

Uso di dati aerei ottici e LiDAR per la stima dei danni da vento nel Parco delle Cascine (Firenze)

Brilli Lorenzo (^a), Chiesi Marta (^a), Arcidiaco Lorenzo(^a), Magno Ramona(^a), Tagliaferri Giacomo(^a), Bottai Lorenzo(^b), Bindi Marco(^c), Maselli Fabio(^a)

(^a) Consiglio Nazionale delle Ricerche, Istituto per la BioEconomia, via Madonna del Piano 10, 50019 Sesto Fiorentino (FI), tel. 055 52260203, marta.chiesi@ibe.cnr.it

(^b) Consorzio LaMMA, via Madonna del Piano 10, 50019 Sesto Fiorentino (FI)

(^c) Università di Firenze, DAGRI, Piazzale delle Casine , 50144 Firenze

Introduzione

Le aree verdi svolgono un ruolo assai rilevante nel contesto urbano fornendo molteplici servizi ecosistemici tra i quali spiccano il miglioramento della qualità dell'aria, la mitigazione termica, la conservazione delle risorse naturali, oltre all'offerta di spazi per usi ricreativi.

Negli ultimi anni è stato evidenziato come queste aree, grazie alla loro capacità di ridurre l'inquinamento da polveri sottili e di immagazzinare il carbonio atmosferico all'interno del suolo e della biomassa legnosa epigea (Nowak e Crane, 2002), potrebbero giocare un ruolo chiave per raggiungere gli obiettivi fissati dell'Unione Europea (UE) in materia di miglioramento della qualità dell'aria e mitigazione dei cambiamenti climatici.

Convenzionalmente la capacità di sequestro di carbonio fornita dalle foreste urbane viene stimata attraverso l'uso integrato di misure a terra, modelli e dati telerilevati. Le immagini ottiche, largamente impiegate (McRoberts et al., 2010), sono disponibili ad una più alta risoluzione spaziale, riprese sia da sensori passivi che attivi, come nel caso delle immagini *Light Detection and Ranging* (LiDAR) generalmente riprese da piattaforma aerea. Quest'ultima tipologia di dati ha permesso di raggiungere un livello di dettaglio ed accuratezza sempre maggiore poiché fornisce informazioni dirette sulla struttura verticale della vegetazione (e.g. Næsset, 1997).

In particolare, la stima del *Growing Stock Volume* (GSV) utilizzando i dati LiDAR viene eseguita con metodo *area based* o con algoritmi *single tree detection*. I metodi *area based* generalmente mettono in relazione le misurazioni del GSV raccolte all'interno di appezzamenti di terreno con una qualsiasi metrica (ad esempio altezza media della chioma) derivata dai dati LiDAR, che ovviamente implica la disponibilità di un gran numero di dati campionati a terra come riferimento (Corona et al., 2012). Inoltre, la calibrazione locale richiesta da questo approccio porta ad avere difficoltà nell'applicare in aree diverse le relazioni definite localmente (Coomes et al., 2017). Gli approcci *single tree detection* sono meno interessati da questi problemi, ma sono più pesanti da un punto di vista computazionale e difficili da applicare quando le chiome degli alberi sono vicine tra loro e poco definite (Bottai et al., 2013). Ad oggi, la maggior parte degli studi incentrati sulla valutazione della capacità di sequestro e stock di carbonio è stata eseguita su foreste naturali o semi-naturali (Van Leeuwen e Nieuwenhuis, 2010), mentre



solo pochi di essi riguardano aree verdi urbane. Tra questi, Huang et al. (2013) hanno proposto l'uso congiunto dei dati LiDAR e Landsat per stimare il volume del verde urbano a Shanghai, mentre Schreyer et al. (2014) hanno proposto un metodo empirico basato sull'uso di immagini LiDAR e QuickBird per stimare la quantità di carbonio immagazzinata nella vegetazione di Berlino. Tuttavia, sono praticamente assenti similari analisi su aree urbane in ambiente mediterraneo.

L'obiettivo del presente lavoro, che è descritto più completamente in Brilli et al., (2019), è quantificare le variazioni di carbonio stoccato nel parco urbano delle Cascine durante il periodo 2007-2017 tramite l'utilizzo di dati LiDAR e osservazioni raccolte a terra. Lo studio è in particolare mirato a valutare le variazioni di biomassa e carbonio avvenute nel parco in seguito ad una forte tempesta di vento che, nel marzo 2015, ha causato ingenti danni alla vegetazione.

