

임분 상하층의 바이오매스 조사를 위한 백팩형 라이다와 드론 라이다의 적용성 평가

이희재¹ · 김승욱¹ · 최혜영^{1,2*}

¹서울대학교 농림생물자원학부, ²서울대학교 농업생명과학연구원

Backpack- and UAV-based Laser Scanning Application for Estimating Overstory and Understory Biomass of Forest Stands

Heejae Lee¹, Seunguk Kim¹ and Hyeyeong Choe^{1,2*}

¹Department of Agriculture, Forestry and Bioresources, Seoul National University, Seoul 08826, Korea

²Research Institute of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University, Seoul 08826, Korea

요약: 산림 바이오매스 조사는 탄소흡수원으로서의 산림을 평가하고 관리하기 위해 주기적으로 수행된다. 원격탐사의 한 종류인 라이다는 적은 노동력으로 객관적인 산림 구조 정보를 획득할 수 있어, 최근 라이다(LiDAR, Light Detection and Ranging)를 이용한 산림 조사가 주목받고 있다. 본 연구에서는 임분 상하층 바이오매스 추정에 백팩형 라이다(Backpack Laser Scanning, BPLS)와 드론 라이다(Unmanned Aerial Vehicle Laser Scanning, UAV-LS)를 이용하는 방법을 제시하고 그 정확도를 평가하였다. 상층의 경우 BPLS와 UAV-LS의 흉고직경과 수고 추정 정확도를 분석하였고, 하층의 경우 BPLS 데이터에서 추출한 수직구조 변수 중 최상의 변수 조합으로 하층 바이오매스를 추정하는 다중회귀모델을 개발하였다. 그 결과, BPLS는 흉고직경을 높은 정확도로 추정하였지만($R^2=0.92$) 수고는 과소 추정하였다($R^2=0.63$, Bias=-5.56 m). UAV-LS는 BPLS보다 더 높은 수고 추정 정확도를 보였다($R^2=0.91$). 하층의 경우 점들의 평균 높이와 라이다 데이터를 같은 높이를 가진 10개의 층으로 나누었을 때 아래에서 네 번째 층의 점 밀도를 의미하는 변수가 선택되어 모델이 개발되었으며, 교차검증 결과 결정계수 값은 0.68로 나타났다. 본 연구의 결과는 BPLS와 UAV-LS를 이용한 임분의 상하층 바이오매스 조사 방법이 기존의 조사 방식을 효과적으로 대체할 수 있음을 시사한다.

Abstract: Forest biomass surveys are regularly conducted to assess and manage forests as carbon sinks. LiDAR (Light Detection and Ranging), a remote sensing technology, has attracted considerable attention, as it allows for objective acquisition of forest structure information with minimal labor. In this study, we propose a method for estimating overstory and understory biomass in forest stands using backpack laser scanning (BPLS) and unmanned aerial vehicle laser scanning (UAV-LS), and assessed its accuracy. For overstory biomass, we analyzed the accuracy of BPLS and UAV-LS in estimating diameter at breast height (DBH) and tree height. For understory biomass, we developed a multiple regression model for estimating understory biomass using the best combination of vertical structure metrics extracted from the BPLS data. The results indicated that BPLS provided accurate estimations of DBH ($R^2=0.92$), but underestimated tree height ($R^2=0.63$, bias=-5.56 m), whereas UAV-LS showed strong performance in estimating tree height ($R^2=0.91$). For understory biomass, metrics representing the mean height of the points and the point density of the fourth layer were selected to develop the model. The cross-validation result of the understory biomass estimation model showed a coefficient of determination of 0.68. The study findings suggest that the proposed overstory and understory biomass survey methods using BPLS and UAV-LS can effectively replace traditional biomass survey methods.

Key words: backpack laser scanning, UAV laser scanning, forest biomass, understory, forest structure

* Corresponding author
E-mail: hy.choe@snu.ac.kr

ORCID
Hyeyeong Choe  <https://orcid.org/0000-0003-2130-1622>

서론

산림은 이산화탄소의 주요 흡수원으로(GIR, 2020) 기능하며, 산림의 보전 및 복원, 지속가능한 산림경영 등의 산림 부문 자연기반해법은 기후변화에 대응하기 위한 경제적인 방안으로 주목받고 있다(Choi et al., 2021; UNDP, 2019). 우리나라의 경우 산림은 국토 면적의 약 64%를 차지하며, 국가 온실가스 인벤토리의 LULUCF (Land use, land-use change and forestry) 분야에서 산림 부문이 온실가스 총흡수량의 99.96%를 차지하는 만큼(GIR, 2020) 산림의 탄소저장 기능에 사회적으로 기대하는 바가 크다.

산림 바이오매스 조사는 산림의 탄소저장량을 파악함으로써 탄소흡수원을 지정하고 관리하기 위한 목적으로 주기적으로 진행된다. 산림 바이오매스 조사는 산림의 구성요소와 층위 구조에 따라 다양하게 구분하여 진행할 수 있으며, 국립산림과학원에서 발행한 산림 바이오매스 표준메뉴얼에서는 산림 바이오매스를 교목층 바이오매스, 하층식생 바이오매스, 고사목과 유기물층 바이오매스로 구분하고 있다(Park et al., 2006). 일반적으로 교목층 바이오매스를 조사하기 위해 직경테이프와 수고측정기를 사용하여 교목의 흉고직경과 수고를 측정하며, 하층식생 바이오매스의 경우에는 하층식생을 직접 벌채하여 건중량을 측정한다(Park et al., 2006). 그러나 이러한 방법은 상당한 시간과 노동력이 요구된다는 단점이 있다.

한편, 우리나라 산림 바이오매스 조사에서 하층식생 바이오매스는 일반적으로 제외된다(Park et al., 2006). 그러나 하층 바이오매스는 탄소저장 기능을 포함하여 양분 순환, 산림 생산성, 산림 갱신, 증발산 등 산림 기능 유지에 중요하며(Landuyt et al., 2019), 야생동물의 서식지 질과 산림 생태계 안정성 평가에 이용되기도 한다(Li et al., 2021; Ahmad et al., 2019). 따라서 산림 전체의 탄소저장량을 파악하고 산림의 다양한 생태적 기능을 이해하기 위해서는 하층 바이오매스 조사가 필요하며, 이를 용이하게 수행할 수 있는 방안에 대한 연구가 필요하다.

라이다(LiDAR, Light Detection and Ranging)를 이용하여 산림을 조사할 경우 기존 산림 바이오매스 조사에서 발생하는 단점을 극복할 수 있다. 라이다는 산림의 정확한 3차원적 구조 정보를 적은 시간과 노동력으로 획득할 수 있다는 장점이 있어(Liang et al., 2016; Hyypa et al., 2020; Ko et al., 2021), 산림의 식생구조 조사와 광범위한 산림 바이오매스 조사 등 다양한 산림 조사에 활용되고 있다(Carrasco et al., 2019; Kwon et al., 2019; Johnson et al., 2022).

