

Utilizzo delle texture nella classificazione di vegetazione in immagini ad altissima risoluzione acquisite da UAS

Giovanna Sona, Rossana Gini

Politecnico di Milano, DICA, Piazza Leonardo da Vinci 32, 20133 Milano
giovanna.sona@polimi.it, rossana.gini@polimi.it

Introduzione

Per applicazioni in ambito forestale sono attualmente in via di sviluppo varie metodologie per il riconoscimento di differenti specie vegetali a partire da immagini multispettrali acquisite da UAV (Gini et al. 2012). Per questo scopo è risultata particolarmente idonea come area test un vivaio di piante: il raggruppamento in zone omogenee per specie, e la ricca 'verità a terra' portano ad avere un data set ottimale. I voli multispettrali e multitemporali effettuati con UAV MikroKopter del Politecnico di Milano (Dip.ICA) e camere Nikon1 J1 e Tetracam ADC Lite hanno fornito blocchi fotogrammetrici dai quali sono stati ottenuti DSM e ortofoto (con AgiSoft Photoscan Professional V.0.9.0). Su queste ultime, con l'ausilio di campioni a terra, sono state effettuate differenti classificazioni, utilizzando direttamente i canali radiometrici originali (RGB e NIR) e alcuni canali derivati (NDVI, spazio di colore HSI, Bi-Temporal Band Ratio) (Sona et al. 2015).

Classificazione con variabili di texture

L'altissima risoluzione delle immagini rende visibili dettagli che possono facilitare il riconoscimento di differenti specie arboree, come risulta evidente dall'analisi visiva delle immagini a risoluzione originale, ma anche delle ortofoto. Per automatizzare il processo, accanto alle tradizionali classificazioni pixel-based di bande radiometriche multispettrali, sono state utilizzate quantità derivate di tipo statistico che tengono conto delle relazioni spaziali delle variazioni radiometriche tramite il calcolo di matrici di co-occorrenza (*Grey Level Co-occurrence Matrix*, GLCM), creando canali sintetici contenenti le cosiddette variabili di 'texture'. La matrice GLCM viene calcolata sulla base delle differenze di valori radiometrici tra due pixel: il pixel di riferimento e il pixel 'vicino', che può esser preso in diverse direzioni: è stato utilizzato l'offset di (+1,+1) (un passo verso destra e verso l'alto), più comunemente usato in letteratura. Inoltre, poichè la correlazione tra le bande del visibile è elevata, il calcolo della GLCM è stato effettuato su un solo canale: è stata scelta la banda con entropia maggiore (Dorigo et al., 2012), che nel caso in studio è risultato il canale rosso del rilievo estivo.

Dalla matrice GLCM vengono calcolate diverse variabili di *texture*, che vanno opportunamente selezionate. Il sw utilizzato, ENVI V.5.1 consente il calcolo delle cosiddette otto misure standard di Haralick, suddivise in tre categorie: di contrasto (contrasto, dissimilarità, omogeneità); di ordine (momento angolare secondo, entropia); statistiche (media, varianza, correlazione). La GLCM descrive la *texture* in una finestra mobile la cui ampiezza deve essere adattata all'ambiente ripreso: il risultato finale di una analisi di *texture* dipende infatti fortemente dalla dimensione della finestra, che a sua volta dipende da diversi fattori (Franklin et al. 2000). Una finestra troppo piccola non contiene sufficienti informazioni sull'area; al contrario una finestra troppo grande può includere differenti tipi di superfici ('*edge effect*') e portare a risultati non significativi. Un metodo generale per ottimizzare la scelta della finestra di calcolo non è ancora stato definito, occorre quindi effettuare più prove e un'attenta analisi prima di utilizzare le *texture* in una classificazione. Per far questo, la GLCM è stata calcolata per dimensioni (dispari) crescenti delle finestre, da 3x3 fino a 49x49. Per ognuna di queste 24 GLCM sono state calcolate le 8 variabili di *texture* citate, e sono poi stati confrontati due metodi per determinare ampiezza e variabili ottimali. La prima procedura

(Murray et al. 2010) effettuata per ognuna delle 24 GLCM una classificazione con le 8 variabili di *texture*. Il calcolo delle rispettive *Overall Accuracies* (OA) mostra un incremento al crescere della dimensione della finestra (Fig.1), tuttavia occorre anche minimizzare gli 'edge effects'. Considerando le diverse specie arboree, si è optato per una analisi multiscala e sono state selezionate le dimensioni 21 e 27, per le quali la pendenza del grafico è minore.

