

# 항공 LiDAR의 높이분포변수를 이용한 임분재적추정에 관한 연구

## Estimating plot-level volume using LiDAR-extracted height distributional parameters

곽두안\* · 이우균 · 조현국

Doo-Ahn Kwak<sup>1</sup>\* · Woo-Kyun Lee<sup>1</sup> · Hyun-Kook Cho<sup>2</sup>

고려대학교 환경생태공학부\* · 국립산림과학원 산림자원정보과

{tulip96\* · leewk}@korea.ac.kr ·

hcho@forest.go.kr

### 요약

임분 단위의 재적 및 생체량은 LiDAR 자료의 높이 분포변수들로부터 추정될 수 있다. LiDAR 자료의 높이 분포변수들은 재적을 측정하는 임분고(stand height)와 임분평균 지하고(mean crown base height), 그리고 수관형태에 따른 평균수관장(mean crown depth) 등의 변수와 직·간접적인 연관성이 있다. 그러므로, 본 연구에서는 잣나무림의 샘플지역에서 반사된 LiDAR 자료의 높이분포변수를 이용하여 임분단위의 수간재적을 추정한다. 앞 세부연구에서 수행한 방법을 이용하여 임분의 생체량을 추정하였다. 변수는 임분 내에서 반사되는 LiDAR 자료의 평균높이, 최대·최소높이, 높이값들의 표준편차, 변이계수, 첨도, 왜도, 식생반사비율, 10분위 높이자료와 강도데이터의 기술통계량 등을 사용하였다. 그리고, 최종적인 임분수간재적은 다중회귀분석을 통하여 수행되었다. 다중회귀분석을 통하여 각 변수들은 임분수간재적과 가장 관련있는 2-3개의 변수들로 추려졌으며, 추정된 회귀식의 결정계수는 0.66으로 분석되었다. 또한 유보표본을 이용하여 검증한 결과의 결정계수는 0.59로 분석되어 LiDAR 자료의 높이분포변수들은 임분의 재적을 비교적 잘 설명할 수 있음이 밝혀졌다.

### 1. 서론

LiDAR를 이용한 산림의 재적 및 Biomass 추정에 대한 연구는 유럽 및 미주 지역에서는 활발하게 이루어지고 있다 [1][2][3]. 연구 초창기에는 개체목 분할에 기반하여 개체목의 수고와 수관폭으로부터 추정된 흉고직경을 이용하여 일반적인  $\text{volume} = f(\text{DBH}, \text{Tree Height})$ 의 함수식을 이용함으로써 개체목의 재적을 추정하였으나 [4][5][6], 흉고직경은 항공 LiDAR로부터 직접 추정되기 곤란하며 [3], 수관폭을 이용하여 추정된 흉고직경을 이용할 경우, 통계적으로 흉고직경을 표현할 수 있을지라도 실제의 흉고직경을 추정하기가 곤란

하다 [2][7][8][9]. 특히, 임분의 재적 및 Biomass를 추정하기 위해서는, 개체목 분할을 기반으로 한다면 개체목의 재적 및 Biomass를 추정할 수 있을지라도, 한 임분 내에 존재하는 개체목의 개수를 정확하게 추정해야 하는 어려움이 있다 [6]. 또한, 개체목 개수 추정을 위한 개체목 분할과정은 임분의 수종구성, 임분의 밀도 그리고 개체목의 수관형태에 따라 그 결과의 변이가 매우 심하다. 그리하여, LiDAR 자료의 수직적 요소만으로 직접 임분의 재적 및 Biomass를 추정하는 연구가 핀란드 [10][11]와 노르웨이 [12][13]를 중심으로 한 유럽지역과, 미주 [6]에서 수행

되고 있다. 그러나, 사용된 LiDAR의 수직적 요소는 Return별 반사위치에 따른 First 및 Last Returns에 대한 Percentile 자료만을 추출하여 임분재적 및 Biomass 측정변수로 사용 ( $H_{f_{100h}}$ ,  $H_{f_{200h}}$ , ...,  $H_{f_{1000h}}$ )한다.