라이다는 레이저를 주사하는 위치에 따라 지상라이다

(Terrestrial Laser Scanning, TLS)와 항공라이다(Airbone Laser Scanning, ALS)로 구분된다. 지상라이다는 수관 아래에서 레이저를 주사하는 것으로, 교목의 줄기나 관목과 초본 등의 하층식생을 스캔하기 위해 주로 이용된다(Song et al., 2021; Li et al., 2021; An and Froese, 2022). 반면 항공라이다는 수관 위에서 레이저를 주사하기 때문에 흉고직경을 비롯한 하층의 정보는 얻기 어렵지만, 수목의 수고는 정확히 측정할 수 있다(Bazezew et al., 2018). 최근에는 다양한 형태의 지상라이다 및 항공라이다 플랫폼이 개발됨에 따라 더욱 정밀하고 효율적인 데이터 수집이 가능해졌다. 고정식 지상라이다가 아닌 백팩형 지상라이다(Backpack Personal Laser Scanning, BPLS), 핸드헬드 라이다(Handheld Mobile Laser Scanning, HMLS) 등 다양한 형태의 이동식 지상라이다가 개발되었으며, 이는 여러 고정점에서 스캔한 데이터를 정합하는 과정이 필요하지 않아서 더 쉽게 데이터를 획득할 수 있다(Guo et al., 2020). 또한, 항공라이다의 또 다른 형태인 드론라이다(Unmanned Aerial Vehicle Laser Scanning, UAV-LS)는 상대적으로 더 높은 점 밀도의 데이터를 획득할 수 있어 개체목 단위의 상세한 정보를 파악하기에 적합하다(Guo et al., 2020).

본 연구에서는 임분 상층과 하층의 바이오매스를 추정하기 위해 BPLS와 UAV-LS를 선택하여 이용하였다. 본 연구의 목적은 두 가지로 1) 상층 바이오매스 추정에 이용되는 교목의 흉고직경과 수고를 BPLS 또는 UAV-LS를 이용하여 정확하게 측정할 수 있는지 파악하는 것과 2) BPLS를 이용하여 하층 바이오매스를 추정하는 모델을 제시하고 그 모델의 정확도를 평가하는 것이다.

재료 및 방법

연구는 다음의 순서로 진행하였다(Figure 1). 먼저 기존 산림 바이오매스 조사 방법에 따라 현장조사 데이터를 획득하였고, BPLS와 UAV-LS로 조사구를 스캔하여 라이다 데이터를 획득한 후 전처리 과정을 진행하였다. 상층의 경우 BPLS와 UAV-LS 데이터를 이용하여 수고와 흉고직경을 추정하고 그 정확도를 평가하였으며, 하층의 경우 BPLS 데이터에서 수직구조를 추출하여 하층 바이오매스 추정 모델을 개발한 후 모델의 정확도를 평가하였다.

1. 연구대상지

본 연구는 태화산 서울대학교 학술림(북위 37° 17' 16", 동경 127° 16' 45")에서 진행되었다. 태화산 학술림 내부 위치한 연구대상지는 2005년에 수목이 식재된 임분이다.

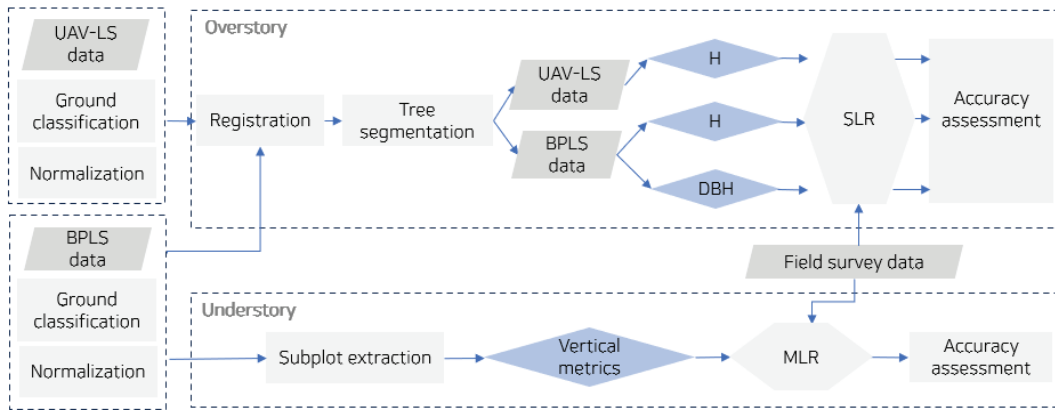


Figure 1. Flow chart. SLR means single linear regression and MLR means multiple linear regression.

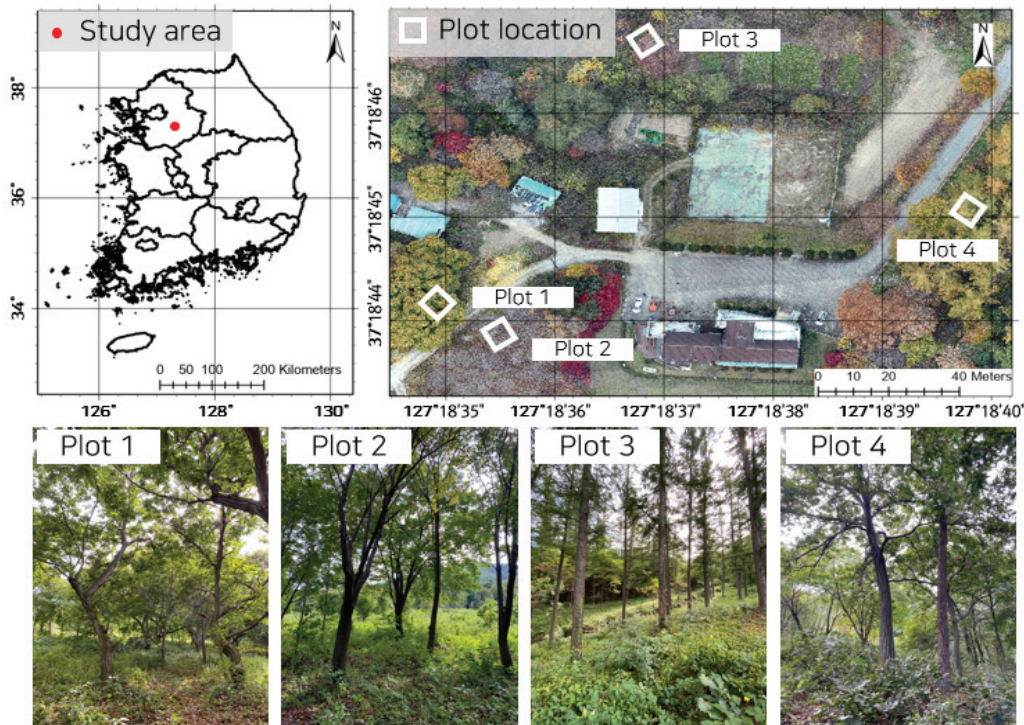


Figure 2. Upper maps represent study area and plot locations. Four pictures below show forest structure of each plot.

