster and vector) finalized to a classification through a class hierarchy due to the relations between segmentation levels.

Introduzione

Se, fino a tempi recenti, la risoluzione spaziale delle immagini offerta dai satelliti per l’osservazione della terra non era sufficiente a fornire caratteristiche topografiche dettagliate come forma e struttura, e questo problema ne limitava fortemente l’applicazione in ambiti quali l’analisi ed il monitoraggio dell’ambiente urbano, l’aumento della risoluzione nelle immagini disponibili negli ultimi anni porta d’altro canto ad un incremento dell’ambiguità nella definizione statistica delle classi d’uso o copertura del suolo e ad una diminuzione dell’accuratezza della rilevazione automatica qualora si applichi esclusivamente la procedura standard di classificazione multispettrale. E’ evidente la necessità di nuovi strumenti d’analisi che permettano di utilizzare anche l’informazione strutturale e di forma contenuta nelle immagini. Alcuni di questi strumenti hanno già una lunga tradizione d’utilizzo in altri campi come, ad esempio, la fotografia aerea digitale e l’elaborazione delle immagini mediche. L’analisi strutturale che si ottiene, ad alto livello semantico, permette una ricchezza di informazioni difficile da conseguire con la classica analisi spettrale, con una piena integrabilità immediata nei GIS grazie alla realizzazione diretta di mappe

vettoriali. Inoltre la possibilità di introdurre regole per il riconoscimento del contesto e delle relazioni tra gli oggetti ottenuti accresce significativamente la possibilità di riconoscimento automatico degli oggetti sulla superficie terrestre e rende quindi riproducibile il processo di fotointerpretazione.

Il limite dell'analisi *pixel oriented*, anche se realizzata automaticamente, è nel portare la macchina a riconoscere solo informazioni a basso livello semantico come la quantità di energia emessa dal pixel, in cui il contesto non assume alcuna importanza. Nell'analisi *object oriented* il livello semantico si innalza: si aggiungono regole di relazione spaziale, informazioni topologiche e statistiche, quindi viene definito il contesto. Il riconoscimento si basa su concetti di Mathematical Morphology applicata all'analisi delle immagini e su principi della Fuzzy Logic; inoltre ogni regola può assumere il peso opportuno.

Segmentazione

Con il software utilizzato, eCognition della Definiens Imaging, i pixel dell'immagine vengono via via aggregati in una serie di passaggi finché i poligoni risultanti non hanno le caratteristiche volute dall'utente (Baatz et al., 2004). Il procedimento porta alla minimizzazione dell'eterogeneità spettrale di ciascun poligono ricavata dai valori di *digital number* dei pixel inclusi e sulla base dell'eterogeneità geometrica dipendente dalla forma dei poligoni creati. L'eterogeneità spettrale h_s di ciascun poligono generato con il processo di segmentazione è ottenuta come somma pesata delle deviazioni standard dei valori di *digital number* di ogni banda spettrale ricavati per ciascuno dei pixel inclusi nel poligono:

$$h_s = \sum_{c=1}^q w_c \sigma_c \quad [1]$$

h_s = eterogeneità spettrale del poligono; q = numero di bande spettrali; σ_c = deviazione standard dei valori di *digital number* della c -esima banda spettrale; w_c = peso assegnato alla c -esima banda.

Se il processo di segmentazione tendesse soltanto alla minimizzazione dell'eterogeneità spettrale si otterrebbe la generazione di poligoni eccessivamente frammentati, con dimensione frattale molto elevata. E questo si verificherebbe in modo maggiore quanto più elevata è la risoluzione geometrica dell'immagine. Per evitare che ciò avvenga i poligoni ottenuti devono anche minimizzare il valore di eterogeneità geometrica (h_g), definita da due fattori di forma: il fattore frattale ed il fattore di compattezza. Il fattore frattale (h_{g_smooth}) dipende dalla complessità del perimetro del poligono rispetto alla sua estensione:

$$h_{g_smooth} = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad [2]$$

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.

