

항공 LiDAR 자료를 이용한 산림재적추정 모델 개발* - 봉화군 춘양면 애당리 혼효림을 대상으로 -

조승완¹ · 김용구² · 박주원^{1*}

Development of Forest Volume Estimation Model Using Airborne LiDAR Data* - A Case Study of Mixed Forest in Aedang-ri, Chunyang-myeon, Bonghwa-gun -

Seung-Wan CHO¹ · Yong-Ku KIM² · Joo-Won PARK^{1*}

요 약

본 연구의 목적은 산림재적 현장자료와 항공 LiDAR 자료 기반의 산림재적 추정을 위한 회귀모델의 개발이다. 추정 모델은 경상북도 봉화군 지역에서 임의추출법에 의해 선정된 30개의 원형 표본지로부터 산출한 표본지별 산림재적을 반응변수로 하고, 항공 LiDAR 원자료로부터 개별 표본지의 고도분포 백분위수(Height Percentiles, HP) 및 층위 단위 점 개체수 백분율(Height Bin, HB)을 추출하여 예측변수로 사용하여 구성하였다. 단순선형회귀분석, 이차 다항회귀분석 및 단계적 회귀분석 방법을 이용한 다중회귀분석을 실시하여 적합모델들의 후보들을 도출하였으며, 검증을 위하여 각 모델별로 교차 타당성 검증을 실시하여 PRESS 통계치를 구하였다. 모델의 R^2 및 PRESS을 비교하여 적합성을 검토한 결과, HB₅₋₁₀, HB₁₅₋₂₀, HB₂₀₋₂₅, HBgt₂₅의 다중회귀모델의 R^2 이 0.509로 가장 높고, HP₂₅ 단순회귀모델의 PRESS 값이 122.352으로 가장 낮은 것으로 나타났다. 수직구조가 복잡한 우리나라 산림재적을 추정하는 모델로는 다양한 수직적 정보를 포함하고 있는 HB₅₋₁₀, HB₁₅₋₂₀, HB₂₀₋₂₅, HBgt₂₅이 상대적으로 보다 적합하다고 사료된다.

주요어 : 라이다, 산림재적추정모델, 산림, 회귀분석

ABSTRACT

2017년 9월 19일 접수 Received on September 19, 2017 / 2017년 9월 27일 수정 Revised on September 27, 2017 / 2017년 9월 27일 심사완료 Accepted on September 27, 2017

* 본 연구는 산림청(한국임업진흥원) 산림과학기술 연구개발사업 '(2013069E10-1719-AA03)' 의 지원에 의하여 수행되었음.

1 경북대학교 산림과학 · 조경학부 School of Forest Science and Landscape Architecture, Kyungpook National University

2 경북대학교 통계학과 Department of Statistics, Kyungpook National University

* Corresponding Author E-mail : joowon72@knu.ac.kr

This study aims to develop a regression model for forest volume estimation using field-collected forest inventory information and airborne LiDAR data. The response variable of the model is forest stem volume, was measured by random sampling from each individual plot of the 30 circular sample plots collected in Bonghwa-gun, Gyeong sangbuk-do, while the predictor variables for the model are Height Percentiles(HP) and Height Bin(HB), which are metrics extracted from raw LiDAR data. In order to find the most appropriate model, the candidate models are constructed from simple linear regression, quadratic polynomial regression and multiple regression analysis and the cross-validation tests were conducted for verification purposes. As a result, R^2 of the multiple regression models of HB₅₋₁₀, HB₁₅₋₂₀, HB₂₀₋₂₅, and HBgt₂₅ among the estimated models was the highest at 0.509, and the PRESS statistic of the simple linear regression model of HP₂₅ was the lowest at 122.352. HB₅₋₁₀, HB₁₅₋₂₀, HB₂₀₋₂₅, and HBgt₂₅-based models, thus, are comparatively considered more appropriate for Korean forests with complicated vertical structures.

KEYWORDS : LiDAR, Forest Volume Estimation Model, Forest, Regression Analysis

서론

2016년 파리협정(COP21)의 발효와 함께 신 기후변화체제가 도래하였다. 전 세계 대부분의 국가가 기후변화 대응에 참여하게 되었으며(Climate Analytic, 2017) 여러 부문에서 신기후체제 구축을 위한 대비책을 적극적으로 마련하고 있다. 여러 부문 중에서도 산림은 중요한 탄소흡수원으로서 기후변화에 대한 능동적인 대안으로 강조되고 있다(KFS, 2016a). 이러한 흐름에 따라 국제사회는 산림에서의 탄소흡수 증진을 위해 REDD+, AR/CDM, 산림탄소상쇄사업 등 산림 탄소 배출 방안과 관련된 사업 및 제도의 확대를 위해 노력을 기울이고 있다(Seok and Yoon, 2010). 산림탄소배출권 관련 사업들은 사업 대상지 대하여 일정 시간 간격으로 지속적인 모니터링을 실시하여 사업 기간 동안의 산림 탄소흡수량의 변동을 측정하는 것을 필수적으로 요구한다. 이를 위하여 모니터링 시기의 사업 대상지 내 산림 입목재적의 현황을 파악하는 것이 중요하다(McRoberts *et al.*, 2013).

현재 우리나라의 산림자원 현황정보의 획득을 위한 산림조사체계는 현장 표본조사를 통해 획

득한 자료를 바탕으로 전체 대상지의 산림자원을 추정하는 방법에 의존하고 있다. 이는 대면적의 지역을 조사하는 경우, 조사에 소요되는 시간과 노동 비용이 매우 높아 비효율적이다. 또한 미조사 지점의 산림자원정보에 대한 공간적 분포를 파악할 수 없기 때문에 비용에 비해 획득한 산림자원 정보의 활용에 있어 제약이 될 소지가 있다.

최근 들어 광범위한 지역의 정보를 손쉽게 획득할 수 있고 획득된 자료의 가공이 용이한 장점을 가진 원격탐사 자료들의 보급이 확대되면서 기존 산림조사방법의 대안으로서 원격탐사 자료를 기반으로 한 산림재적을 추정하는 연구가 활발히 이루어지고 있다(McRoberts and Tomppo, 2007; Chang and Kim, 2008; Kim *et al.*, 2011; Allouis *et al.*, 2013; Laurin *et al.*, 2014). 원격탐사자료 중에서도 울폐된 산림의 수관을 반사 혹은 투과하여 산림의 수직적 구조에 대한 정보를 제공하는 항공 LiDAR (Airborne Light Detection And Ranging) 자료와 현장 측정 자료를 연계하여 산림재적을 추정하는 연구가 활발히 이루어지고 있다(Hyyppä *et al.*, 2004; Van Aardt *et al.*, 2008; McRoberts *et al.*, 2013).