조사구는 계곡과 임도 등의 지형지물의 영향을 배제하기 위해 15 m × 15 m의 크기로 4곳을 지정하였다(Figure 2). 하층식생 조사구는 1 m × 1 m 크기로 조사구의 중앙과 꼭짓점 4곳의 방향으로 5개씩 지정하여 4개 조사구에 대해 총 20개를 지정하였다. 2022년 9월에 조사구의 식생 특성을 조사한 결과, 연구대상지는 밤나무(*Castanea crenata* Siebold & Zucc.), 산벚나무(*Prunus sargentii* Rehder), 물푸레나무(*Fraxinus rhynchophylla* Hance), 일본잎갈나무(*Larix kaempferi* (Lamb.) Carrière) 등의 교목과 국수나무

(*Stephanandra incisa* (Thunb.) Zabel), 조록싸리(*Lespedeza maximowiczii* C.K.Schneid.) 등의 관목과 초본으로 구성되어 있었다(Table 1).

임분의 층위를 구분하는 방법은 다양하지만(Lee et al., 2014; Latifi et al., 2016), 연구대상지는 수관이 임관층에 도달한 교목을 상층으로, 어린나무, 관목류, 초본류 등의 높이가 2 m 이하인 모든 식생을 하층으로 명확하게 구분할 수 있었다. 따라서 본 연구에서는 임분의 층위를 상층과 하층으로 구분하였다(Song et al., 2021).

Table 1. Overstory and understory vegetation characteristic of each plot.

Overstory					
Plot	Main species	n	Stem density (stems/ha)	Mean H (m)	Mean DBH (cm)
1	<i>Castanea crenata</i> Siebold & Zucc.	4	177	12.6	34.4
2	<i>Prunus sargentii</i> Rehder	10	444	11.4	20
	<i>Ginkgo biloba</i> L.				
3	<i>Castanea crenata</i> Siebold & Zucc.	7	311	15.1	28.8
	<i>Fraxinus rhynchophylla</i> Hance				
4	<i>Larix kaempferi</i> (Lamb.) Carrière	9	400	31.7	25.1
Understory					
Plot	Main species	Max H (m)			
1	<i>Stephanandra incisa</i> (Thunb.) Zabel	1			
	<i>Quercus aliena</i> Blume				
	<i>Quercus serrata</i> Murray				
2	<i>Lespedeza maximowiczii</i> C.K.Schneid.	0.8			
	<i>Amorpha fruticosa</i> L.				
3	<i>Stephanandra incisa</i> (Thunb.) Zabel	2			
	<i>Quercus aliena</i> Blume				
	<i>Quercus serrata</i> Murray				
	<i>Aralia elata</i> (Miq.) Seem.				
4	<i>Rubus crataegifolius</i> Bunge	1.3			
	<i>Quercus serrata</i> Murray				
	<i>Quercus dentata</i> Thunb.				
	<i>Pueraria lobata</i> (Willd.) Ohwi				
	<i>Zanthoxylum schinifolium</i> Siebold & Zucc.				

2. 데이터 수집 및 처리

1) 현장조사 데이터 수집

2022년 9월에 현장조사를 통해 상하층의 바이오매스를 추정하기 위한 데이터를 수집하였다. 상층의 경우 4개 조사구 내 상층에 존재하는 총 33본의 교목에 대해 수고(H, m)와 흉고직경(DBH, cm)을 측정하였다. 수고는 하그로프 vertex 수고 측정기를 이용하여 측정하였고, 흉고직경은 직경테이프를 이용하여 측정하였다.

하층의 경우 하층식생 조사구 내 모든 하층식생의 지상부를 벌채하였다. 각 하층식생 조사구에서 벌채해 온 하층식생은 72°C 온도의 건조기에서 50시간 동안 건조한 후 0.01 g 단위까지 측정하여 건조량을 기록하였다.

2) 라이다 데이터 수집

BPLS와 UAV-LS 데이터 수집은 2022년 9월과 10월에 걸쳐 진행하였다. BPLS는 모빌테크사의 L-Leplica-BL 모델을 이용하였다. 라이다 데이터에서 조사구를 명확히 확인할 수 있도록 모든 조사구와 하층식생 조사구의 꼭짓점 4곳에 컨트롤 포인트를 설치하였다. 컨트롤 포인트로는 1 m 높이에 재귀반사 테이프를 붙인 고깔을 사용하였다.

라이다의 포인트 비율은 100,000 pps 이상이며, 스캔 중 다른 식생으로 인해 발생하는 데이터 손실을 최소화하기 위해 하층식생 조사구 사이의 경로를 이동하며 촬영하였다[Figure 3(a)].

UAV-LS는 DJI사의 드론 Matrice 300 기체에 ZENMUSE L1 라이다를 장착하여 2022년 10월 31일에 데이터를 획득하였다. 포인트 비율은 240,000 pps, 비행고도는 70 m, 속도는 4 m/s, 리턴 횟수(number of returns)는 3회까지 기록하였으며, 라이다 각도는 수직으로 설정하여 조사구가 포함된 연구지역을 스캔하였다[Figure 3(b)].

3) 라이다 데이터 전처리

스캔하여 얻은 라이다 데이터는 바이오매스 추정에 이용될 변수를 추출하기 위해 LiDAR360 프로그램(version 5.3)을 이용하여 전처리 과정을 진행하였다(Figure 4). 원본 BPLS 및 UAV-LS 데이터에서 각각 조사지를 추출하고, 지면 분류를 통한 지표면 정규화를 수행하였다[Figure 4(b)]. 개체목 분류 과정은 두 가지 라이다 데이터에서의 분류 결과가 동일하게 나타나도록 두 데이터를 결합한 이후[Figure 4(c)] 개체목을 분류하였다[Figure 4(d)]. 데이터

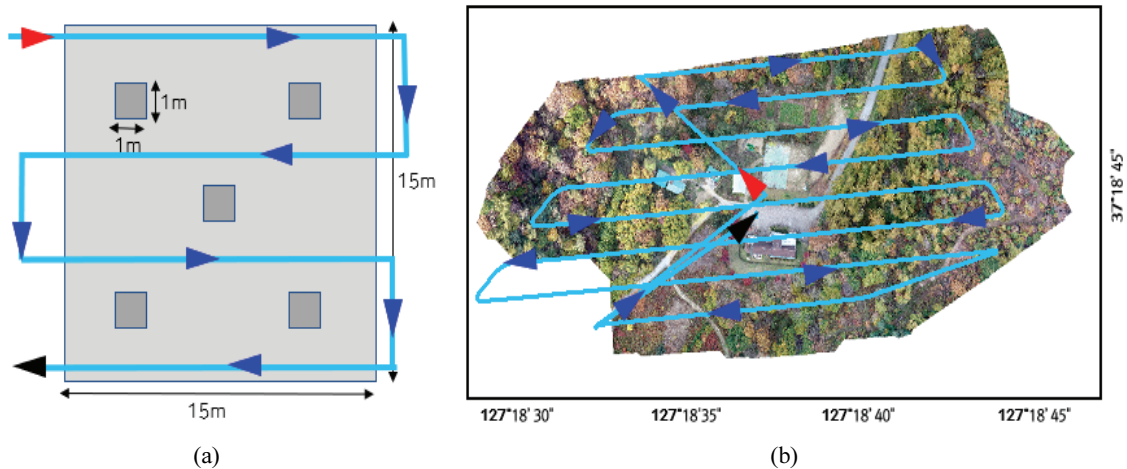


Figure 3. The trajectory of lidar scanning: (a) the trajectory of BPLS within one plot, (b) the trajectory of UAV-LS throughout study plots. Red arrow represents the starting point and black arrow represents ending point.