Il fattore di compattezza ($h_{g_compact}$) dipende dal rapporto dimensionale degli assi del poligono:

$$h_{g_compact} = \frac{l}{b} \quad [3]$$

in cui: $h_{g_compact}$ = 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. L'algoritmo di segmentazione unisce, a partire da ogni pixel dell'immagine, poligoni adiacenti fino a quando il cambiamento di eterogeneità osservabile tra i due poligoni primitivi e il nuovo poligono ottenuto non supera una soglia assegnata dall'utente (fattore di scala). Non superando la soglia assegnata la fusione si realizza, in caso contrario i poligoni restano distinti. La differenza di eterogeneità (*overall fusion value*) tra il potenziale oggetto fuso e i due poligoni originari è pari a:

$$f = w_f \Delta h_s + (1 - w_f) \Delta h_g \quad [4]$$

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:

$$\Delta h_s = \sum_{c=1}^q w_c \left[n_{merge} \sigma_{merge_c} - (n_{obj1} \sigma_{obj1_c} + n_{obj2} \sigma_{obj2_c}) \right] \quad [5]$$

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:

$$\Delta h_g = w_g \Delta h_{g_compact} + (1 - w_g) \Delta h_{g_smooth} \quad [6]$$

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);

$$\Delta h_{g_compact} = n_{merge} \frac{l_{merge}}{\sqrt{n_{merge}}} - \left\{ n_{obj1} \frac{l_{obj1}}{\sqrt{n_{obj1}}} + n_{obj2} \frac{l_{obj2}}{\sqrt{n_{obj2}}} \right\} \quad [7]$$

$$\Delta h_{g_smooth} = n_{merge} \frac{l_{merge}}{b_{merge}} - \left\{ n_{obj1} \frac{l_{obj1}}{b_{obj1}} + n_{obj2} \frac{l_{obj2}}{b_{obj2}} \right\} \quad [8]$$

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.

Procedura

La segmentazione multirisoluzione qui viene operata creando più livelli con i parametri indicati nella tabella seguente che tiene conto delle caratteristiche dei dataset IKONOS.:

Livello di segmentazione	Bande da usare					Scala	Criteri di omogeneità			
	PAN	RED	GREEN	BLUE	NIR		Color	Shape	Shape Settings	
									Smoothness	Compactness
Preliminare	Si	No	No	No	No	4	0.8	0.2	0.9	0.1
Livello I	No	Si	Si	Si	Si	4	0.8	0.2	0.9	0.1
Livello II	No	Si	Si	Si	Si	10	0.8	0.2	0.9	0.1
Livello III	No	Si	Si	Si	Si	1	0.8	0.2	0.9	0.1
Livello IV	No	Si	Si	Si	Si	45	0.7	0.3	0.2	0.8

Figura 1 – Tabella con i parametri per la segmentazione.

Il livello preliminare di segmentazione, da operare solo sull'immagine pancromatica, serve per avere oggetti alla massima risoluzione possibile. Il livello I serve per individuare le classi base. Il livello II deve essere classificato in maniera più dettagliata anche in base alle relazioni con il sottolivello. Il livello IV invece serve per classificare grandi aree in base alla densità dell'urbano nei sottolivelli. In ultimo il livello III sfrutta le relazioni di tutti e tre i livelli sopra descritti per ottenere la classificazione finale raffinata e corretta con un minimo di lavoro manuale.

E' stato dunque creato il livello preliminare di segmentazione, settando i parametri di omogeneità come sopra enunciato ed operando la segmentazione preliminare sull'immagine pancromatica con i parametri indicati in tabella. Questa operazione porterà alla costruzione di oggetti alla massima risoluzione possibile.

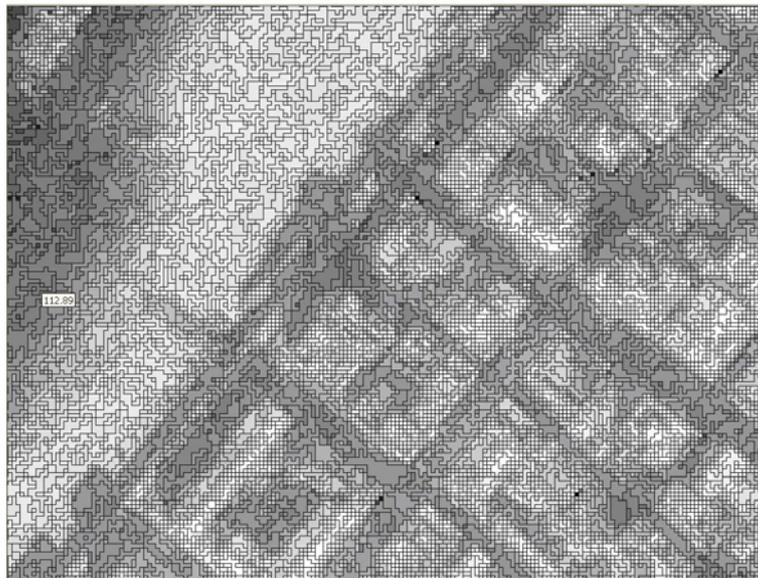


Figura 2 – Livello preliminare di segmentazione.