Area di studio

Lo studio è stato condotto all'interno del Parco delle Cascine, la principale area verde della città di Firenze (Figura 1). Il parco, che si estende complessivamente su una superficie di circa 150 ha, si trova lungo il fiume Arno, a circa 40 m s.l.m. Il clima è sub-umido, con pioggia annua di circa 800 mm e temperatura media di 15.7 °C. La vegetazione è caratterizzata dalla prevalenza di latifoglie decidue, affiancate a sempreverdi, prati e, almeno in parte, anche a zone coltivate. Il suolo, che ha una tessitura franco-argillo-sabbiosa (52% sabbia, 24% limo e 24% argilla), è abbastanza profondo (>2 m).

Fra il 4 e il 5 marzo 2015 l'intera zona è stata colpita da una tempesta di vento, con raffiche fino a 165 km h^{-1} che hanno fortemente danneggiato la vegetazione arborea di tutto il parco.



Figura 1 – Ortofoto del 2007. Il Parco Urbano delle Cascine si trova sul lato settentrionale del fiume Arno, nella parte occidentale della città di Firenze.



Dati di studio

Un database contenente posizione, specie e diametro a 1,3 m (DBH) di ogni singola pianta presente all'interno del parco è stato derivato dai dati GIS del Comune di Firenze (http://datigis.comune.fi.it). Le informazioni sono state raccolte durante il periodo 2004-2008. Sono state inoltre effettuate misure a terra nella primavera del 2017 per rilevare altezza e diametro delle principali specie presenti nel parco e ricavare la relativa curva ipsometrica.

Tra i dati telerilevati sono state utilizzate le ortofoto digitali acquisite nel 2007 (http://www502.regione.toscana.it/geoscopio/servizi/wms/OFC.htm) e due immagini LiDAR, una appartenente al Ministero dell'Ambiente e l'altra al Comune di Firenze. Il primo set di dati è stato acquisito nel novembre 2007 da *Airborne Laser Terrain Mapping Optech Gemini LiDAR*, con una densità di campionamento di 2.9 punti m⁻². Il secondo dataset è stato acquisito a marzo 2017 da un *Airborne Laser Terrain Mapping LiDAR Riegl Q680i* con una densità di campionamento di 4 punti m⁻².

Per entrambi i voli sono disponibili il *Digital Terrain Model* (DTM) ed il *Digital Surface Model* (DSM); dalla loro elaborazione sono poi stati ottenuti i relativi *Canopy Height Models* (CHM) alla risoluzione spaziale di 1 m. Ad entrambi i CHM è stato applicato un filtro gaussiano con una finestra mobile 5x5 allo scopo di ridurre il rumore.

Metodologia

La disponibilità di un inventario forestale completo riferito al primo periodo di studio (2007) ha permesso di ricavare il GSV di tutto il parco usando le informazioni biometriche e le altezze derivate dalle curve ipsometriche per le diverse specie. Per il 2017, non essendoci informazioni così dettagliate, la valutazione del GSV è stata effettuata impiegando un numero ridotto di misure prese a terra e la relativa immagine LiDAR.

Da un punto di vista statistico, per il 2007 il campione corrisponde all'intera popolazione, mentre per il 2017 si può disporre solo di un numero ristretto di misure. Le stime sull'intero parco per la seconda data implicano perciò una incertezza rilevante, che può essere ridotta considerando i dati LiDAR.

In base a questo quadro metodologico, è stato utilizzato il *dataset* relativo al 2007 per:

- valutare il GSV presente nel parco nel 2007 sulla base dell'elaborazione dei dati inventariali e delle curve ipsometriche;
- caratterizzare la relazione tra GSV e le metriche LiDAR per ottimizzare la raccolta dei dati a terra e l'analisi del secondo periodo.

<u>Valutazione del GSV iniziale</u>: Dal momento che l'inventario completo del parco conteneva solo informazioni relative alla specie e al DBH, è stato necessario definire delle relazioni ipsometriche appropriate e dei coefficienti di forma per ottenere il GSV. A questo scopo, è stato utilizzato il database del Comune per identificare le specie arboree più abbondanti, il quale è stato poi confrontato con misure a terra durante la stagione di crescita del 2017. Per ciascuna classe forestale identificata seguendo tale criterio, sono stati selezionati 25 individui in maniera casuale all'interno del parco. Per ogni individuo selezionato sono stati misurati il DBH (cm), l'altezza dell'albero (m) e i due raggi del fusto (m)



l'uno perpendicolare all'altro. Le curve ipsometriche relative a ciascuna specie sono state definite elaborando il DBH e l'altezza degli alberi. Il GSV di ciascun albero inventariato è stato quindi dedotto utilizzando queste informazioni mentre, i coefficienti di forma delle principali specie italiane sono stati desunti all'interno dell'Inventario Forestale Nazionale (Tabacchi et al., 2011).