하지만, 임분의 재적 및 Biomass는 수직적인 변수 이외에도, LiDAR 자료의 수평적 분포특성과(canopy cover percentiles, maximum height, elevation, average mean height, and average of the maximum heights 등)도 매우 깊은 관련이 있으므로[14], 본 연구에서는 기존의 연구에서 사용된 수직·수평적 자료와 더불어 LiDAR 자료에서 추출할 수 있는 임분 내 수관(Vegetation)에서 반사되는 Returns의 분포, 그리고 LiDAR 자료에서 측정되는 Intensity(반사강도) 자료를 이용하여 임분 재적을 추정하였다.

## 2. 연구내용 및 방법

### 2.1 LiDAR 자료 및 현장조사자료

본 연구는 경기도 광릉소재의 광릉 시험림의 잣나무림을 대상으로 하였고, LiDAR 자료는 2007년 4월 3일에 취득된 데이터를 사용하였다. 현장조사자료는 2008년~2009년 동안 조사되었던 임분 조사자료를 이용하여 비교·검증하였다(표 1).

### 2.2 연구방법

#### 2.2.1 조사지 내의 LiDAR 자료 추출

모델개발을 위해 선택된 지역에서 LiDAR 자료를 추출하였고, Plot 별로 추출된 LiDAR 자료에 대한 10분위 높이, 평균높이, 최대·최소 높이, 최빈높이값, 표준편차, 변동계수, 첨도, 왜도, 임관반사비율과 같은 수직적 분포요소 (Height Distributional

Parameters)를 측정하였으며, 높이에 따른 강도자료의 통계값(Mean, Max., Min, Median, CV, MSE, SD, Range)을 별도로 추정하여 변수로 이용하였다. 평균 높이 (Mean Height)는 임분의 평균높이값이므로 재적과 직접 관련된 변수며, 최대·최소 높이값(Max. and Min. Height)은 수관의 길이(수관장)과 관련된 변수로 이용될 수 있다. 또한, 높이의 최빈값(Mode)은 임분의 수직구조상 어느 위치에서 가장 많이 반사가 발생하였는지 알 수 있는 정보를 포함하고 있으므로 임분의 수관 및 수고와 관련이 깊다. 그리고, 표준편차(Standard Deviation)는 임분 내의 가지 및 잎의 수평·수직적 분포와 관련이 깊은 변수이며, 변동(변이) 계수(Coefficient of Variation)는 평균 높이의 변이에 대한 표준편차의 변이정도를 나타내는 계수로서 임분의 수직적 구조와 관련이 있으므로 재적을 표현하는 변수로 사용될 수 있다. 첨도(Kurtosis)통계량은 높이(x축)별 LiDAR 자료의 반사개수(y축)의 그래프를 그려보았을 때, 분포가 정규분포라 가정한다면, LiDAR 자료들이 얼마나 가운데 높이에 집중이 되어 있는가를 나타내는 변수로서, 수관의 형태 및 높이, 그리고 임관장에 따라 달라질 수 있으므로, 임분의 재적과 관련이 있는 변수로 선정될 수 있으며, 왜도(Skewness) 통계량은 높이(x축)별 LiDAR 자료의 반사개수(y축)의 그래프를 그려보았을 때, LiDAR 자료들이 어느 높이에 치중되어 나타나는가를 평가할 수 있는 변수로서, 임관이 어느 곳에 위치해 있는지, 또는 수관장의 길이가 얼마인지를 알 수 있는 변수로서, 임분의 재적과 관련이 있으므로 임분재적을 추정하는 변수로 선정될 수 있다.