국내에서는 Kwak *et al.*(2005)은 LiDAR 자

료를 이용하여 단순림을 대상으로 수목 개체의 수고, 지하고, 흉고직경을 추출하는 연구를 수행하였으며, Chang *et al.*(2006), Woo *et al.*(2007)은 단순림의 개체목 탐지 및 수고 추출에 대한 연구를 수행하였다. Lee *et al.*(2008)은 도시림의 수목밀도, 수고, 울폐도 등의 산림구조를 분석하였다. 이처럼 국내에서는 단순림, 도시림을 중심으로 수목 개체의 추출, 수고의 추정 등 미시적 측면의 연구에 국한되어 있다. 또한, 국외에서는 산림재적에 대한 추정을 위하여 LiDAR 자료를 이용한 단순 및 다중회귀분석에 대한 연구(Holmgren, 2004; Lim and Treitz, 2004; Sheridan *et al.*, 2014)가 활발히 진행되고 있으나 국내에서는 이러한 연구가 부족한 실정이다. 이에 혼효림이 많고 동일 임상에서도 임분의 수직적 구조가 복잡한 특징을 가진 우리나라 산림에 대하여 LiDAR 자료 기반 산림재적 추정을 위한 모델의 제시를 위한 연구가 필요하다. 따라서 본 연구는 우리나라 산림재적 추정

모델 개발을 위한 회귀모델별 적합성에 대한 비교 검토를 목적으로 한다.

조사 및 분석방법

1. 연구대상지

연구대상지는 경상북도 봉화군 춘양면 해당리 내에 위치하며, 지리적 좌표는 동경 128° 52' 17.14" 북위 37° 01' 24.26" 이다. 대상지 면적은 6.4ha이며, 고도 분포는 최소 838m에서 최대 945m이며, 평균해발고도는 720m이다. 대상지의 임상은 일본잎갈나무, 소나무, 기타활엽수로 구성된 다층혼효림으로 수종별 수고 분포가 다양하며, 하층 식생과 관목이 발달하였다(그림 1).

2. 분석자료 수집

산림재적추정모델의 구성을 위한 변수에 투입할 자료를 구성하기 위하여 추출된 원형 표본지

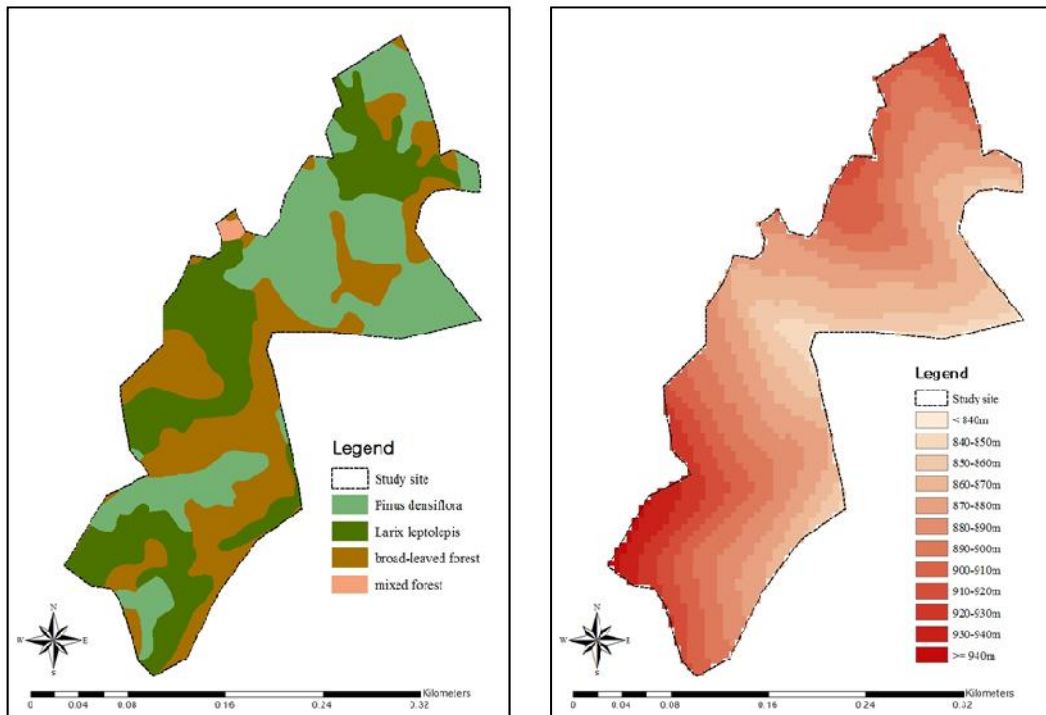


FIGURE 1. Tree species(left) and elevation distribution(right) of study site

에 대한 산림재적 현장조사와 LiDAR 원자료의 가공을 통한 원형 표본지별 LiDAR 점들의 위치 자료를 추출하였다. 반응변수로 사용할 연구대상지 내 산림재적 계산을 위한 현장조사를 통해 원형 표본지 내 직경 및 수고를 측정하고 재적을 계산하였다. 아울러 예측변수로 산림의 수직적 구조 및 분포에 대한 정보를 제공하는 LiDAR 점들의 공간분포 특성 값을 생산하여 사용하였다.

1) 산림재적 현장조사 자료 수집

현장조사를 실시할 표본지 원점을 ArcGIS를 활용하여 추출하였다. 표본지 원점은 임의추출 방법을 기반으로 하는 Create Random Points 도구를 사용하여 총 30개를 추출하였다. 추출된 표본지 원점은 임의선택을 통하여 21개의 모델 구성용 표본지 원점과 9개의 모델 검증용 표본지 원점으로 분류하였다. 표본지 원점의 선정이 완료된 이후, 산림재적 자료를 산출하기 위한 현장 측정을 실시하였다. 현장 측정은 2014년 8월에 실시하여 항공 LiDAR 측량을 실시한 계절적 시기를 일치시켜서 계절적 차이로 인한 오차를 최소화시켰다. 현장 측정에서는 추출된 각 표본지 원점을 기준으로 반경 11.3m의 원형 표본지를 설치하고, 원형 표본지 내의 수목들에 대하여 흉고직경(DBH; Diameter at Breast Height)과 수고의 측정을 실시하였다. 수고는 Vertex Laser 수고 측정기(Haglöf Vertex Laser 5)를 이용하였다. 현장 측정을 통한 각 원형 표본지의 흉고직경과 수고 자료를 획득한 후 각 원형 표본지의 수간재적 추정치를 계산하였다. 수간재적 추정치는 현장조사에서 획득한 흉고직경과 수고 자료로부터 『임목재적·바이오매스 및 임분수확표』(KFS, 2013)의 입목수간재적표를 통해 산출하였다. 산출된 수간재적 추정치는 회귀분석에서 반응변수로 사용하였다.

2) LiDAR 점 공간분포 특성 값 추출

본 연구는 LiDAR 점들의 수직적 분포특성을 나타내는 CloudMetrics 결과와 산림재적의 상관성을 분석하는 방법론을 활용하는 데 적합하게 산림재적추정모델 구성용 변수로 투입할 수 있

도록 LiDAR 자료를 가공하였다. 이를 위해 국립산림과학원에서 제공한 원자료를 활용하였으며, 사용한 LiDAR 원자료의 점밀도는 4.5점/m²이며, 최대 반사 수는 4로 수관 내 산림구조에 대한 정보를 표현하는 데 제약이 없는 것으로 판단된다. LiDAR 자료 가공에는 ArcGIS와 미국 산림청에서 제공하는 LiDAR 분석 및 시각화 프로그램인 FUSION 소프트웨어를 사용하였다. LiDAR 원자료로부터 LiDAR 점들의 공간분포 특성 값을 추출하는 과정은 그림 2와 같다.