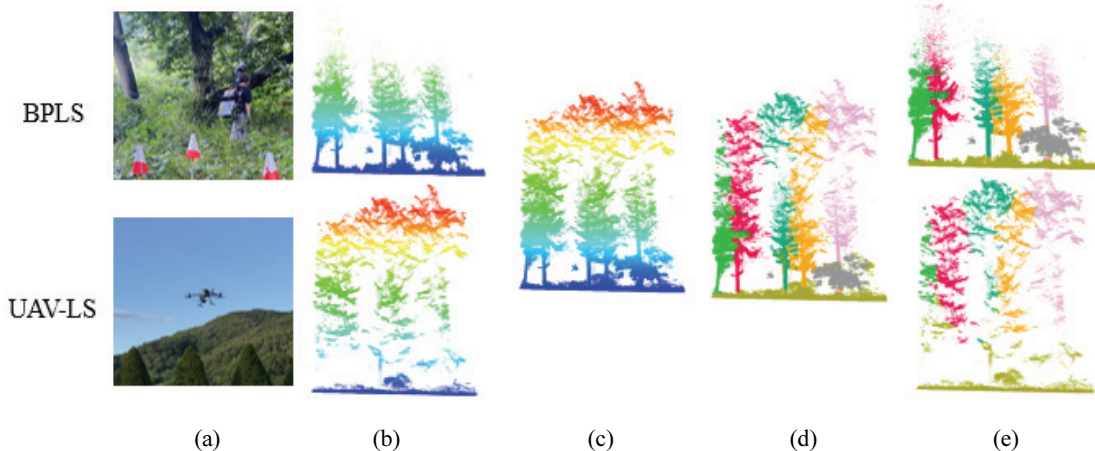


Figure 4. Lidar data processing procedures for tree structure measurement: (a) lidar scanning (b) plot extraction and normalization (c) lidar data merge (d) tree segmentation (e) tree segmented BPLS data and UAV-LS data.

결합은 Manual Rotation and Translation 기능을 이용하여 x축과 y축을 직접 조정하며 각 개체목 수준에서 데이터가 정확히 겹치도록 하였다. 결합된 데이터에서 개체목을 분류하였고, 잘못 분류된 개체목은 육안으로 확인하며 수정하였다. Figure 4(e)는 BPLS와 UAV-LS 데이터에서의 개체목 분류 결과이다.

3. 상층식생

1) BPLS를 이용한 흉고직경 추정

BPLS 데이터에서 각 개체목의 흉고직경을 추정하였다. 흉고직경은 IPCC의 지상 바이오매스 측정 가이드라인에서 제시하는 1.3 m를 기준으로(Penman et al., 2003), 각 개체의 1.25 m에서 1.35 m 사이의 점을 추출하여 R (version 4.2.1) pracma package (Gander et al., 1994)의 circlefit 함수를 이

용하여 추정된 원의 지름으로 구하였다[Figure 5(c)]. 개체목이 기울어진 경우는 1.3 m 높이가 되는 곳을 수간에 직교되도록 선택하였으며, 선택한 원기둥의 높이는 0.1 m가 되게 하여 흉고직경을 추정하였다[Figure 5(b)]. 흉고직경의 현장조사 측정값과 라이다 추정값을 비교하기 위해 단순선형회귀분석을 수행하였다. 개발된 선형회귀모델은 선형회귀분석의 기본가정인 선형성, 등분산성, 정규성을 만족하는지 확인하여야 한다. 선형성은 독립변수와 종속변수의 그래프를 통해 시각적으로 확인하였으며, 등분산성과 정규성은 유의수준 0.05에서 각각 Breusch-Pagan test와 Shapiro-Wilk test를 수행하여 확인하였다. 결정계수 (R^2), 평균제곱근오차(RMSE, m%), 편향(Bias, m%)을 계산하여 라이다 추정값의 정확도를 평가하였으며, R^2 , RMSE (m%), Bias (m%)의 계산식은 다음과 같다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (E_i - M_i)^2}{\sum_{i=1}^n (E_i - \frac{\sum_{i=1}^n M_i}{n})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (E_i - M_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$RMSE(\%) = \frac{RMSE}{\frac{\sum_{i=1}^n M_i}{n}} \times 100 \quad (3)$$

$$Bias = \frac{\sum_{i=1}^n (E_i - M_i)}{n} \quad (4)$$

$$Bias(\%) = \frac{Bias}{\frac{\sum_{i=1}^n M_i}{n}} \times 100 \quad (5)$$

위의 수식에서 E_i 는 i 번째 대상을 라이다 데이터에서 추정된 값, M_i 는 i 번째 대상을 현장조사에서 측정된 값을 의미한다.

2) BPSL와 UAV-LS의 수고 추정 비교

BPSL와 UAV-LS 데이터에서 각각 수고를 추정하였다. 수고는 분류된 각 개체목에서 가장 높은 점의 높이 값을 추출하였다[Figure 5(a)]. 두 가지 라이다의 수고 추정 결과

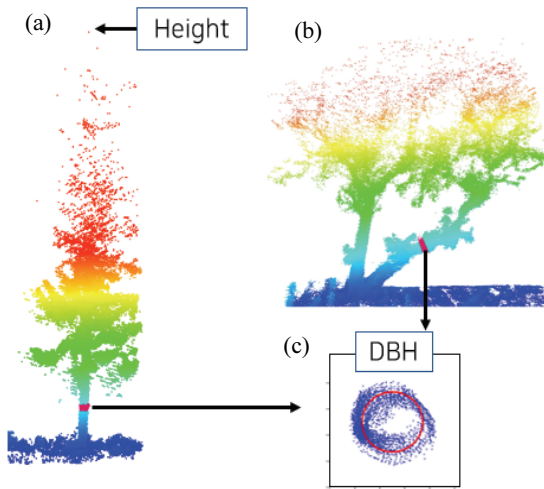


Figure 5. Measuring H and DBH with lidar data: (a) Z value of the top point was documented as H, (b) the 1.25-1.3m high section of stem was manually selected and extracted when the stem is tilted. (c) circle was estimated with extracted points.

를 비교하기 위해 각각의 경우에 대해 현장조사 측정값과 단순선형회귀분석을 수행하였다. 기본가정 충족 여부를 확인하는 과정과 통계지수는 흉고직경 분석 방법과 동일하게 적용하였다.