<u>Elaborazione dei dati LiDAR ed inventariali</u>: L'accuratezza dei dati inventariali del 2007 è stata verificata visivamente utilizzando le corrispondenti ortofoto e immagini LiDAR (Figure 2). Successivamente, è stata condotta un'analisi per ottimizzare la valutazione del GSV nel 2017 basandosi sui *dataset* disponibili e su un campionamento aggiuntivo limitato.



Figura 2 – CHM del Parco delle Cascine (delimitato in bianco) ottenuto dalle acquisizioni LiDAR del 2007 (a) e del 2017 (b).



Per questo scopo, il GSV di ogni singolo albero è stato aggregato su aree più grandi ritenute simili alle aree forestali utilizzate per il campionamento a terra (approccio *area-based*). L'intero parco è stato pertanto suddiviso in 926 aree di forma quadrata aventi i lati di 25 m, il cui GSV è stato desunto dai dati inventariali elaborati. Da questa popolazione, i campioni composti da diversi numeri di *plot* (10, 20, ecc.) sono stati estratti in modo casuale e sono state calcolate le rispettive medie del GSV. La ripetizione di questa operazione per 30 volte ha permesso il calcolo della stima di 30 medie del GSV per ogni numero di *plot*, che sono state poi confrontate con il GSV medio dell'intera popolazione. Le differenze emerse tra le medie del campione e della gopolazione sono state riassunte come *Root Mean Square Error* (RMSE) del GSV.

Successivamente, lo stesso set di dati è stato combinato con il CHM derivato dal LiDAR del 2007 attraverso il menzionato approccio *area-based*. Le stime del GSV ottenute da poche aree campione possono essere migliorate applicando metodi statistici come il *regression estimator* o *ratio estimator* (Lohr, 2010). Queste tecniche consentono di correggere le statistiche di un attributo ambientale ottenuto da un campione limitato considerando una variabile ausiliaria ad esso correlata disponibile su tutta la popolazione. Il *ratio estimator*, in particolare, è una semplificazione del metodo di regressione che è preferibile quando la relazione tra la caratteristica ambientale e la variabile ausiliaria è lineare e passante per l'origine, come supposto per il GSV e il CHM. Tra le varie forme di *ratio estimator*, è stata applicata la seguente equazione:

$$\overline{GSV_P} = B_{GSV-CHM} \overline{CHM_P}$$
[1]

dove: GSV_P e CHM_P rappresentano le caratteristiche dell'intera popolazione della foresta, $B_{GSV-CHM}$ è la pendenza della regressione lineare tra le due variabili, forzata attraverso l'origine definita dal campione a terra.

La disponibilità di osservazioni del GSV e CHM per l'intera popolazione ha permesso un'analisi completa della rispettiva relazione e l'identificazione delle dimensioni ottimali dell'area campione. Per raggiungere questo obiettivo, il CHM medio è stato estratto per ciascuno dei 926 plot precedentemente individuati. Una regressione lineare con intercetta 0 è stata poi definita dal grafico di correlazione del GSV con il CHM, consentendo quindi l'identificazione di un singolo coefficiente utilizzabile per la conversione dell'altezza media della chioma in stima del GSV. L'affidabilità di questo coefficiente e il suo effetto sulla stima del GSV medio sono stati analizzati ripetendo la precedente operazione di regressione (30 volte per ogni numero di campioni). Per ogni ripetizione, la pendenza di regressione trovata è stata applicata al CHM della popolazione per stimare il rispettivo valore del GSV (equazione [1]). La precisione delle stime di GSV è stata quindi valutata come prima, attraverso il confronto con i dati inventariali.