본 연구에서는 실제 현장조사를 실시한 원형 표본지 범위 내의 LiDAR 가공자료를 추출하여야 한다. 따라서 현장조사에 앞서 추출한 30개의 점(point) 형태인 표본지 원점 자료를 원형 표본지 범위의 면(polygon) 형태의 원형 표본지 자료로 구성하기 위하여 ArcGIS의 Buffer 도구를 사용하였다. 이후 FUSION 소프트웨어의 Poly ClipData 도구를 사용하여 대상지 전체의 LiDAR 원자료로부터 개별 원형 표본지의 LiDAR 점군 자료를 추출하였다. 추출된 개별 원형 표본지의 LiDAR 점들은 최초 해발고도(Height above sea level) 정보를 포함한다. 하지만 본 연구에서 분석에 사용되는 LiDAR 점군들의 높이 값은 지표면으로부터의 높이 값이므로, 추출된 개별 LiDAR 점들의 해발고도 값에서 지표면 고도 값만큼 감산하는 과정이 필수적이다. 이를 위해 LiDAR 원자료로부터 1m 격자의 LiDAR DTM (Digital Terrain Model)을 구성하고, 개별 LiDAR 점의 해발고도 값으로부터 LiDAR DTM의 지표면 해발고도 값을 감산하여 LiDAR 점들의 높이 값을 표준화하였다. LiDAR DTM 구성에는 비지면점의 LiDAR 점들을 제거하여 지면점만을 추출하는 GroundFilter 도구와 GroundFilter 도구를 통해 추출된 지면점들을 격자화하는 GridSurface Create 도구를 사용하였다. GoundFilter와 GridSurfaceCreate 도구 사용 시 Park *et al.*(2016)에서 제안한 기법을 차용하여 LiDAR DTM을 생성하였다. 아울러 감산 과정에서 0m에 해당하는 점들은 소거되지 않은 지표면의 점들로 고려하여 모두 제외하였다. LiDAR 점군 자료의 높이 값의 표준화 이후, FUSION 소프트웨어의

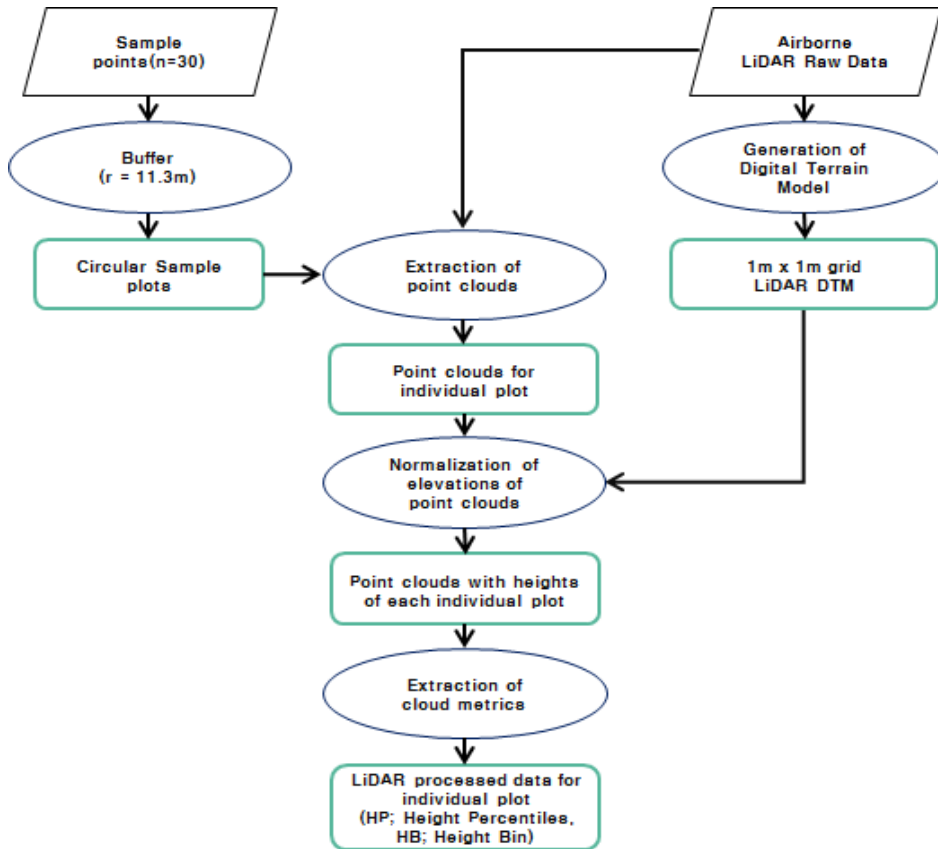


FIGURE 2. Procedure for the extraction of the predictor variable-data for the model construction from LiDAR raw data

CloudMetrics 도구를 활용하여 최종적인 LiDAR 가공자료를 추출하였다.

CloudMetrics를 통해 산출된 LiDAR 가공자료는 투입한 LiDAR 자료의 반사강도(intensity)와 고도(elevation) 값을 사용하여 LiDAR 자료의 고도분포를 포함해 다양한 공간분포를 나타내는 통계량들을 제공한다. 본 연구에서는 LiDAR 가공자료의 다양한 통계량 중 원형 표본지 내 산림의 수직적 구조를 나타내는 LiDAR 분포 특성 값인 고도분포 백분위 수(Height Percentiles, HP)와 층위 단위 점 개체 수 백분율(H-Height Bins, HB)을 추출하여 회귀분석에서 예측변수로 투입하였다. HP, HB은 Holmgren(2004), Lim and Treitz(2004) 및 Sheridan *et al.*(2014)이 산림재적 및 생체량의 추정을 위해

사용한 예측변수로서, 본 연구에서는 Sheridan *et al.*(2014)가 산림재적추정에 사용한 여러 예측변수 중 HP, HB를 차용하였다.

HP은 지표면 점들을 제외한 LiDAR 점들의 지표면으로부터의 고도 값 분포에서 해당 분위에 따라 선정한 고도 값으로, 본 연구에서는 25%, 50%, 75%, 90%, 95%, 평균 그리고 최대값인 HP 수준을 각각 HP₂₅, HP₅₀, HP₇₅, HP₉₀, HP₉₅, HP_{mean}, HP_{max}으로 구성하였다. HB은 먼저 각 원형 표본지 내 LiDAR 점군들을 일정 고도 간격에 따라 구분하고, 각 고도 간격별 LiDAR 점들의 개수를 산출한 후 각 고도 간격별 LiDAR 점들의 개수가 전체 LiDAR 점들의 개수에서

차지하는 비율을 백분율로 나타낸 것이다. 본 연구에서는 HB를 추출하기 위해 고도 구간을 5m 간격으로 하였으며, 이에 따라 0-5m, 5-10m, 10-15m, 15-20m, 20-25m, 25m 이상으로 구간을 구성하였다(그림 3). 그리고 각각의 일정 간격 내의 LiDAR 점 개수가 LiDAR 점들의 전체 개수에서 차지하는 정도를 비율화하여 HB 수준을 각각 구간 HB_{0-5} , HB_{5-10} , HB_{10-15} , HB_{15-20} , HB_{20-25} , HB_{gt25} 로 하였다.