표 1. 임분단위 재적추정 및 검증에 이용된 자료의 기술 통계 (1 plot = 0.05 ha)

용도	표본점 개수	평균 흉고직경	평균 수고	평균 우세목수고	평균 임령	평균 분수
모델개발	30	25.0cm	15.8m	16.6m	52년	33.6
검증지역	25	25.0cm	16.9m	17.7m	53년	35.7

$$\text{첨도 (KT)} = \frac{\sum_{i=1}^n [(x_i - \bar{x})/s]^4}{n-1} - 3 \quad (1)$$

$$\text{왜도 (ST)} = \frac{\sum_{i=1}^n [(x_i - \bar{x})/s]^3}{n-1} \quad (2)$$

또한, 임관반사비율은 임관에서 반사되는 LiDAR Returns의 양을 정규화시킨 값으로서, 임관의 정량적인 수치를 나타낼 수 있으므로, 임목의 재적과 관련이 있는 변수이기 때문에 본 연구에서 임분재적을 추정하는 변수로 선정하였다.

$$VgeHit = 1 - \frac{Ground\ Returns}{Total\ Returns} \quad (3)$$

그리고, 전체 LiDAR 자료의 10분위수 (10 Percentile Data;  $H_{p_{10th}}$ ,  $H_{p_{20th}}$ , ...,  $H_{p_{100th}}$ )는 단순한 Percentage 별 높이자료가 아니라, 높이값은 물론 어느 위치에서 가장 반사가 많이 되느냐에 대한 정보를 가지고 있는 변수이므로 임분재적을 측정할 수 있는 변수로서 여러 연구에서 대표적으로 사용되고 있다. 또한, 임관 LiDAR 자료의 10분위수(Canopy Cover Percentile;  $CH_{p_{10th}}$ ,  $CH_{p_{20th}}$ , ...,  $CH_{p_{100th}}$ )는 한 임분에서 반사되는 전체 LiDAR 자료를 대상으로 하는 것이 아니라, 한 임분 내의 임관에 서만 반사되는 LiDAR 자료를 대상으로 Percentile 자료를 구축하는 것으로서, 임관 내의 LiDAR 자료 분포와 높이에 대한 정보를 얻을 수 있다. 그리고, LiDAR의 반사강도(Intensity) 통계값은 반사되는 매질의 성질 및 높이(위치)에 따라 달라지므로[15] 임분재적을 표현하는데 사용할 수 있는 변수로 선정하였다. 이와 같은 과정을 거쳐 최종적으로 임분재적에 대한 설명 가능한 41개의 독립변수를 취득하여 다중회귀분석을 실시하였다.

## 2.2.2 선형다중회귀분석

### 2.2.2.1 설명변수 선택

- 본 연구에서는 LiDAR 높이 분포 변수들이 41개가 이용되었으나, 가능한 모든 후보변수들을 독립변수로 사용하여 예측모형을 만드는 경우에는, 자료를 수집하고 관리하는 데 많은 노력과 비용이 필요하고, 다중공선성과 같은 문제가 발생하게 되어 회귀계수의 추정치의 분산과 예측값의 분산이 매우 커지게 되므로 이를 신뢰할 수 없다[16]. 그러므로, 불필요한 변수들이 포함된 완전모형(full model) 보다는 필요한 변수들만으로 종속변수를 설명하는 축소모형(reduced model)을 통하여 간단명료하게 하는 것이 바람직하다. LiDAR 자료를 이용한 임분재적추정에 관한 연구 중, [15]은 Forward Selection을 이용하였고, [14]과 [6]은 Stepwise Selection을 이용하였으나, 본 연구에서는 Forward와 Backward Selection이 융합된 Stepwise Selection을 이용하여 변수를 제거하였다. 그러나, 선택된 독립변수들은 변수들 간의 완전한 또는 거의 완전한 선형종속(linear dependency)의 관계를 가질 수 있다(다중공선성; multicollinearity). 만약 선형종속의 관계를 가질 경우,  $k$ 개의 설명변수들 중 다른  $k-1$ 개의 설명변수를 알게 되면 나머지 하나의 설명변수를 완벽히 알 수 있어 불필요한 정보가 중복되어 있다는 것을 의미하며, 수치적으로 최소제곱추정지(least square estimator)를 구할 수 없거나 분산이 매우 커져 구해진 추정치를 신뢰할 수 없다. 그러므로, 선택된 변수는 다중공선성을 진단하여, 다중공선성이 높은 (10이상) 설명변수를 제거해야한다. 이러한 다중공선성은 분산확대인자(variance inflation; VIF)로 추정될 수 있다.