La segmentazione del dataset multispettrale e' stata ottenuta aggiungendo blue, green, red e nir. Il I livello di segmentazione sui layers aggiunti si ottiene assegnando peso 0 al layer pan ed 1 agli altri. Il livello II avrà gli stessi pesi attribuiti ai layer nel livello I ma non i parametri di scala portati da 4 a 10, e nel successivo livello IV si modificheranno i parametri di scala da 10 a 45.

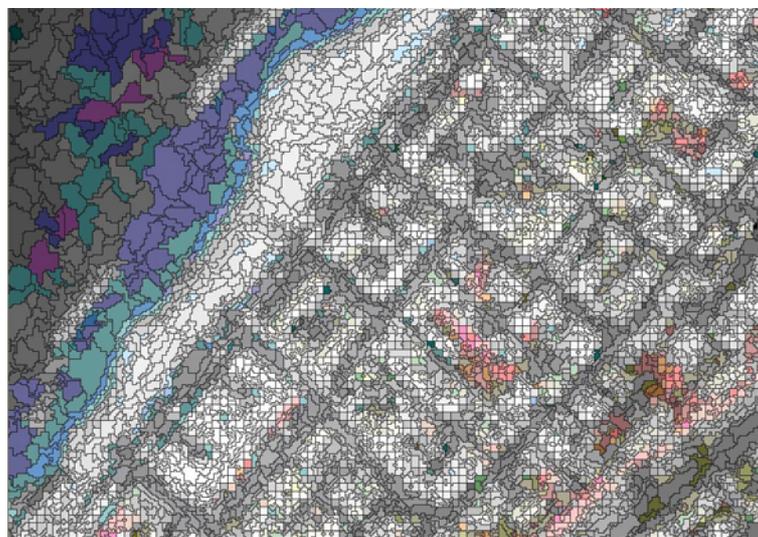


Figura 3 – Segmentazione: zoom del livello I.

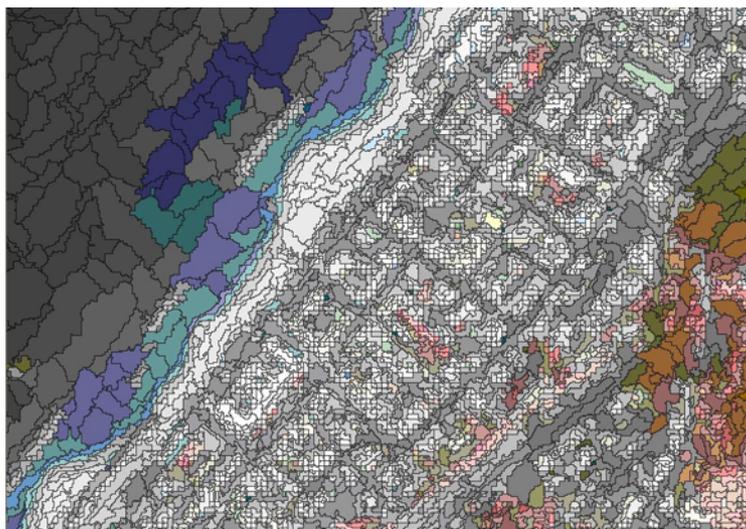


Figura 4 – Segmentazione: livello II.



Figura 5 – Segmentazione: livello IV.