3. 분석방법

산림재적 추정모델을 구성하기 위하여 산림재적 현장조사와 LiDAR 원자료로부터 가공한 자료를 각각 반응변수와 예측변수로 투입하여 단순 선형회귀분석(simple linear regression)과 이차 다항회귀분석(quadratic polynomial regression) 및 다중회귀분석(multiple regression)을 실시하였다. 산림재적은 단일한 변수와 단순한 선형관계 혹은 비선형관계를 가질 수 있으며, 혹은 여러 변수의 영향을 받을 수 있다. 따라서 여러 회귀분석 방법을 적용하여 포괄적으로 후보 모델군들을 추출하고 이후 교차타당성 검증 과정을 거쳐 산림재적을 가장 정확하게 설명한다고 판단되는 모델을 선정하였다.

1) 회귀분석(Regression Analysis)

산림재적 추정모델을 구성하기 위하여 구성된 변수들을 기반으로 단순선형회귀분석, 이차 다항회귀분석 및 다중회귀분석을 실시하여 적합모델들의 후보들을 도출하였다. 모델 구성을 위한 예측변수는 LiDAR 원자료로부터 자료 가공을 통해 획득한 HP와 HB를 사용하였다. 그리고 모델 구성을 위한 반응변수는 산림재적 현장조사를 통해 산출된 수간재적추정치를 각각 사용하였다(표 1). 선형회귀분석은 HP 혹은 HB의 개별 변수를 예측변수로 투입하여 산림재적과의 단순선형관계를 설명하는 데 사용하였다. 이차 다항회귀분석은 HP 혹은 HB 개별 변수에 이차항을 추가하여 예측변수와 반응변수 간의 이차원 곡선의 비선형 관계를 가지는 유의미한 모델을 도출하는 데 이용하였다. 다중회귀분석은 두 개 이상의 예측변수를 사용하여 반응변수에 유의미한 영향을 미치는 회귀모델을 도출하는 데 사용하였으며, 단계적 회귀분석(stepwise regression analysis) 방법을 적용하였다.

단계적 회귀분석은 한 개의 반응변수를 설명할 수 있는 많은 예측변수 중 회귀모델에 사용할 변수를 축차적으로 하나씩 선택하거나 혹은 제거하여 최선의 회귀모델을 선택하는 방법으로,

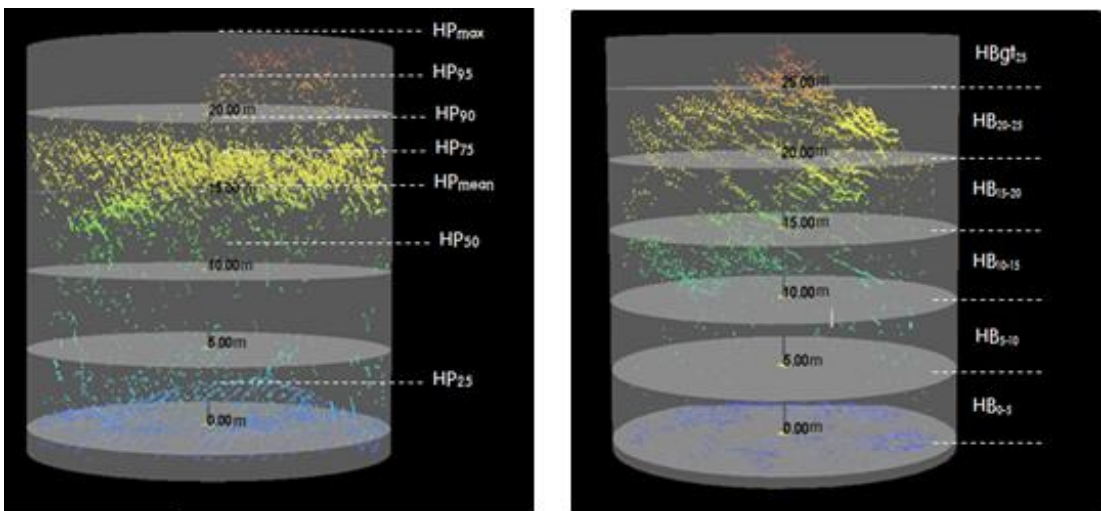


FIGURE 3. Height Percentiles(left) and Height Bin(right) at a circular sample plot

TABLE 1. The predictor and response variables used in the regression analysis

Predictor variable	Response variable
Height Percentiles (HP, m) HP ₂₅ , HP ₅₀ , HP ₇₅ , HP ₉₀ , HP ₉₅ , HP _{mean} , HP _{max}	Stem volume(m ³)
Height Bins (HB, number of points) HB ₀₋₅ , HB ₅₋₁₀ , HB ₁₀₋₁₅ , HB ₁₅₋₂₀ , HB ₂₀₋₂₅ , HBgt ₂₅	

변수선택 방식에 따라 전진선택법(forward selection method), 후진제거법(backward elimination method), 단계별 선택법(stepwise selection method)으로 구분된다(Montgomery *et al.*, 2012). 본 연구에서는 그 중 전진선택법과 후진제거법을 결합하여 단점을 보완한 단계별 선택법을 적용함으로써 보다 최선의 모델을 선택하고자 하였다. 그리고 모델 구성에서의 변수 제거 및 선택하는 과정에서 AIC(Akaike Information Criterion)(Akaike, 1974) 기준을 적용하여 일차적으로 예측변수를 선택하였다. AIC는 주어진 데이터 세트에서 구성될 수 있는 통계적인 모델들 간의 상대적인 질을 측정하고 비교하기 위한 기준으로, AIC가 가장 낮은 통계적 모델을 구성하는 예측변수들을 선택하도록 되어 있다. 이에 따라 우선적으로 AIC가 가장 낮은 결과 모델을 선택하였다. 이후 선택된 모델의 예측변수들 간 상관계수가 큰 경우에 생기는 현상인 다중공선성(multicollinearity) 진단을 실시하여 회귀분석 전체 가정에 위배되는 예측변수들을 제거하고 최종적인 예측변수를 선택하였다. 다중공선성 진단에는 다중공선성을 나타내는 지표인 분산팽창요인(VIFs; Variance Inflation Factors)을 사용하였으며, 다중공선성이 크다고 판단할 수 있는 VIFs가 10이상인 예측변수들을 제거하였다(Sheskin, 2011).

2) 교차 타당성 검증

회귀분석을 실시한 이후, 도출된 적합모델들의 후보들을 대상으로 정규성과 등분산성 검증을 통해 회귀분석의 가정을 검토하고, 가정을 만족할 경우 교차 타당성 검증(cross validation)을 실시하였다. 교차 타당성 검증은 모델 검증용 표본지의 산림재적 현장자료와 LiDAR 분포 특성 값

을 사용하여 실시하였으며, PRESS (Predicted Residual Error Sum of Squares) 통계치를 구하여 검증을 실시하였다. PRESS 통계량은 회귀 분석에서 사용되는 교차 타당성 검증의 한 형태로, 모델 추정에 사용되지 않은 검증용 표본에 대한 모델의 적합성에 관한 정보를 제공한다. 이는 검증용 표본의 관측치에 대한 예측 잔차의 제곱의 합 형태로 계산되며, PRESS 통계치가 적을수록 적합한 모델임을 의미한다(Allen, 1974).