$$VIF = 1/(1 - R_k^2) \quad (4)$$

위 식 중,  $R_k^2$ 은  $x_k$ 를 종속변수로 하고 나머지 변수들을 독립변수로 하여 회귀분석을 수행하였을 때의 결정계수이다.

그러나, 다중공선성은 모든 설명변수 중, 하나의 설명변수와 나머지 설명변수들 간의 결정계수로 평가되기 때문에, 각 변수들간 1대1의 상관관계를 설명하기 어렵다. 그러므로, 본 연구에서는 stepwise로 선별된 변수가 VIF가 10 이하의 값을 가지더라도, 선별된 설명변수간의 상관관계가 0.5 이상인 것들은 또 다시 제거하여, 통계적으로 유의한 변수만을 선별하였다. 그리하여 본 연구에서는 제거되고 남은 최종변수들은 모든 가능한 조합(2의 회귀분석을 통하여 10개 이하의 다중선형 회귀식을 도출하였다.

### 2.2.3 회귀식의 평가 및 선정

모든 가능한 조합의 회귀분석을 통하여 추정된 회귀식들 중 최적의 모델을 선택하기 위해서는 모형선택기준(model selection criterion)이 필요하다. 모형선택기준에는 각 회귀식의 R<sup>2</sup>, Root Mean Square Error(RMSE), Sum of Square Error(SSE), Adjusted R<sup>2</sup>, Akaike Information Criteria(AIC), Mallow's Cp, Bayesian information criterion(BIC) 방법 등이 있다[17]. 이러한 방법 중, AIC평가 방법은 회귀식과 관측치간의 상대적 거리를 구하여 모델간의 적합성 또는 정확성을 판별하는데 사용되며[6], Mallow's Cp와 BIC 방법과는 달리, 추정된 회귀식들의 잔차의 변이까지 고려하여 선별하는

Akaike's information criterion (AIC) 방법 [18]을 회귀식 선별에 이용하였다.

$$AIC = 2k + n \left[ \ln \left( \frac{\sum (y - \hat{y})^2}{n} \right) \right] \quad (6)$$

k는 AIC 적용시 회귀모델에 사용된 Parameter 개수이다.

그러나, 샘플개수가 적을 때는 편의(Bias)가 발생할 수 있으므로, 상대적으로 샘플개수가 적은 본 연구에서는 Corrected AIC(AICc)를 사용하였다[19].

$$AIC_c = n \left[ \ln \left( \frac{\sum (y - \hat{y})^2}{n} \right) \right] + 2k + \frac{2k(k+1)}{n-k-1} \quad (7)$$

최종적으로 추정된 회귀식들 간의 AICc 값을 비교함으로써 임분제적을 추정하는 최적의 회귀식을 선별할 수 있다. 회귀식 간의 AICc를 비교할 때는 추정된 회귀식들의 최소 AICc값을 기준으로 계산한다.

$$\Delta_i = AIC_{c_i} - AIC_{c_{\min}} \quad (8)$$

- $AIC_{c_{\min}}$ : 회귀식의 AICc 값들 중 최소값
- $AIC_{c_i}$ : 추정된 회귀식의 AICc 값
- $\Delta_i = 0$  일 경우 최적의 모델
- $\Delta_i \leq 2$  일 경우 모델로 선별되기 충분한 값
- $4 \leq \Delta_i \leq 7$  일 경우 모델로 선별되기 곤란한 값
- $\Delta_i > 7$  일 경우 모델로 선별하면 안 되는 값