4. 하층식생

1) 하층의 수직구조 변수 추출

다양한 유형의 식생으로 구성된 하층은 각 개체를 분류하기 어려우며, 상대생장식이 존재하지 않아 상층과는 다른 방법으로 바이오매스를 추정해야 한다. Anderson et al. (2018)와 Zhang et al.(2019)의 연구에서는 산림의 지상부 바이오매스 또는 관목과 초본의 바이오매스를 추정하기 위해 수직구조 변수를 이용하였다. 본 연구에서는 하층식생 조사구의 수직구조 변수를 이용하여 하층 바이오매스를 추정하였다.

하층의 수직구조 변수 추출은 LiDAR360 프로그램의 Calculate Forest Metrics by Grid 기능을 이용하여 수행되었다. BPLS를 이용하여 수집한 20개의 하층식생 조사구 데이터에서 점들의 높이의 백분위수, 침도, 왜도, 평균표준편차, 높이별 점 밀도를 나타내는 변수 등 총 수직구조 변수 26개(Table 2)를 추출하였다. Figure 6은 한 하층식생 조사구에서 수직구조 변수를 추출한 예시이다. Figure 6(a)는 한 하층식생 조사구의 RGB 사진, Figure 6(b)는 동일한 하층식생 조사구의 BPLS 데이터이다. Figure 6(c)는 BPLS 데이터에서 추출되는 수직구조 변수를 표현한 그림으로, 라이다 데이터를 10개의 층으로 구분하여 전체 점의 수에 대한 각 층의 점의 수를 계산한 density 변수와 점 높이의 백분위수를 의미하는 percentile 변수를 나타낸다.

회귀분석을 수행할 때 변수 간의 다중공선성이 강하면 과적합 문제가 발생하여 부정확한 회귀 결과가 도출될 수 있어 다중공선성을 제거하는 과정이 필요하다. 먼저 하층 바이오매스와 26개의 수직구조 변수를 포함하여 총 27개의 변수 간의 피어슨 상관계수를 계산하였고, 피어슨 상관계수가 0.8 이상인 변수들에 대해 하층 바이오매스와의 상관관계가 더 큰 변수를 남기고 나머지 변수들을 제거하였다. 남은 변수들은 R의 leaps package (Miller, 2020)의 regsubsets 함수를 이용하여 바이오매스 추정 모델을 구축하기 위한 최상의 변수 조합을 선택하였다. 이 함수는 all subset regression을 기반으로 하는 알고리즘으로, 모든 변수 조합으로 모델을 만들고 수정된 R²값이 가장 높은 변수 조합을 선정한다(Miller, 2020).

2) 하층 바이오매스 추정 다중회귀모델

하층 바이오매스 추정 모델은 적은 데이터 수를 고려하

Table 2. Abbreviations and descriptions of 26 vertical metrics.

Abbreviations	Metrics	Description
m	mean	The mean height of all points
p.n.	percentile[n] (n = 1, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 99)	Height at which n% of points is located
kur	kurtosis	The kurtosis of the heights of all points
sk	skewness	Symmetry of heights of all points
sd	standard_deviation	The standard deviation of heights of all points
d.n.	density[n] (n = 1,2,3,4,5,6,7,8,9,10)	With the point cloud data divided into ten layers with the equal height interval, these metrics indicate point density of the nth layer from the bottom.
aad	average_absolute_deviation	Average absolute deviation between the height of each point and average height of all points

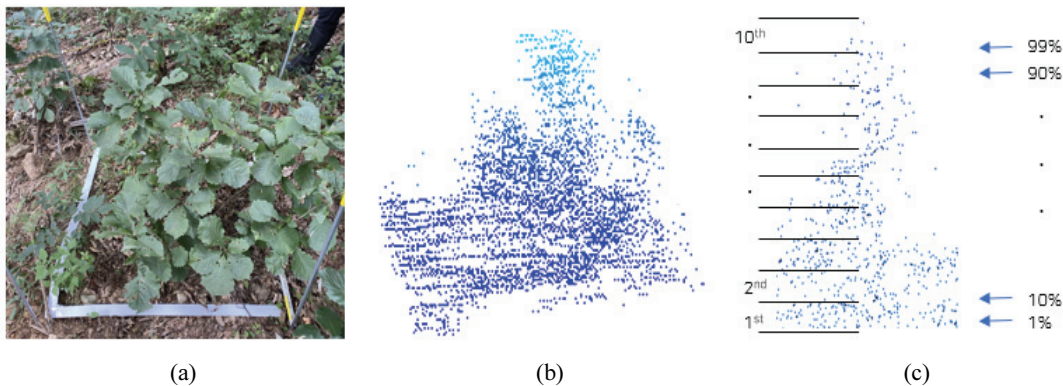


Figure 6. Extracting vertical structure metrics of subplot: (a) RGB picture of one subplot, (b) BPLS data of the subplot for extracting vertical structure metrics, (c) the layer numbers indicate BPLS data segmentation by 10 layers to calculate point density of each layer and percentages indicate percentile height of the points.

여 다중회귀모델을 선택하였다. 건중량을 종속변수로 지정하고, 최상의 변수 조합으로 선정된 수직구조 변수들을 독립변수로 지정하여 다중회귀분석을 진행하였다. 상층의 경우와 마찬가지로 R^2 과 RMSE로 평가하였다. 개발된 선형회귀모델의 기본가정 검정은 흉고직경의 경우와 같은 방식으로 진행하였으며, 독립변수 간 다중공선성은 R의 car package (Fox and Weisberg, 2019)를 이용하여 VIF (Variance Inflation Factor, 분산팽창계수)값이 10 이하인지 확인하였다.

모델의 추정력을 평가하기 위하여 R caret package의 trainControl 함수(Kuhn, 2008)를 사용하여 LOOCV(leave-one-out-cross-validation)를 수행하였다. 이 방법은 검증 데이터로 사용될 한 개의 하층식생 조사구 데이터를 제외하고 나머지 데이터로 모델을 학습시킨 후, 제외한 하나의 하층식생 조사구 데이터로 검증하는 방법이다. 본 연구에서는 모든 경우의 수에 대해 모델을 20번 학습하여 R^2 과 RMSE를 계산하였다.

결 과

1. 상층식생

1) BPLS를 이용한 흉고직경 추정

BPLS 데이터에서 추정된 흉고직경과 현장조사에서 측정한 흉고직경을 비교하여 분석한 결과, R^2 은 0.92로 높고 RMSE는 2.68 cm (9.63%)로 작게 나타났다. Bias는 0.62 cm (2.22%)로 BPLS는 현장조사보다 평균적으로 흉고직경을 더 크게 추정하는 경향이 있었으나, 그 차이는 크지 않았다(Figure 7(a)).