결과 및 고찰

1. 현장조사 결과

현장조사를 실시한 결과, 총 809본의 수목을 조사하였으며 신갈나무가 302본으로 본수비율이 가장 높았으며, 다음으로 소나무 237본, 일본잎갈나무 74본, 산뽕나무 39본, 물푸레나무 36본, 층층나무 35본, 느릅나무 17본, 단풍나무 13본, 물박달나무와 피나무가 10본 그 외 개웃나무, 쇠물푸레나무, 개살구나무, 다릅나무, 산벚나무, 생강나무, 음나무, 함박꽃나무, 박달나무, 쪽동백 나무가 개별적으로 5본 이하의 본수비율을 나타내었다.

현장조사를 통해 수집한 모델 구성용 원형 표본지 및 모델 검증용 원형 표본지 각각의 흉고 직경, 수고, 재적의 기술 통계치는 표 2와 같다. 모델 구성용 원형 표본지의 흉고직경은 최소 6.0cm에서부터 최대 71.9cm까지 다양한 분포를 보이며 평균 직경은 24.0cm로 나타났다. 수고 분포는 최소 3.8m에서 최대 26.0m의 분포를 보이며 평균 수고는 13.6m로 나타났다. 모델 구성용 원형 표본지 내 재적은 최소 4.04 m³에서부터 최대 19.26m³의 분포를 보이며, 평

TABLE 2. The descriptive statistics of DBH and tree height from field data

Statistic	Circular samples for the model construction			Circular samples for the model validation		
	DBH(cm)	Tree height(m)	Stem volume(m ³)	DBH(cm)	Tree height(m)	Stem volume(m ³)
Min	6.0	3.8	4.04	5.3	4.2	5.39
Max	71.9	26.0	19.26	66.3	26.1	17.57
Mean	24.0	13.6	10.82	23.7	13.8	12.02
Stdev.	14.5	5.5	4.17	12.4	4.7	4.77

균 재적은 10.82m³으로 나타났다. 모델 검증용 원형 표본지의 흉고직경은 최소 5.3cm에서부터 최대 66.3cm까지 다양한 분포를 보이며 평균 직경은 23.7cm으로 나타났다. 수고 분포는 최소 4.2m에서 최대 26.1m의 분포를 보이며 평균 수고는 13.8m으로 나타났다. 모델 검증용 원형 표본지 내 재적은 최소 5.39m³에서부터 최대 17.57m³의 분포를 보이며, 평균 재적은 12.02m³으로 나타났다.

모델 구성용 원형 표본지 및 모델 검증용 원형 표본지의 평균재적을 ha당 재적으로 환산하면 각각 270.50m³/ha, 300.50m³/ha으로 우리나라 평균 임목 재적 146.00m³/ha(KFS, 2016b)보다 높은 수준인 것으로 나타났다. 이는 대상지 내 수종 중 IV영급인 우량한 일본잎갈나무와 소나무의 다수 분포로 인하여 대상지의 재적이 우리나라 평균 임목 재적 수치보다 높은 것으로 판단된다.

2. LiDAR 분포 특성 값 추출결과

LiDAR 분포 특성 값인 HP와 HB를 산출한 결

과, HP와 HB의 기술 통계치는 표 3, 표 4와 같다. HP 중 HP_{max}은 평균이 28.47m로 나타났으며, 표 2의 현장조사 결과의 최대 수고와 비교하였을 경우, 과대치로 나타났다. HP_{max}는 원형 표본지 내의 가장 높은 고도 값으로서, 원형 표본지 내 가장 높은 수목의 높이 값으로 해석할 수 있다. 현장조사에서 수고를 측정하는 경우, 측정하고자 하는 수목의 잔가지와 잎을 제외한 줄기(stem)의 초두부를 측정하는데, 연구대상지와 같이 임분 내 수종의 분포가 밀한 경우 초두부에 정확히 초점을 맞추지 못하여 수고를 낮게 산출할 가능성이 크다. 따라서 LiDAR를 통하여 산출한 HP_{max} 값이 신뢰할만한 수고 값이라고 할 수 있다. HP_{mean}의 평균은 12.79m로 나타났으며, 표 2의 평균 수고와 비교하였을 경우, 1m 내외로 비슷한 수준의 높이를 나타내었다. HP₂₅의 평균은 3.94m, HP₅₀의 평균은 14.17m, HP₇₅의 평균은 20.50m, HP₉₀의 평균은 23.63m, 그리고 HP₉₅의 평균은 24.88m으로 나타났다.

HB에서는 HB₀₋₅의 평균이 0.34로 가장 높은

TABLE 3. The descriptive statistics of Height Percentiles of sample plots

Statistic	Height Percentiles(m)						
	HP _{max}	HP _{mean}	HP ₂₅	HP ₅₀	HP ₇₅	HP ₉₀	HP ₉₅
Mean	28.47	12.79	3.94	14.17	20.50	23.63	24.88
Stdev.	3.85	3.06	5.47	5.88	3.77	3.58	3.65

TABLE 4. The descriptive statistics of Height Bin of sample plots

Statistic	Height Bin(%)					
	HB ₀₋₅	HB ₅₋₁₀	HB ₁₀₋₁₅	HB ₁₅₋₂₀	HB ₂₀₋₂₅	HBgt ₂₅
Mean	0.34	0.05	0.11	0.23	0.17	0.10
Stdev.	0.12	0.03	0.07	0.16	0.11	0.13

수준으로 나타났으며 HB₁₅₋₂₀, HB₂₀₋₂₅, HB₁₀₋₁₅, HBgt₂₅, HB₅₋₁₀ 순으로 나타났다. HB₀₋₅의 수치가 다른 변수에 비해 상대적으로 높은 수준인 것은 연구대상지 내에 식생의 구성이 하층 식생과 관목이 주요하게 분포하여 대부분 표본지에서 공통적으로 5m 이하에서 LiDAR 펄스의 많은 반사가 이루어진 것으로 해석할 수 있다. 다음으로 HB₁₅₋₂₀과 HB₂₀₋₂₅에서 평균적으로 높은 수치를 나타냈는데, 이는 항공기 내 LiDAR 센서에서 송출된 레이저가 대상지 내 수목들의 수관이 집중된 15~25m에서 주로 반사되어 나타난 것으로 판단된다.

3. 단순선형회귀분석결과

단순선형회귀분석 결과, HP에서는 총 7개의 모델에서 각각 HP₂₅, HP₅₀ 및 HP_{mean}의 모델이, HB에서는 총 7개의 모델에서 각각 HB₀₋₅의 모델이 적합한 모델로 추출되었다(표 5). HP에서 유의미한 재적 추정 모델 중 HP₂₅ 모델의 R²이 0.310로 가장 높은 것으로 나타났으며, 다음으로 HP_{mean}(R²=0.241), HP₅₀(R²=0.195) 순으로 나타났다. AIC 통계치는 HP₂₅가 119.658로 가장 낮은 것으로 나타났으며, 다음으로 HP_{mean}(AIC=121.641), HP₅₀(AIC=122.876)의 순으

로 나타났다. PRESS 통계치도 마찬가지로 HP₂₅가 122.352으로 가장 낮은 것으로 나타났으며, HP_{mean}(PRESS=128.719), HP₅₀(PRESS=150.546)의 순으로 나타났다. HP에서는 이처럼 R²이 높을수록 AIC와 PRESS 통계치가 낮아지는 것으로 나타났다. HB에서는 유의미한 재적 추정 모델인 HB₀₋₅모델은 R²이 0.339로 나타났으며, PRESS 통계치는 175.125로 나타났다.