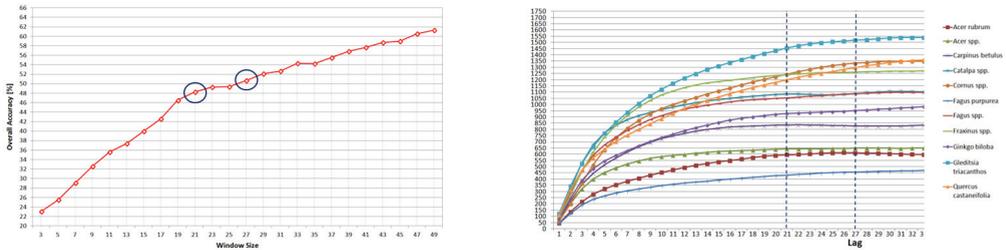


Figura 1 - Overall Accuracies delle 24 immagini di texture. - Figura 2 - Semivariogramma delle differenti specie.

Il secondo metodo utilizza la semivarianza, misura della variazione spaziale dei dati (Hay et al., 1996): per ogni specie arborea viene selezionato un campione (sul canale rosso estivo) e ne vengono calcolati i semivariogrammi. Il confronto grafico dei risultati ha confermato i valori ottenuti con la prima procedura (Fig.2). Le immagini di *texture* prodotte con dimensioni 21 e 27 sono stati perciò scelti per le successive analisi. Inoltre, poichè variabili di *texture* della stessa categoria sono molto correlate, ne è stata selezionata una sola per ogni categoria, sulla base delle OA ottenute da classificazioni separate. Per la dimensione 21 i valori più alti di OA si hanno per media, dissimilarità ed entropia, mentre per la dimensione 27 per media, omogeneità e momento secondo. Le variabili di *texture* così selezionate sono state aggiunte alle bande originali e derivate, già utilizzate nelle precedenti classificazioni, e utilizzate in diverse combinazioni in classificazioni supervised con algoritmo Maximum Likelihood (ML). Il confronto dei risultati in termini di OA è riportato in Tab.1 per i casi più significativi:

LAYER STACK	# BANDE	OA [%]
RGB S + NDVI	4	58.56
RGB S + NDVI + BTBR	5	64.01
RGB S + NDVI + BTBR + Text21 + Text27	11	81.34

Tabella 1 - Overall Accuracies ottenute con differenti layer stacks, classificati con algoritmo Maximum Likelihood.

Risulta evidente che l'aggiunta delle variabili di *texture* a bande radiometriche multispettrali e indici tradizionali ha portato ad un incremento dell'accuratezza totale di classificazione (+17%). Ulteriori analisi e classificazioni sono in corso per generalizzare la metodologia a differenti rilievi da UAV su vegetazione.

Bibliografia

Dorigo W, Lucieer A, Podobnikar T, Čarni A., 2012. Mapping invasive Fallopia japonica by combined spectral, spatial, and temporal analysis of digital orthophotos. *Int. Jour. of Applied Earth Observ. and Geoinformation*, Vol. 19, pp 185-195.
 Franklin S.E., Hall R.J., Moskal L.M., Maudie A.J., Lavigne M.B., 2000. Incorporating texture into classification of forest species composition from airborne multispectral images. *Int. Journal of Remote Sensing*, Vol. 21(1), pp. 61–79.
 Gini, R., Passoni, D., Pinto, L., Sona, G., 2012. Aerial images from an UAV system: 3D modeling and tree species classification in a park area. *ISPRS Archives* Vol. 39/B1, pp. 361-366.
 Hay, G.J, Niemann, K.O., McLean, G.F., 1996. An object-specific image-texture analysis of H-resolution forest imagery. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 55(2), pp. 108-122.
 Murray, H., Lucieer, A., Williams, R., 2010. Texture-based classification of sub-Antarctic vegetation communities on Heard Island. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 12, pp. 138-149.
 Sona G., Gini R., Passoni D., Pinto L. 2015 Riconoscimento di specie arboree mediante classificazione di immagini multispettrali e multitemporali ad altissima risoluzione. 19° ASITA 2015.