2) BPLS와 UAV-LS의 수고 추정 비교

BPLS 및 UAV-LS를 이용하여 추정된 수고와 현장조사에서 측정한 수고 간의 선형회귀분석을 진행한 결과는 다음과 같다(Figure 7(b), Figure 7(c)). BPLS 데이터에서 추정된 수고를 이용한 경우 R^2 이 0.63, RMSE는 7.09 m (44.35%)로 정확도가 상대적으로 낮았다. 현장조사에서

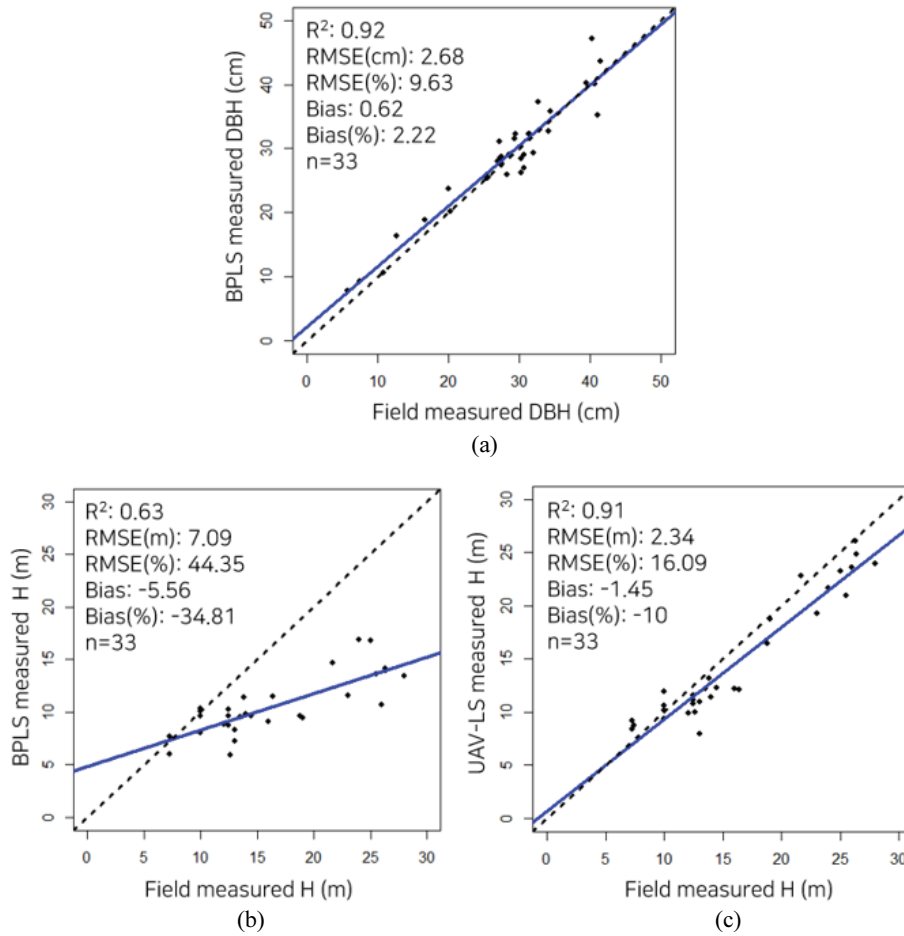


Figure 7. Results of simple regression analysis of DBH and H: (a) BPLS measured DBH and field measured DBH, (b) BPLS measured H and field measured H, (c) UAV-LS measured H and field measured H. In all plots, blue line represents fitted line of data, black dotted line represents $y=x$.

측정한 수고와 비교하였을 때, BPLS 데이터에서 추출한 수고의 Bias는 -5.56 m(-34.81%)로 BPLS가 수고를 과소 추정하는 경향이 확인되었다.

반면 UAV-LS 데이터에서 측정된 수고를 이용한 경우는 R^2 이 0.91로 BPLS를 이용한 경우보다 높은 수치를 보였으며, RMSE는 2.34 m (16.09%), Bias는 -1.45 m (-10%)로 BPLS보다 수고를 더 정확히 추정하는 것을 확인할 수 있었다.

2. 하층식생

1) 수직구조 변수 추출과 선별

27개의 변수 간 피어슨 상관계수를 분석한 결과, 모든 수직구조 변수가 최소 1개 이상의 다른 수직구조 변수와 절댓값 0.8 이상의 상관관계를 가지는 것으로 확인되었다 (Figure 8). mean, percentile[n] 변수들간 서로 높은 상관관

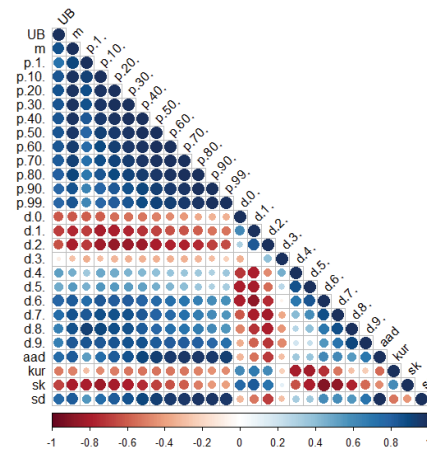


Figure 8. Pearson correlation coefficient between understory biomass and 26 metrics. Red represents a negative correlation coefficient and blue represents a positive correlation. UB means understory biomass measured in the field survey. Full names and descriptions of the metrics can be found in Table 2.

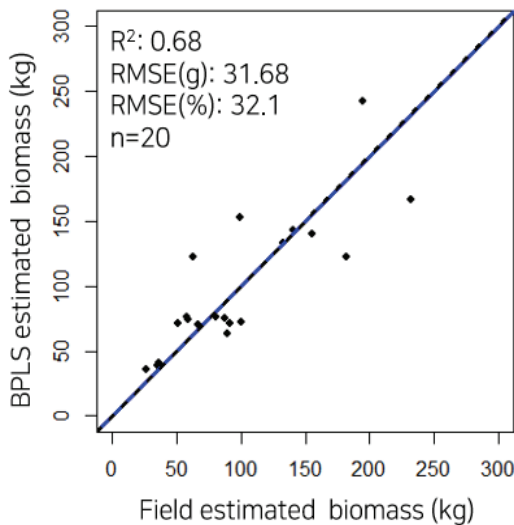


Figure 9. LOOCV result of understory biomass estimation model. Black dots represent field measured biomass and estimated biomass with developed model. Blue line represents fitted line of data, black dotted line represents $y=x$.

계가 나타났으며, 그중 mean이 하층 바이오매스와 가장 큰 상관관계를 보였다(Pearson’s correlation $r = 0.85$). density [0], density[1], density[2], density[3], kurtosis, skewness 변수는 하층 바이오매스와 음의 상관관계를 보였고 나머지 변수는 모두 양의 상관관계를 보였다(Figure 8; Table 2).

수직구조 변수 간 상관관계가 큰 변수를 제거한 결과 mean, density[1], density[2], density[4], kurtosis의 총 5개 변수가 선택되었다. 이 변수들로 만들 수 있는 모든 조합 중 mean과 density[4] 두 개의 변수를 이용하는 경우가 수정된 R^2 값이 0.76으로 가장 높았다.