HP, HB의 유의미한 재적 추정 모델을 종합적으로 고려한 경우, HB₀₋₅모델과 HP₂₅모델의 R²은 큰 차이가 없었으며, HB₀₋₅모델의 PRESS 통계치가 가장 높았고, HP₂₅ 모델이 PRESS 값이 가장 낮은 것으로 나타났다. 따라서 단순선형 회귀모델을 구성하는 경우, PRESS 값이 가장 낮아 모델을 실제 현장에 적용하는 데 오차가 작기 때문에 모델의 현장에 대한 실제 예측 가능성이 높은 것으로 판단되는 HP₂₅ 모델을 우선적으로 고려하는 것이 적절한 것으로 사료된다.

4. 이차 다항회귀분석결과

이차 다항회귀분석 결과, HP에서는 총 6개의 모델 가운데 유의미한 설명력을 갖는 모델은 없었으며, HB에서는 총 5개의 모델 가운데 HB₂₀₋₂₅의 이차 다항회귀모델이 적합한 모델로 추출되었다

TABLE 5. Results from simple linear regression analysis

RV	PV	R ²	adj-R ²	RMSE	β ₀	β ₁	AIC	PRESS
Stem volume	HP ₂₅	0.310	0.273	3.809	9.157*	0.473*	119.658	122.352
	HP ₅₀	0.195	0.153	4.112	5.527	0.369*	122.876	150.546
	HP ₇₅	0.034	-0.016	4.505	6.511	0.218	126.715	142.809
	HP ₉₀	0.000	-0.051	4.584	11.876	-0.033	127.438	145.352
	HP ₉₅	0.019	-0.032	4.541	15.289*	-0.168	127.048	161.633
	HP _{mean}	0.241	0.201	3.993	0.933	0.773*	121.641	128.719
	HP _{max}	0.056	0.007	4.453	18.921*	-0.274	128.093	183.719
	HB ₀₋₅	0.339	0.304	3.727	18.607*	23.418*	118.744	175.125
	HB ₅₋₁₀	0.091	0.043	4.372	13.333*	-43.623	125.448	109.165
	HB ₁₀₋₁₅	0.000	-0.052	4.585	11.164*	-0.811	127.450	141.089
	HB ₁₅₋₂₀	0.074	0.025	4.412	9.331*	7.914	125.839	135.080
	HB ₂₀₋₂₅	0.038	-0.011	4.495	9.753*	7.633	126.622	142.551
	HB _{25gt}	0.006	-0.046	4.571	10.789*	2.437	127.325	137.193

RV : Response Variable, PV : Predictor Variable, RMSE : Root Mean Square Error
 AIC : Akaike Information Criterion, PRESS : Predicted Residual Error Sum of Squares
 * : p-values of less than 0.05

(표 6). 단순회귀분석 결과에서 유의미한 모델인 HP_{25} , HP_{50} 및 HP_{mean} 은 이차 다항회귀분석 결과에서는 유의미한 모델로 추출되지 않아 예측변수와 종속변수의 관계가 곡선보다 선형관계에 적합한 것으로 나타났다.

HB_{20-25} 를 이용한 단순선형회귀분석 결과에서 R^2 이 0.038으로 매우 낮은 설명력을 나타내었으나, 이차항을 추가하여 이차 다항회귀분석을 실시한 결과에서는 R^2 이 0.345로 약 9배 상승하여 높은 설명력을 나타내었다. 이는 HB_{20-25} 를 단일 변수로 투입한 단순선형회귀분석모델보다 이차항을 추가한 이차 다항회귀모델이 종속변수인 임목재적을 효과적으로 설명한다는 의미로 해석할 수 있다. 따라서 HB_{20-25} 를 예측변수로 투입하여 회귀모델을 구성하는 경우, 일차항에 이차항을 추가하여 두 개의 변수를 투입하는 것을 고려해야 할 것으로 사료된다. 따라서 이차 다항회귀모델을 선정하는 경우, HB_{20-25} 의 이차 다항회귀모델이 고려되어야 할 것이다. 하지만 설명력과 함께 모델의 현장에 대한 실제 예측 가능성에 관한 오차인 PRESS 통계치도 142.551에서 188.812으로 상승하였기 때문에 단순 선형회귀모델에서 유의미한 모델들과 설명력과, PRESS 통계치를 종합적으로 고려하여야 한다. 단순선형회귀분석으로부터 적합한 모델로 판단된 HP_{25} 회귀모델과 HB_{20-25} 의 이차 다항회귀모

델을 비교할 경우, 설명력 측면에서는 큰 차이가 나지 않았다. 다만 HP_{25} 모델은 PRESS 값이 122.352로 HB_{20-25} 의 이차 다항회귀모델의 188.813보다 상대적으로 적은 오차를 보인다. 따라서 단순선형회귀모델과 이차 다항회귀모델을 종합적으로 고려할 경우, HP_{25} 을 우선적으로 고려하는 것이 타당한 것으로 판단된다.

5. 다중회귀분석결과

다중회귀분석 결과, HP 예측변수의 수준별 조합에 따라 구성된 총 127개의 모델들 가운데 설명력을 보이는 유의미한 모델은 이차 다항회귀분석 결과와 같이 없는 것으로 나타났다. HB 예측변수의 수준별 조합에 따라 구성된 총 63개의 모델들 가운데 HB_{5-10} , HB_{15-20} , HB_{20-25} , $HBgt_{25}$ 조합인 모델이 적합한 모델로 추출되었다(표 7). HB_{5-10} , HB_{15-20} , HB_{20-25} , $HBgt_{25}$ 의 모델은 R^2 이 0.509으로 나타났으며, PRESS 값이 249.536로 나타났다.

단순선형회귀분석, 이차 다항회귀분석 및 다중회귀분석을 통해 추출된 유의미한 회귀모델들을 설명력 기준으로 고찰할 경우, R^2 이 가장 높은 HB_{5-10} , HB_{15-20} , HB_{20-25} , $HBgt_{25}$ 의 다중회귀모델이 가장 적합한 것으로 판단된다. 하지만 PRESS 값도 상대적으로 가장 높은 것으로 나타났다. 이는 연구대상지의 임상이 단순림이 아

TABLE 6. Results from quadratic polynomial regression analysis

RV	PV	R^2	adj- R^2	RMSE	β_0	β_1	β_2	AIC	PRESS
Stem volume	HP_{25}, HP_{25}^2	0.316	0.240	3.896	8.880*	0.798	-0.024	121.479	124.677
	HP_{50}, HP_{50}^2	0.197	0.108	4.220	4.561	0.521	-0.005	124.835	158.178
	HP_{75}, HP_{75}^2	0.045	-0.061	4.604	22.353	-1.268	0.033	128.487	133.414
	HP_{90}, HP_{90}^2	0.076	-0.026	4.527	62.758	-4.389	0.091	127.781	153.448
	HP_{95}, HP_{95}^2	0.067	-0.035	4.549	58.026	-3.692	0.071	127.983	161.189
	HP_{max}, HP_{max}^2	0.062	-0.041	4.561	0.922	1.016	-0.022	128.093	187.307
	HB_{5-10}, HB_{5-10}^2	0.160	0.067	4.317	16.502*	-217.371	1622.573	125.781	130.351
	HB_{10-15}, HB_{10-15}^2	0.071	-0.031	4.54	8.692*	43.339	-140.708	127.898	151.969
	HB_{15-20}, HB_{15-20}^2	0.106	0.006	4.454	11.173*	-10.667	31.651	127.095	103.664
	HB_{20-25}, HB_{20-25}^2	0.345	0.272	3.812	15.763*	-76.576*	200.613*	120.556	188.812
	$HBgt_{25}, HBgt_{25}^2$	0.087	-0.014	4.501	12.008*	-29.157	73.513	127.542	193.702