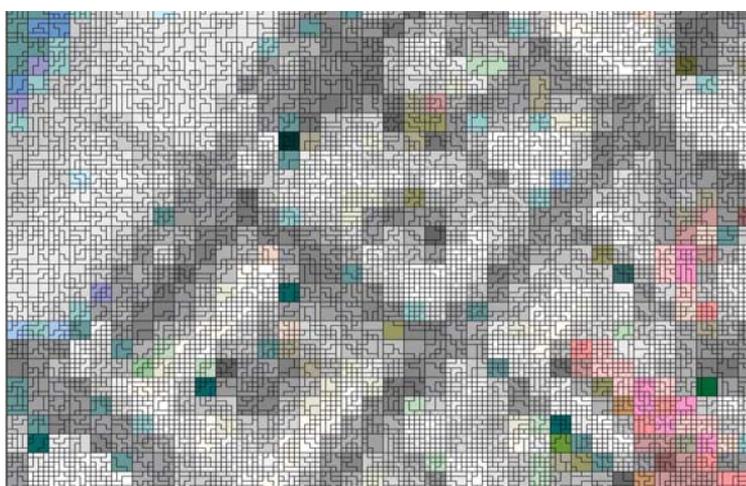


Figura 6 – Segmentazione: livello III.

Nel livello IV, il penultimo in ordine di realizzazione, la visualizzazione per pixel qui non illustrata (le figure da 2 a 6 mostrano solo quella per oggetti) rende evidente come in esso si abbia la massima eterogeneità. La segmentazione del IV livello, più grossolana delle altre, identifica aree molto più ampie delle precedenti in cui sono unificati, in base ai sottolivelli, oggetti che in essi compaiono divisi. Seguirà la procedura di classificazione.

Conclusioni

Grazie all'impiego delle tecniche di segmentazione multirisoluzione e di classificazione *object-oriented*, la metodologia strutturale, a differenza della classica analisi spettrale o *pixel-oriented* (che all'aumentare della risoluzione nelle immagini telerilevate fa rilevare un incremento dell'ambiguità nella definizione statistica delle classi d'uso del suolo), è in grado di utilizzare al meglio la ricchezza di informazioni dei dati telerilevati con una integrabilità immediata nei GIS permettendo la realizzazione diretta di mappe vettoriali,

Il software utilizzato, eCognition della Definiens Imaging, che applica concetti di Mathematical Morphology e principi di logica *fuzzy*, organizza gerarchicamente i dati e consente di combinarne differenti tipologie, integrando anche dati raster e vettoriali.

La possibilità di introdurre regole per l'individuazione del contesto e delle relazioni tra gli oggetti accresce significativamente la possibilità di riconoscimento automatico degli oggetti sulla superficie terrestre. Pur imitando quindi l'approccio seguito nella fotointerpretazione manuale, tale metodologia supera i limiti dovuti sia alla soggettività del processo di classificazione, rendendo quest'ultimo riproducibile ed omogeneo, sia ai problemi delle tradizionali tecniche di classificazione.

Bibliografia

- Baatz M., Benz U., Dehgani S., Heynen M., Höltje A., Hofmann P., Lingenfelder I., Mimler M., Sohlbach M., Weber M., Willhauck G. (2004), *eCognition 4.0 professional user guide*, Definiens Imaging GmbH, München.
- Benediktsson J. A., Pesaresi M., Arnason K. (2003), "Classification and Feature Extraction for Remote Sensing Images From Urban Areas Based on Morphological Transformations", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 41, No.9.
- Bianchin A., Pesaresi M. (1992), "Approccio strutturale all'analisi di immagine per la descrizione del territorio: una esplorazione degli strumenti di morfologia matematica", in *Atti del V Convegno Nazionale A.I.T.*, Milano, Italy, 25/29.
- 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.
- Pesaresi M. (2000), "Texture Analysis for Urban Pattern Recognition Using Fine-resolution Panchromatic Satellite Imagery", in *Geographical & Environmental Modelling*, Vol. 4, No. 1, 43-63.
- Serra J. (1998), *Image Analysis and Mathematical Morphology, Vol. 2, Theoretical Advances*, Academic Press, New York.
- Shackelford A.K., Davis C.H. (2003), "A Hierarchical Fuzzy Classification Approach for High Resolution Multispectral Data Over Urban Areas", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 41, No.9.
- Small C. (2001), "Multiresolution Analysis of Urban Reflectance", *IEEE/ISPRS joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas*, Roma..
- Soille P., Pesaresi M. (2002), "Advances in Mathematical Morphology Applied to Geoscience and Remote Sensing", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 40, No.9.