2) 하층 바이오매스 추정 다중회귀모델

mean과 density[4]를 독립변수로 이용하여 개발된 다중 회귀모델의 방정식은 다음 수식과 같다.

$$\text{Understory biomass} = 331.04 \times \text{mean} + 251.56 \times \text{density}[4] - 25.41 \quad (6)$$

LOOCV를 수행한 결과 R^2 은 0.68, RMSE는 31.68 g으로 나타났다(Figure 9). 19개의 데이터로 학습된 총 20개의 모델은 모두 선형성, 등분산성, 정규성, 다중공선성 가정을 만족하였다. Figure 9는 20개의 모델에서 추정된 20개의 하층 바이오매스를 현장조사에서 측정된 건중량과 비교하여 나타낸 그래프이며, 이상치는 나타나지 않았다.

고찰

BPLS는 수목의 흉고직경을 높은 정확도로 추정했다 ($R^2=0.92$), 그러나 Ko et al.(2021)와 Bauwens et al.(2016)의 연구에서 지상라이다가 수고를 과소 추정한 결과와 마찬가지로 수고 추정 정확도는 낮았으며 큰 편향을 보였다 ($R^2=0.63$, Bias=-5.56 m). 반면 UAV-LS는 수고 추정 정확도가 높았다($R^2=0.91$). 즉, 상층 바이오매스를 추정하기 위해 BPLS만을 단독으로 이용할 경우, 수고가 과소 추정됨에 따라 바이오매스도 과소 추정될 수 있어 현장조사를 대체하기 어려울 것으로 보인다. 따라서 흉고직경은 BPLS로 추정된 값을 이용하더라도 수고는 현장조사나 UAV-LS를 통해 획득한 값으로 보완하는 과정이 필수적이라고 판단된다.

26개의 하층식생 수직구조 변수와 하층 바이오매스를 포함하여 총 27개 변수 간의 상관관계를 분석한 결과, density[0], density[1], density[2], density[3]은 하층 바이오매스와 음의 상관관계를 보였다. BPLS로 수집한 데이터를 분석한 결과, 하층식생의 상부와 외부에 점 데이터가 집중되고, 하부와 내부에 폐색영역이 발생하는 특징이 확인되었다. 하층의 식생 밀도가 높고 바이오매스가 클수록 폐색영역이 더욱 명확히 나타났으며, 이러한 경향으로 인해 밀도를 나타내는 변수 중 폐색영역을 상대적으로 크게 반영하는 density[0], density[1], density[2], density[3]가 하층 바이오매스와 음의 상관관계를 보인 것으로 유추된다. 폐색영역은 촬영 각도와 경로에 따라서 크게 달라질 수 있는 부분으로, 라이다를 이용하여 임분의 바이오매스를 조사하고자 할 때 적절한 각도와 경로로 임분을 스캔하는 것이 중요하다.

하층 바이오매스 추정 모델의 LOOCV 교차검증 결과 R^2 이 0.68, RMSE가 31.68 g로 나타났으며, 이 결과는 선행연구의 결과와 유사한 수준이다. Li et al.(2021)은 지상 라이다를 이용하여 초본층과 관목층의 바이오매스를 추정하였으며, R^2 은 각각 0.72, 0.69로 나타났다. Anderson et al.(2018)은 지상라이다를 이용하여 초본과 관목 개체를 구분하여 바이오매스를 추정하였고, 그 결과 R^2 은 각각 0.61, 0.75로 나타났다. 그러나 본 연구에는 다음의 한계점이 있다. 첫 번째로, 본 연구에서는 하층의 어린나무, 관목, 초본의 비율을 고려하지 않았다. 하층에는 목질부를 가진 관목과 어린나무, 목질부를 가지지 않은 초본이 동시에 존재하는데, 목질부의 비율에 따라 수직구조는 유사하게 나타나더라도 바이오매스가 크게 달라질 수 있다. 두 번째로, 모델 개발에 이용한 데이터의 수가 적었다. 이로 인하여 다중회귀모델을 개발하였지만, 향후 충분한 데이터를 확보한다면 다양한 머신러닝 기법을 활용하여 정확도가

더 높은 모델을 개발할 수 있을 것이다. 마지막으로, 잎의 유무 및 성장 정도에 따라 획득되는 라이다 데이터가 상이하므로 개발된 하층 바이오매스 추정 모델은 그 모델이 개발된 시기에만 적용할 수 있다. 즉, BPLS를 이용하여 하층 바이오매스를 추정하기 위해서는 하층식생의 유형을 구분하여 유형별 모델을 개발하고, 하층 바이오매스를 추정하기에 가장 적합한 모델 유형과 모델 적용 시기를 선정하는 연구가 선행되어야 한다.

본 연구에서는 UAV-LS를 이용하여 연구대상지를 지표면의 수직 방향으로 스캔하였다. 수관에 의해 수관 아래쪽으로 폐색영역이 발생하여 획득한 데이터에서 흉고직경과 하층식생의 형태를 확인하기 어려웠다. 그러나 UAV-LS 스캔 각도와 대상지의 임분 구조에 따라 흉고직경과 하층식생을 스캔하는 것이 가능하다(Puliti et al., 2020). 임분을 다양한 각도로 스캔하여 상층의 수고뿐만 아니라 흉고직경과 하층식생 데이터까지 동시에 수집한다면 더 효율적으로 임분의 상하층 바이오매스를 추정하는 방법론을 개발할 수 있을 것이다.

본 연구를 진행한 임분은 식생을 상층식생과 하층식생으로 명확히 구분할 수 있는 조림지에서 진행되었다. 그러나 우리나라 임분의 층위 구조는 다양하며, 단순히 상층과 하층으로 구분할 수 없는 임분도 존재한다. 따라서 더 복잡한 층위 구조를 가진 임분에 본 연구에서 이용한 방법을 적용할 수 있는 방법을 모색하고, 연구 방법을 보완하는 과정이 필요하다.

결론

본 연구에서는 임분 상하층 바이오매스 조사를 위한 BPLS와 UAV-LS의 적용성을 평가하였다. 상층의 경우 UAV-LS를 이용하여 수고를 측정하고 BPLS를 이용하여 수고와 흉고직경을 측정하였으며, 하층의 경우 BPLS 데이터에서 추출한 수직구조를 이용하여 하층 바이오매스를 추정하는 다중회귀모델을 개발하였다. BPLS의 흉고직경 추정 정확도는 높지만, 수고 추정 정확도는 낮게 나타났다. UAV-LS의 수고 추정 정확도는 높게 나타나서 정확한 수고와 바이오매스 추정을 위해서는 UAV-LS를 추가적으로 이용하여야 할 것이다. 하층 바이오매스 추정을 위한 다중회귀모델 개발 결과, $R^2=0.68$ 의 정확도를 보였다. 결과적으로 이 연구를 통해 BPLS와 UAV-LS를 이용한 임분의 상하층 바이오매스 조사가 가능한 것을 확인하였으나, 하층 바이오매스 모델의 경우 하층식생의 유형, 학습 데이터 수, 데이터 획득 시기, 라이다 스캔 각도와 경로를 고려한 향후 연구가 필요하다.