RV : Response Variable, PV : Predictor Variable, RMSE : Root Mean Square Error

AIC : Akaike Information Criterion, PRESS : Predicted Residual Error Sum of Squares

* : p-values of less than 0.05

TABLE 7. Result from multiple regression analysis

RV	PV	R^2	adj- R^2	RMSE	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	AIC	PRESS
Stem volume	HB ₅₋₁₀ ,	0.509	0.387	87.430	-17.540	122.228*	52.221*	30.611*	48.137*	118.480	249.536
	HB ₁₅₋₂₀ ,										
	HB ₂₀₋₂₅ ,										
	HBgt ₂₅										

RV : Response Variable, PV : Predictor Variable, RMSE : Root Mean Square Error
 AIC : Akaike Information Criterion, PRESS : Predicted Residual Error Sum of Squares,
 * : p-values of less than 0.05

닌 다층 혼효림이므로 표본지별 수종 구성이 다르기 때문에 표본지별 LiDAR 자료의 분포는 차이가 있다. 따라서 높은 PRESS 통계치는 다중회귀모델을 추출하기 위해 사용한 모델 구성용 표본지의 LiDAR 점들의 수직적 분포와 교차 타당성 검증을 위해 사용한 모델 검증용 표본지의 LiDAR 점들의 수직적 분포의 차이에 기인한 것으로 판단된다. 따라서 모델의 현장에 대한 실제 예측 가능성에 대한 오차를 기준으로 고찰할 경우, PRESS 통계치가 가장 낮은 HP₂₅를 사용한 단순선형회귀모델이 적합한 모델로 고려되어야 할 것이다. 다만 LiDAR 분포 특성 값 HP₂₅ 평균이 3.94m, 표준편차가 5.47m라는 기술적 특성을 감안할 때 HP₂₅는 임분 내 하층 식생과 관목의 정보를 주요하게 담은 수직적 자료이므로 교목의 수관 등의 상층부 정보를 포함하지 않는다. 따라서 HP₂₅ 회귀모델을 통해 다양한 수고를 갖는 산림의 재적을 추정하는 데 제약이 있을 것으로 판단된다. HB₅₋₁₀, HB₁₅₋₂₀, HB₂₀₋₂₅, HBgt₂₅는 최하층부를 제외한 산림의 다양한 수직적 정보를 제공하므로, PRESS 통계치가 다른 회귀모델들에 비하여 상대적으로 높은 수준이나 HB₅₋₁₀, HB₁₅₋₂₀, HB₂₀₋₂₅, HBgt₂₅를 이용하여 다중회귀모델을 구성하는 것이 HP₂₅를 이용하여 산림재적을 추정하는 것보다 상대적으로 적절한 것으로 판단된다.

결론

본 연구에서는 경상북도 봉화군 춘양면 애당리 산림지역을 대상으로 산림재적 현장자료와 항공 LiDAR 자료를 바탕으로 산림재적 추정모

델 개발을 위한 단순선형회귀모델, 이차 다항회귀모델, 다중회귀모델을 비교, 검토하였다.

연구결과, 단순선형회귀분석에서는 HP에서는 HP₂₅, HP₅₀, HP_{mean}이, HB에서는 HB₀₋₅로 구성된 모델이 가장 유의미한 설명력을 갖는 것으로 나타났다. 유의미한 모델들 가운데 다른 유의미한 모델들에 비하여 상대적으로 높은 설명력과 낮은 오차를 나타낸 HP₂₅ 기반 모델이 가장 적합한 산림재적 추정 단순선형회귀모델로 판단되었다. 이차 다항회귀분석 결과, HP 및 HB 중에서 HB₂₀₋₂₅의 이차 다항회귀모델이 가장 유의미한 것으로 나타났다. 이에 따라 다중회귀모델을 사용 시 HB₂₀₋₂₅, HB₂₀₋₂₅²이 주요한 변수로 판단되었다. 다만 단순선형회귀모델 결과와 비교할 경우, 설명력이 HP₂₅과 비슷한 수준이나 오차가 높기 때문에 HB₂₀₋₂₅의 이차 다항회귀모델은 모델보다 HP₂₅ 단순선형회귀모델을 우선적으로 고려되어야 할 것이다. 다중회귀분석 결과, HP 및 HB 예측변수의 수준별 조합에 따라 구성된 모델들 가운데 HB₅₋₁₀, HB₁₅₋₂₀, HB₂₀₋₂₅, HBgt₂₅의 다중회귀모델이 가장 설명력이 높은 모델로 나타났다. 이에 따라 다중회귀모델을 사용 시 HB₅₋₁₀, HB₁₅₋₂₀, HB₂₀₋₂₅, HBgt₂₅ 주요한 변수로 고려되어야 하는 것으로 사료된다.

단순선형회귀분석, 이차 다항회귀분석, 다중회귀분석 결과를 종합적으로 고찰할 경우, HB₅₋₁₀, HB₁₅₋₂₀, HB₂₀₋₂₅, HBgt₂₅ 모델이 가장 높은 설명력을 나타내었으나 오차가 가장 높은 것으로 나타났으며, HP₂₅ 모델은 설명력은 상대적으로 낮으나 가장 낮은 오차를 나타내었다. 이에 따라 설명력 기준으로는 HB₅₋₁₀, HB₁₅₋₂₀, HB₂₀₋₂₅, HBgt₂₅의 다중회귀모델을, 오차 기준으로는 HP₂₅

모델을 사용하는 것이 타당한 것으로 판단되었다. 그러나 HP₂₅는 임분 내 하층식생과 관목의 수직적 정보를 주요하게 담은 자료이므로 임분 내 상층의 다양한 수직적 정보를 포함하지 못하여 산림재적 추정에 사용하는 데 제약이 있을 것으로 판단된다. 따라서 산림의 최하층부를 제외한 상층, 중층, 하층부에 대한 다양한 수직적 정보를 포함하고 있는 HB₅₋₁₀, HB₁₅₋₂₀, HB₂₀₋₂₅, HBgt₂₅을 이용하여 회귀모델을 구성하는 것이 우선적으로 고려되어야 할 것으로 사료된다.

