

Estrazione automatica di DTM da DSM fotogrammetrici mediante Convolutional Neural Networks (CNN)

Francesco Nex, Claudio Persello, Caroline Gevaert, George Vosselman

University of Twente, ITC Faculty, EOS department, Enschede, The Netherlands

Abstract esteso

I modelli digitali del terreno (DTM) sono utilizzati per un gran numero di applicazioni fra cui, ad esempio, la generazione di ortofoto, la simulazione di fenomeni di piena e la progettazione di infrastrutture. L'estrazione automatica di DTM è tuttavia ancora un tema di ricerca aperto in quanto gli algoritmi sviluppati nel passato (Vosselman, 2000) non sono pienamente affidabili in tutte le circostanze e spesso richiedono settaggi o addestramento supervisionato di parametri che mal si sposano con esigenze pratiche (Mongus et al. 2014). A seconda dell'area, i parametri utilizzati possono essere molto differenti e la sola informazione geometrica fornita dal modello di superficie (DSM) può talora risultare insufficiente per distinguere la presenza di edifici. L'uso di nuvole di punti fotogrammetriche, solitamente più rumorose del LiDAR, rende questo compito più complicato (come mostrato in Figura 1).

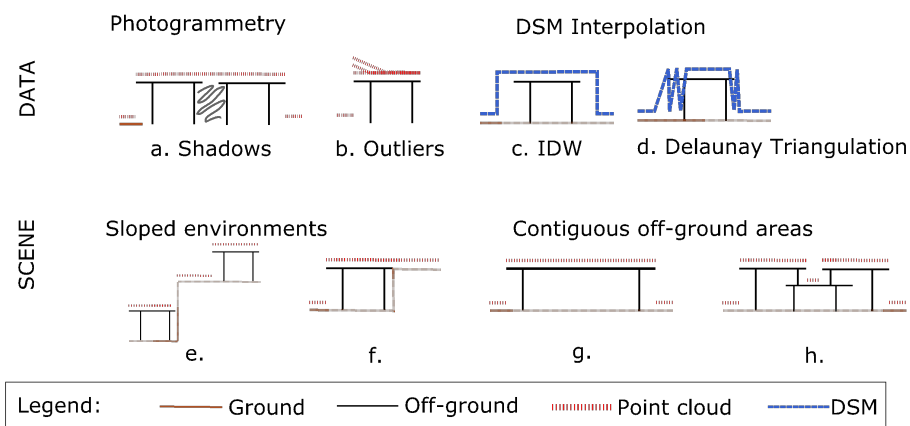
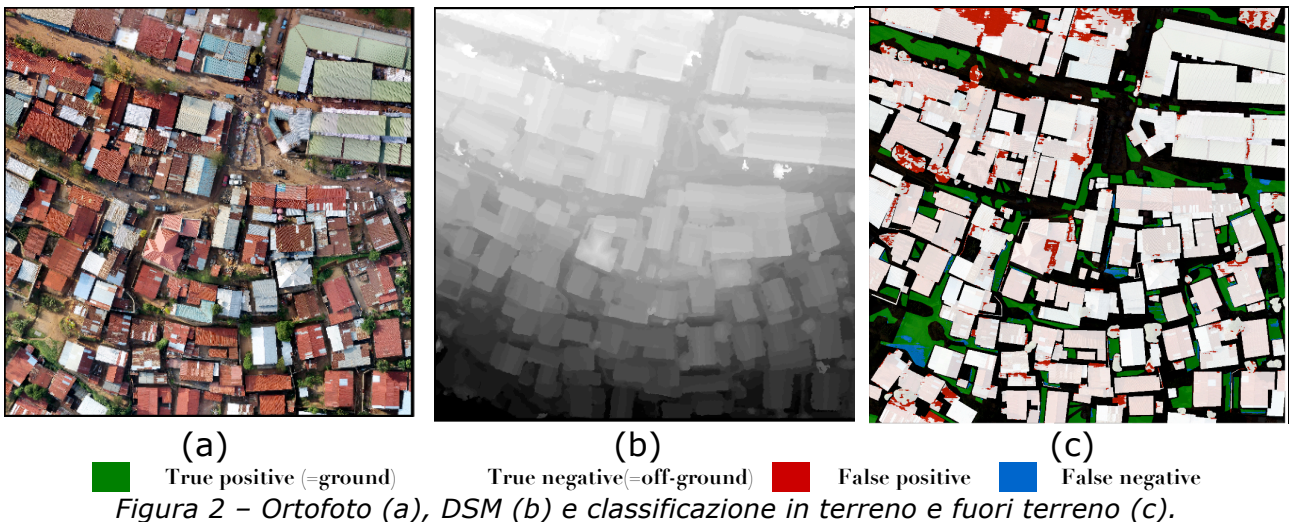