표 2. Stepwise 변수제거법을 이용하여 선별된 LiDAR 높이 분포 변수

Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t value	pr >  t	Variance Inflation
Intercept	1	-3.21004	2.83387	-1.13	0.2628	0.00000
tp09	1	1.79486	0.30560	5.87	<.0001	3.81588
tp06	1	-0.81640	0.33399	-2.44	0.0182	6.94566
tp04	1	0.45016	0.23335	1.93	0.0595	4.68071
tpmode	1	-0.31883	0.14514	-2.20	0.0328	1.02472
tpse	1	-78.3664	11.87365	-6.60	<.0001	1.26178

그러나, Adjusted R2과 RMSE도 일반적으로 범용되고 있는 모델간 비교 통계량이기 때문에 AICc 값과 같이 비교를 하여 모델을 선별해야하므로(Anderson-Sprecher, 1994), 본 연구에서는 AICc 이외에도 Adjusted R2, RMSE, SSE 등도 참고하여 임분재적을 추정할 수 있는 최적의 모델을 선정하였다.

### 3. 결과

#### 3.1 설명변수 선택

Stepwise 변수 제거법으로 41개의 변수

변수들 간의 상관정도를 분석하였다(표 3). 분석 결과, tp09, tp06, tp04는 서로의 상관정도가 0.5 이상을 나타내므로, 최종적으로 tp06과 tp04를 제외한 tp09, tpmode, tpse 가 회귀분석을 위하여 선택되었다.

#### 3.2 선형다중회귀분석

선별된 변수의 조합을 이용하여 추정된 회귀식들의 계수 및 통계량은 표 4와 같다. 추정가능한 회귀식은 모두  $3C3+3C2+3C1=7$ 개이며,  $\Delta AIC_c$ 를 오름차순으로 정

표 3. 선별된 LiDAR 높이 분포 변수 간의 상관분석

	tp09	tp06	tp04	tpmode	tpse
tp09	1.00000	0.84060	0.74977	-0.00412	0.44928
tp06	0.84060	1.00000	0.88530	0.05876	0.34684
tp04	0.74977	0.88530	1.00000	0.09705	0.32801
tpmode	-0.00412	0.05876	0.09705	1.00000	0.02494
tpse	0.44928	0.34684	0.32801	0.02494	1.00000

중 임분재적을 통계적으로 유의하게 설명할 수 있는 변수만을 선택하였다. 표 2를 보면 전체 LiDAR 자료의 9십분위수(tp09), 6십분위수(tp06), 4십분위수(tp04), 최빈수(tpmode), 표준오차(tpse) 등이 선발될 수 있음을 볼 수 있고, 각 변수의 분산확대인자(VIF)를 살펴보면 선별된 모든 변수는 10이하의 값을 가지고 있어 설명변수 간의 다중공선성은 약한 것으로 판명되었다. 그러나, 분산확대인자는 선발된 설명변수 간의 1대1 대응 하에서의 상관정도를 나타내기 어려우므로, 본 연구에서는 설명

변수들 간의 상관정도를 분석하였다(표 3). 분석 결과, tp09, tp06, tp04는 서로의 상관정도가 0.5 이상을 나타내므로, 최종적으로 tp06과 tp04를 제외한 tp09, tpmode, tpse 가 회귀분석을 위하여 선택되었다. 추정된 회귀식들 중에서 최적의 임분재적을 통계적으로 유의하게 나타내는 회귀식의 선별은 우선적으로  $\Delta AIC_c$ 의 값을 기준으로 선별하였다.  $\Delta AIC_c$  값이 2 이하를 가지는 회귀식은 표 4에서 전체 LiDAR 높이 분포 자료의 9십분위 높이(tp09)와 표준오차(tpse)만으로 설명되는 모델 1과, 전체 LiDAR 높이 분포자료의 9십분위 높이(tp09), 표준오차(tpse) 그리고 최빈수(tpmode)로 설명되는 모델 2로 판명되었다. 나머지 모델식은  $\Delta AIC_c$  값이 2 이상을 나타내고, 기타 통