<u>Analisi del dataset del 2017</u>: Il numero ottimale dei *plot* sufficienti per stimare il GSV del parco è stato identificato tenendo conto del risultato della suddetta analisi e di considerazioni pratiche sul tempo e lo sforzo necessario per l'ulteriore raccolta di dati a terra. Il campionamento a terra è stato quindi effettuato nei *plot* selezionati casualmente nell'area del parco. Tutti i *plot*



campione avevano forma circolare con un raggio di 15 m, in modo tale da avere un'area che corrispondesse approssimativamente a quella dei *plot* quadrati di 25 m di lato. All'interno di ogni *plot*, la specie e il DBH di tutti gli alberi sono stati campionati durante la stagione vegetativa 2017 e sono stati elaborati come precedentemente descritto per ottenere il GSV medio di ogni *plot*. Il GSV medio del parco è stato alla fine ottenuto utilizzando solo le osservazioni a terra, combinate con il CHM ricavato dai dati LiDAR del 2017 con il *ratio estimator*. Ciò ha permesso la valutazione del cambiamento avvenuto dal 2007 al 2017 e dell'incertezza ottenuta dai due metodi, ovvero senza e con l'utilizzo dei dati LiDAR. Infine, i valori GSV trovati per le due date oggetto di studio sono stati cumulati per l'intero parco e convertiti nei rispettivi valori di carbonio applicando i fattori di espansione della biomassa e la densità basale del legno definite per specie, come proposto da Federici et al. (2008).

Risultati e discussione

In Figura 2 si riportano i due *dataset* LiDAR relativi al parco: ci sono notevoli differenze tra i diversi settori delle immagini, con altezze fino a 20 m per entrambe le date. Si rilevano, inoltre, differenze tra i due periodi di osservazione, variabili a seconda delle diverse zone del parco.

In Figura 3a si riporta la relazione tra il valore medio del CHM del 2007 ed il GSV ottenuto suddividendo tutto il parco in 926 aree quadrate per le quali, grazie all'inventario, si conoscono tutte le piante. In Figura 3b si riporta invece la relazione trovata tra i dati del CHM del 2017 ed il GSV calcolato per 50 aree circolari rilevate a terra. La pendenza ottenuta per le 2 date è diversa verosimilmente a causa delle diverse condizioni di ripresa dei dati LiDAR (una a novembre 2007 e l'altra a marzo 2017).



Figura 3 – Regressione lineare forzata all'origine tra il CHM medio del 2007 ed il GSV ottenuto dai dati inventariali (N=926 plots quadrati) (a); Regressione lineare forzata all'origine tra il CHM medio del 2017 ed il GSV dei 50 plots circolari (b) (** = correlazione altamente significativa, P<0.01).



Il GSV medio dei 50 plot rilevati nel 2017 è poco più alto rispetto al GSV della popolazione del 2007 (262 m³ ha⁻¹) e presenta un'elevata incertezza (deviazione standard campionata di 194 m³ ha⁻¹). Si è quindi scelto di correggere il GSV della popolazione utilizzando una variabile ad esso fortemente correlata, il CHM, dopo aver rilevato la pendenza tra le due variabili su un campione limitato.

Di conseguenza, la differenza di GSV rilevata tra le due date non è statisticamente significativa se soggetta al *test t di Student*. Gli stessi *plot*, tuttavia, hanno una media del CHM molto più alta della media corrispondente dell'intera popolazione (4.18 m contro 3.69 m); ciò indica che il campionamento a terra effettuato nel 2017 sulle aree selezionate ha interessato aree con un CHM particolarmente alto che, presumibilmente, influenza anche i valori del GSV (Figura 3).

La relazione tra il CHM e il GSV ottenuto dai 50 plot campione ha una correlazione simile e una pendenza maggiore rispetto alla relazione trovata usando l'insieme di dati riferiti al 2007. L'applicazione di questa pendenza alla media del CHM riferito alla popolazione del 2017 attraverso l'equazione [1] riduce notevolmente la media del GSV corrispondente (204 m³ ha⁻¹) e l'incertezza relativa. In tal modo la differenza tra il GSV de 2007 ed il 2017 (51 m³ ha⁻¹) diventa altamente significativa al *test t di Student* (P <0,01).

Il *ratio estimator* è quindi efficiente nel migliorare la stima del GSV globale del 2017 e la relativa incertezza. In sostanza, i risultati ottenuti indicano che nel parco c'è stata una diminuzione del GSV del 20% durante il decennio di studio, con una perdita totale di GSV di circa 3000 m³, che corrisponde a una diminuzione del carbonio accumulato nel parco di circa 2700 tonnellate.

Conclusioni

L'applicazione di una metodologia basata sull'utilizzo di dati a terra e dati telerilevati (LiDAR) per la stima del GSV si è rivelata efficace per quantificare le variazioni avvenute nel parco urbano durante un decennio. In particolar modo, le variazioni osservate possono essere riconducibili anche all'impatto della tempesta di vento che ha investito la zona nel marzo del 2015.