Figura 1 – Errori dovuti all'uso di DSM fotogrammetrici (a, b, c) e all'uso della sola informazione geometrica.

Negli ultimi anni lo sviluppo delle reti neurali convoluzionali (CNN) ha portato alla realizzazione di algoritmi performanti. Le CNN hanno superato i tradizionali metodi di classificazione di immagini in termini di accuratezza. Il training di queste reti richiede solitamente grosse moli di dati (Hu, Yuan, 2016) e questo ne limita spesso l'uso in applicazioni pratiche. Questo articolo presenta alcuni esperimenti eseguiti utilizzando le CNN per l'estrazione automatica di modelli digitali del terreno a partire da nuvole di punti fotogrammetriche. L'estrazione del DTM è innanzitutto visto come un problema di classificazione degli oggetti

due classi: terreno e fuori terreno. Il primo passo dell'algoritmo è l'estrazione con un filtro morfologico (*top hat filter*) di alcune zone che con maggior probabilità appartengono a queste due classi: l'idea alla base è che punti a quote inferiori siano terreno, mentre i più alti appartengano al fuori terreno. Le regioni estratte possono essere quindi utilizzate per allenare la rete neurale e propagare la classificazione a tutta la zona considerata. A tale scopo è stata utilizzata una rete neurale *Fully Connected* implementata a partire da [MatConvNet](#).



In particolare sono state considerati *dataset* con risoluzioni spaziali differenti (GSD pari a 3, 5, 20 cm) per poter analizzare il comportamento dell'algoritmo. In tutti i casi, i risultati sono stati superiori a quelli mostrati dagli algoritmi tradizionali (LasTools, gLiDAR). A titolo d'esempio sono mostrati in Figura 2 i risultati ottenuti su un'area in Rwanda (Kigali) acquisita da UAV (*Unmanned Aerial Vehicle*) con GSD di circa 3 cm. Il confronto delle accuratze ottenute con i metodi tradizionali è invece mostrato in tabella 1.

Dataset	Mean Producer's Accuracy (%)				Mean User's Accuracy (%)			
	LAStools	gLidar	Filtro morfologico (Step 1)	FCN-RGBnZ (step 2)	LAStools	gLidar	Filtro morfologico (Step 1)	FCN-RGBnZ (step 2)
Kigali	84.4 ¹	85.3	95.1 (71.3)	92.8	67.3 ¹	66.2	90.8 (56.6)	83.9

Tabella 1 – Accuratezze ottenute dall'algoritmo implementato e confronto con metodi tradizionali (LAStools, gLiDAR) e il filtro morfologico utilizzato inizialmente.

Riferimenti bibliografici

Vosselman, G. (2000). Slope based filtering of laser altimetry data. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sensing*, Vol. 33, Part B3/2 33, 678–684.

Mongus, D., Lukač, N., Žalik, B. (2014). "Ground and building extraction from LiDAR data based on differential morphological profiles and locally fitted surfaces". *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 93, 145–156. doi:10.1016/j.isprsjprs.2013.12.002

Hu, X., Yuan, Y. (2016). Deep-Learning-Based Classification for DTM Extraction from ALS Point Cloud. *Remote Sens.* 8, 730. doi:10.3390/rs8090730.