표 4. 선별된 전체 LiDAR 높이 분포 변수를 이용한 다중회귀분석 결과

No.	Intercept	tp09	tpmode	tpse	RMSE	SSE	R2	Adjsted R2	AICc	$\Delta AICc$
1	-5.1828	1.47158	.	-72.898	5.17752	723.78	0.58714	0.55655	101.499	0.000
2	-6.1111	1.51161	0.4646	-71.646	5.22469	709.73	0.59515	0.54844	102.911	1.412
3	-4.5014	0.93033	.	.	6.80104	1295.12	0.26123	0.23485	116.955	15.456
4	-6.0791	1.01312	0.7798	.	6.81791	1255.07	0.28408	0.23105	118.012	16.513
5	14.1310	.	.	-30.600	7.61834	1625.09	0.07301	0.03990	123.764	22.265
6	14.4176	.	-0.3305	-32.310	7.74034	1617.65	0.07726	0.00891	125.626	24.127
7	10.7073	.	-0.0125	.	7.91263	1753.07	0.00001	-0.0357	126.038	24.539

표 5. 사용된 높이 분포 변수별 최적의 회귀식 및 검증지역에 대한 통계분석

Height Variables	Selected Regression Function	R2	RMSE	t-test ( $\alpha=0.05$ )
				Pr> t
Total LiDAR Returns	SV=1.47158·tp09-72.8984·tpse-5.1828	0.78	2.50	0.22

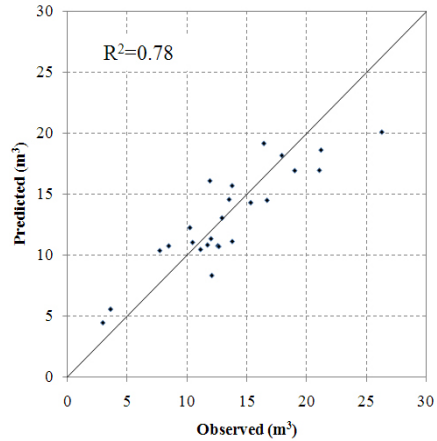
계량을 비교했을 때, 그 값들이 매우 큰 변이를 보여 모델 선정에서 탈락되었다. 그러나,  $\Delta AIC_c$  값은 모델 1이 0으로써 가장 낮지만, 그 외 RMSE, SEE, R2, Adjusted R2의 통계량은 모델 1보다 모델 2가 약간 더 유의하게 분석이 되어, 최종적으로는 두 개의 다중회귀식을 모두 검증지역에 적용·분석하여 어떤 회귀식이 본 연구 지역의 임분재적을 효과적으로 설명하는지를 판단하였다.

### 3.3 회귀식의 검증

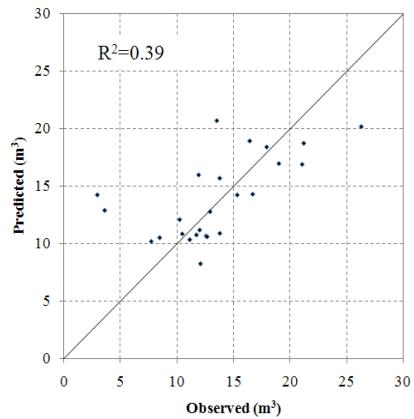
각각의 방법으로 선정된 다중회귀식들을 검증지역 25개 Plot에 대해 적용하여 적용가능 여부를 판단하였다. 전체 LiDAR 높이 분포 변수를 이용한 임분재적 추정식은  $\Delta AIC_c$ 의 값이 2 이하인 회귀식이 두 개 선택되었으므로, 아래 그림 1과 같이 두 개 회귀식 모두 검증지역을 대상으로 임분재적의 추정정확도를 평가하였다. 두 개의 회귀식을 검증지역에 적용해본 결과,  $\Delta AIC_c=0$ 인 회귀식의 결정계수는 0.78,  $\Delta AIC_c=1.142$ 인 회귀식의 결정계수는 0.39로 분석되었다.