감사의 글

이 논문은 2023 산림과학공통학술대회에서 발표한 “라이다를 이용한 임분 상하층 바이오매스 추정” 연구를 발전시킨 것으로 2022년도 서울대학교 학생자율교육 학부생 연구지원 프로그램으로 수행되었으며, 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(No. 2021R1A4A1025553)입니다. 이에 감사드립니다.

References

- Ahmad, B., Wang, Y., Hao, J., Liu, Y., Bohnett, E. and Zhang, K. 2019. Optimizing stand structure for tradeoffs between overstory and understory vegetation biomass in a larch plantation of Liupan Mountains, Northwest China. *Forest Ecology and Management* 443: 43-50.
- An, Z. and Froese, R.E. 2022. Tree stem volume estimation from terrestrial LiDAR point cloud by unwrapping. *Canadian Journal of Forest Research* 53(2): 60-70.
- Anderson, K.E., Glenn, N.F., Spaete, L.P., Shinneman, D.J., Pilliod, D.S., Arkle, R.S., McIlroy, S.K. and Derryberry, D.R. 2018. Estimating vegetation biomass and cover across large plots in shrub and grass dominated drylands using terrestrial lidar and machine learning. *Ecological Indicators* 84: 793-802.
- Bauwens, S., Bartholomeus, H., Calders, K. and Lejeune, P. 2016. Forest inventory with terrestrial LiDAR: A comparison of static and hand-held mobile laser scanning. *Forests* 7(6): 127.
- Bazezew, M.N., Hussin, Y.A. and Kloosterman, E.H. 2018. Integrating airborne LiDAR and terrestrial laser scanner forest parameters for accurate above-ground biomass/carbon estimation in Ayer Hitam tropical forest, Malaysia. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 73: 638-652.
- Carrasco, L., Giam, X., Papeş, M. and Sheldon, K.S. 2019. Metrics of lidar-derived 3D vegetation structure reveal contrasting effects of horizontal and vertical forest heterogeneity on bird species richness. *Remote Sensing*. 11(7): 743.
- Choi, E.H., Kim, R.H., Cho, S.S., Seo, H.Y., Kwak, D.H. and Choi, H.S. 2021. Utilization of natural-based solutions in the forest sector to cope with climate change. *Korea Forest Research Institute* 936.
- Fox J, and Weisberg S. 2019. *An R Companion to Applied Regression*, Third edition. Sage, Thousand Oaks CA.

- <https://socialsciences.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion/>.
- Gander, W., Golub, G. H. and Strebler, R. 1994. Fitting of circles and ellipses — least squares solutions. ETH Zürich, Technical Report 217, Institute für Wissenschaftliches Rechnen.
- Greenhouse Gas Inventory and Research Center of Korea (GIR). 2020. 2020 National greenhouse gas inventory report of Korea.
- Guo, Q. et al. 2020. Lidar boosts 3d ecological observations and modelings: A review and perspective. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine* 9(1): 232-257.
- Song, J., Zhu, X., Qi, J., Pang, Y., Yang, L. and Yu, L. 2021. A method for quantifying understory leaf area index in a temperate forest through combining small footprint full-waveform and point cloud LiDAR data. *Remote Sensing* 13(15): 3036.
- Hyypä, E., Yu, X., Kaartinen, H., Hakala, T., Kukko, A., Vastaranta, M. and Hyypä, J. 2020. Comparison of backpack, handheld, under-canopy UAV, and above-canopy UAV laser scanning for field reference data collection in boreal forests. *Remote Sensing* 12(20): 3327.
- Johnson, L.K., Mahoney, M.J., Bevilacqua, E., Stehman, S. V., Domke, G.M. and Beier, C.M. 2022. Fine-resolution landscape-scale biomass mapping using a spatiotemporal patchwork of LiDAR coverages. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 114: 103059.
- Ko, C.U., Yim, J.S., Kim, D.G. and Kang, J.T. 2021. Analysis of optimal pathways for terrestrial LiDAR scanning for the establishment of digital inventory of forest resources. *Korean Journal of Remote Sensing* 37(2): 245-256.
- Kwon S.K., Lee Y.S., Kim D.S. and Jung H.S. 2019. Classification of forest vertical structure using machine learning analysis. *Korean Journal of Remote Sensing* 35(2): 229-239.
- Kuhn, M. 2008. Building predictive models in R using the caret package. *Journal of Statistical Software* 28(5): 1-26. <http://dx.doi.org/10.18637/jss.v028.i05>.
- Landuyt, D. et al. 2019. The functional role of temperate forest understory vegetation in a changing world. *Global Change Biology*, 25(11), 3625-3641.
- Latifi, H., Heurich, M., Hartig, F., Müller, J., Krzystek, P., Jehl, H. and Dech, S. 2016. Estimating over-and understorey canopy density of temperate mixed stands by airborne LiDAR data. *Forestry: An International Journal of Forest Research* 89(1): 69-81.
- Lee, K.J. et al. (Ed.). 2014. *Introduction to Forest Science*. p.135. Hyangmoon Publishing. Seoul, South Korea.
- Li, S., Wang, T., Hou, Z., Gong, Y., Feng, L. and Ge, J. 2021. Harnessing terrestrial laser scanning to predict understory biomass in temperate mixed forests. *Ecological Indicators* 121: 107011.
- Liang, X. et al. 2016. Terrestrial laser scanning in forest inventories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 115: 63-77.
- Miller, A. 2020. leaps: regression subset selection. R package version 3.1. <https://CRAN.R-project.org/package=leaps>.
- Park, I.H., Son, Y.M., Son, Y.H., Lee, Y.J., Lee, K.H., Oh, J.S. and Seo, J.H. 2006. *Standard manual of forest biomass survey*. Korea Forest Research Institute, Seoul.
- Penman, J., Gytarsky, M., Hiraishi, T., Krug, T., Kruger, D., Pipatti, R., Buendia, L., Miwa, K., Ngara, T., Tanabe, K. and Wagner, F. (Eds.). 2003. *Good practice guidance for land use, land-use change and forestry*. Institute for Global Environmental Strategies. The Intergovernmental Panel on Climate Change, Hayama, Japan.
- Puliti, S., Breidenbach, J. and Astrup, R. 2020. Estimation of forest growing stock volume with UAV laser scanning data: can it be done without field data?. *Remote Sensing* 12(8): 1245.
- United Nations Development Programme (UNDP). 2019. *Pathway for increasing nature-based solutions in NDCs: a seven-step approach for enhancing nationally determined contributions through nature-based solutions*. New York, USA: UNDP.
- Zhang, L., Shao, Z., Liu, J. and Cheng, Q. 2019. Deep learning based retrieval of forest aboveground biomass from combined LiDAR and landsat 8 data. *Remote Sensing* 11(12): 1459.

Manuscript Received : May 3, 2023

First Revision : July 27, 2023

Second Revision : August 25, 2023

Accepted : August 26, 2023