Il lavoro svolto non ha esclusivamente quantificato il cambiamento del GSV verificatosi nel parco durante il decennio di studio, ma ha anche contribuito a consolidare la robustezza di questa metodologia in ambiente urbano mediterraneo, caratterizzato da diversità spaziale e condizioni climatiche dinamiche, e dove sino ad oggi erano stati effettuati solamente pochi studi.

Relativamente alle dinamiche del carbonio, la perdita del 20% di biomassa legnosa avvenuta nel periodo 2007-2017 comporta, tra l'altro, una riduzione del contributo mitigativo del parco come conseguenza di un minor *stock* di carbonio ed una minore biomassa in piedi.

L'applicazione di pratiche forestali adeguate, volte a ridurre al minimo l'impatto di eventi estremi sempre più ipotizzabili nel prossimo futuro a causa del cambiamento climatico, ed il mantenimento di una situazione ottimale dell'area verde urbana attraverso ispezioni, controlli e, ove necessario, anche reimpianti sono pertanto le misure maggiormente suggerite al fine di massimizzare e stabilizzare sia la capacità di sequestro di carbonio che ulteriori importanti servizi ecosistemici forniti dal parco stesso.



Riferimenti bibliografici

Bottai L., Arcidiaco L., Chiesi M., Maselli F. (2013), "Application of a single-tree identification algorithm to LiDAR data for the simulation of stem volume current annual increment", *Journal of Applied Remote Sensing*, 7: 073699.

Brilli L., Chiesi M., Brogi C., Magno R., Arcidiaco L., Bottai L., Tagliaferri G., Bindi M., Maselli F. (2019), "Combination of ground and remote sensing data to assess carbon stock changes in the main urban park of Florence", *Urban Forestry & Urban Greening*, 43, 126377.

Coomes D.A., Dalponte M., Jucker T., Asner G.P., Banin L.F., Burslem D.F.R.P., Lewis S.L., Nilus R., Phillips O.L., Phua M.-H., Qie L. (2017), "Area-based vs tree-centric approaches to mapping forest carbon in Southeast Asian forests from airborne laser scanning data", *Remote Sensing of Environment*, 194: 77–88.

Corona C., Cartisano R., Salvati R., Chirici G., Floris A., Di Martino P., Marchetti M., Scrinzi G., Clementel F., Travaglini D., Torresan C. (2012), "Airborne Laser Scanning to support forest resource management under alpine, temperate and Mediterranean environments in Italy", *European Journal of Remote Sensing*, 45: 27-37.

Federici S., Vitullo M., Tulipano S., De Lauretis R., Seufert G. (2008), "An approach to estimate carbon stocks change in forest carbon pools under the UNFCCC: the Italian case", *iForest – Biogeosciences and Forestry*, 1: 86-95.

Huang H., Yu B., Zhou J., Hu C., Tan W., Hu Z., Wu J. (2013), "Toward automatic estimation of urban green volume using airborne LiDAR data and high resolution remote sensing images", *Frontiers of Earth Science*, 7(1): 43-54.

Lohr S.L. (2010), Sampling: design and analysis. Second Edition Brooks Cole, Boston. Chapter 4.

McRoberts R.E., Cohen W.B., Næsset E., Stehman S.V., Tomppo E.O. (2010), "Using remotely sensed data to construct and assess forest attribute maps and related spatial products", *Scandinavian Journal of Forest Research*, 25(4): 340-367.

Naesset E. (1997), "Estimating timber volume of forest stands using airborne laser scanner data", *Remote Sensing of Environment*, 61: 246-253.

Nowak D.J., Crane D.E. (2002), "Carbon storage and sequestration by urban trees in the USA", *Environmental Pollution*, 116: 381-389.

Schreyer J., Tigges J., Lakes T., Churkina G. (2014), "Using airborne LiDAR and QuickBird data for modelling urban tree carbon storage and its distribution-A case study of Berlin", *Remote Sensing*, 6: 10636-10655.

Tabacchi G., Di Cosmo L., Gasparini P., Morelli S. (2011), Stima del Volume e della fitomassa delle principali specie forestali italiane. Equazioni di previsione. Tavole del volume e Tavole della fitomassa arborea epigea.

van Leeuwen M., Nieuwenhuis M. (2010), "Retrieval of forest structural parameters using LiDAR remote sensing", *European Journal of Forest Research*, 129: 749-770.