본 연구를 통해 시간과 노동력 등의 비용절감을 위한 현장조사와 원격탐사자료를 연계한 저비용·고효율의 산림자원조사 체계 구축을 위한 기초자료를 제공할 수 있을 것이다. 다만 본 연구에서 산림재적을 가장 정확하게 설명하는 적합 모델이 다양한 임분 조건에서의 일반적으로 사용할 수 있는 모델인지 검증하기 위하여 적용가능성에 대한 추가적인 연구가 필요할 것이다. 또한 산림재적에 대하여 유의미한 설명력을 갖는 회귀모델들이 전반적으로 설명력이 낮은 수준이므로 비선형 모델의 분석 및 적용에 대한 추가적 연구가 요구된다. 아울러 HP 및 HB와 같이 산림의 수직적 구조를 나타내는 LiDAR 분포 특성 값 중 다른 종류의 변수들의 적용을 통해 모델 구성에 적합한 변수들에 대하여 추가적인 고찰이 필요할 것이다. **KAGIS**

REFERENCES

- Akaike, H. 1974. A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control* 19(6):716-723.
- Allen, D.M. 1974. The relationship between variable selection and data augmentation and a method for prediction. *Technometrics* 16(1):125-127.
- Allouis, T., S. Durrieu, C. Véga, and P. Couteron. 2013. Stem volume and above-ground biomass estimation of individual pine trees from LiDAR data: contribution of full-waveform signals. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 6(2): 924-934.
- Chang, A.J. and H.T. Kim. 2008. Study of biomass estimation in forest by aerial photograph and LiDAR data. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 11(3):166-173 (장안진, 김형태. 2008. 항공사진과 Lidar 데이터를 이용한 산림지역의 바이오매스 추정에 관한 연구. *한국지리정보학회지* 11(3):166-173).
- Chang, A.J., K.Y. Yu, Y.I. Kim, and B.K. Lee. Estimation of individual tree and tree height using color aerial photograph and LiDAR data. *Korean Journal of Remote Sensing* 22(6):543-551 (장안진, 유기윤, 김용일, 이병길. 2006. 컬러항공사진과 LiDAR 데이터를 이용한 수목 개체 및 수고 추정. *대한원격탐사학회지* 22(6):543-551).
- Climate Analytic. 2017. Available at: <http://climateanalytics.org/hot-topics/ratification-tracker.html> (Accessed June 1, 2017).
- Holmgren, J. 2004. Prediction of tree height, basal area and stem volume in forest stands using airborne laser scanning. *Scandinavian Journal of Forest Research* 19(6):543-553.
- Hyypä, J., H. Hyypä, P. Litkey, X. Yu, H. Haggrén, P. Rönholm, U. Pyysalo, J. Pitkänen, and M. Maltamo. 2004. Algorithms and methods of airborne laser scanning for forest measurements. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 36(8):82-89.
- Kim, K.M., J.B. Lee, E.S. Kim, H.J. Park, Y.H. Roh, S.H. Lee, K.H. Park, and H.S.

- Shin. Overview of research trends in estimation of forest carbon stocks based on remote sensing and GIS. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 14(3):236–256 (김경민, 이정빈, 김은숙, 박현주, 노영희, 이승호, 박기호, 신휴석. 2011. 원격탐사와 GIS 기반의 산림탄소저장량 추정에 관한 주요국 연구 동향 개관. *한국지리정보학회지* 14(3):236–256).
- Korea Forest Service. 2013. Table of tree volume/mass and forest stand yield. pp.7–97 (산림청. 2013. 임목재적·바이오매스 및 임분 수확표. 7–97쪽).
- Korea Forest Service. 2016a. Forest carbon market review. pp.1–21 (산림청. 2016. 산림탄소뉴스. 1–21쪽).
- Korea Forest Service. 2016b. Statistical yearbook of forestry. p.39 (산림청. 2016. 임업통계연보. 39쪽).
- Kwak, D.A., W.K. Lee and M.H. Kim, 2005. Application of LiDAR for measuring individual trees and forest stands. *Journal of Korean Forestry Society* 94(6):431–440 (곽두안, 이우균, 손민호. 2005. 개체목 및 임분조사를 위한 LiDAR 응용에 관한 연구. *한국임학회지* 94(6):431–440).
- Laurin, G.V., Q. Chen, J.A. Lindsell, D.A. Coomes, F. Del Frate, L. Guerriero, F. Pirotti, and R. Valentini. 2014. Above ground biomass estimation in an African tropical forest with lidar and hyperspectral data. *SPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 89:49–58.
- Lee, D.G., J.E. Ryu, E.Y. Kim, and S.W. Jeon. 2008. Analysis of forest structure using LiDAR data –a case study of forest in Namchon-Dong, Osan. *Journal of Environmental Impact Assessment* (이동근, 류지은, 김은영, 전성우. 2008. LiDAR 데이터를 이용한 산림구조 분석. *한국환경영향평가학회지* 17(5):279–288).
- Lim, K.S. and P.M. Treitz. 2004. Estimation of above ground forest biomass from airborne discrete return laser scanner data using canopy-based quantile estimators. *Scandinavian Journal of Forest Research* 19(6):558–570.
- McRoberts, R.E., E. Næsset, and T. Gobakken. 2013. Inference for lidarassisted estimation of forest growing stock volume. *Remote Sensing of Environment* 128:268–275.
- McRoberts, R.E. and E.O. Tomppo. 2007. Remote sensing support for national forest inventories. *Remote Sensing of Environment* 110(4):412–419.
- Montgomery, D.C., E.A. Peck, and G.G. Vining. 2012. Introduction to linear regression analysis, 4rd edition. John Wiley & Sons, New York, USA. pp.261–300.
- Park, J.W., H.T. Choi, and S.W. Cho. A study on the effects of airborne LiDAR data-based DEM-generating techniques on the quality of the final products for forest areas –focusing on GroundFilter and GridsurfaceCreate in FUSION Software-. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 19(1):154–166 (박주원, 최형태, 조승완. 2016. 항공 LiDAR 자료기반 DEM 생성기법의 산림지역 최종산출물 품질에 미치는 영향에 관한 연구 –FUSION Software의 GroundFilter 및 GridsurfaceCreate 알고리즘을 중심으로. *한국지리정보학회지* 19(1):154–166).
- Seok, H.D. and B.S. Yoon. 2010. Understanding of the UNFCCC REDD+ mechanism and prospect of REDD+ negotiations.

- Korea Rural Economic Institute Policy. Research Report. pp.1-3 (석현덕, 윤범석. 2010. 기후변화협약 REDD+ 메커니즘의 이해와 향후 협상전망. 한국농촌경제연구원. 정책연구보고서. 1-3쪽).
- Sheridan, R.D., S.C. Popescu, D. Gatzolis, C.L. Morgan, and N.W. Ku. 2014. Modeling forest aboveground biomass and volume using airborne LiDAR metrics and forest inventory and analysis data in the Pacific Northwest. *Remote Sensing* 7(1):229-255.
- Sheskin, D.J. 2011. Handbook of parametric and nonparametric statistical procedures. CRC Press, USA. pp.1-1926.
- Van Aardt, J.A., R.H. Wynne, and J.A. Scrivani. 2008. Lidar-based mapping of forest volume and biomass by taxonomic group using structurally homogenous segments. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 74(8):1033-1044.
- Woo, C.S., J.S. Yoon, J.I. Shin, and K.S. Lee. 2007. Automatic extraction of individual tree height in mountainous forest using airborne Lidar data. *Journal of Korean Forestry Society* 96(3):251-258. (우충식, 윤정숙, 신정일, 이규성. 2007. 항공 Lidar 데이터를 이용한 산림지역의 개체목 자동 인식 및 수고 추출. *한국임학회지* 96(3):251-258). **KAGIS**