그림 1을 보면, 대부분의 자료는 두 개의 회귀식에서 추정된 값과 실제 현장조사자료와 비슷하지만, 실제 임분재적이 약 3~5m<sup>3</sup>인 지역에서 그 추정값이 차이가 발생하는 것을 볼 수 있다.  $\Delta AIC_c=1.142$ 인 회귀식은  $\Delta AIC_c=0$ 인 회귀식보다 전체 LiDAR 높이 분포 데이터의 최빈수를 나타내는 변수(tpmode)가 추가되었지만 그 설명력이 더 낮다. 그러므로, 위 변수들을 이용한 최적의 회귀식은  $\Delta AIC_c=0$ 인 회귀식이 적합한 것으로 판명이 되

었으며, 그 정확도도 매우 높게 분석이 되었다.



(a)  $\Delta AIC_c=0$ 인 회귀식



(b)  $\Delta AIC_c=1.142$ 인 회귀식

그림 1. 검증지역에 대한 전체 LiDAR 높이 분포 변수를 이용하여 도출된 회귀식의 검증

## 4. 고찰 및 결론

본 연구에서는 전체 LiDAR 높이 분포 자료를 이용하여 다중회귀분석을 실시했

을 때, 최적의 회귀식은 9십분위 높이와 표준오차 자료를 변수로 사용함으로써 추정되었다. 최빈수 자료를 추가한 회귀모형은 검증했을 시 정확도가 1/2로 떨어졌는데, 이것은 임분재적이 3~5m<sup>3</sup>인 지역에서 과대추정 되었기 때문으로 판단된다. 또한 Sample Site는 임분재적이 작은 지역이 거의 포함되지 않아, 회귀식 추정시 대부분 10m<sup>3</sup> 이상의 임분이 대부분 포함되었기 때문에, 최빈수 자료를 포함한 회귀식을 사용했을 시 임분재적이 낮은 지역은 상대적으로 추정의 정확도가 낮은 것으로 사료된다. 또한 최빈수 자료는 임분 내에서 LiDAR 자료가 가장 많이 반사되는 높이를 의미하는데, 임분재적이 작은 지역은 대부분 유평림이며 흉고직경이 작은 지역이지만, 임목밀도가 높기 때문에 임관의 울폐도는 높았다. 그러므로, LiDAR 자료는 대부분 임관에서 반사되어 그 최빈수가 높게 추정됨으로써, 임분재적이 과대추정되는 것으로 판단된다. 또한 임분의 LiDAR 강도 자료를 첨가할 경우 정확도가 낮아지거나 또는 계수의 절대값이 매우 낮아 영향력이 매우 약간 것으로 나타났는데, 이것은 LiDAR 강도 자료는 반사되는 물체의 높이에 따라 많은 영향을 받는데, LiDAR 높이 자료의 경우에는 분석시 정규화를 시킴으로써 절대적인 식생의 높이 값만을 이용하여 분석이 가능하지만, LiDAR 강도 자료의 경우는 기록된 강도를 정규화시킴으로써 임관에서 반사되는 절대적인 강도 및 총량을 추정하지 못하므로, 임분재적을 설명하는데 충분한 요건을 가지고 있지 못하는 것으로 사료된다. 그리고, LiDAR 높이 분포 변수 중 표준오차(tpse) 자료는 세 가지의 분석 중 두 가지 분석 과정에서 모두 유의한 인자로 분석이 되었었는데, 이 자료는 한 임분 내에서 반사되는 LiDAR 자료가 어느 특정한 높이에서만 군집화되어 있는지, 또는 최대높이부터 지상부까지 LiDAR 자료가 고르게 분포하고 있는지에 대한

지표이기 때문에 임분재적을 추정하는데 중요한 변수로 사용될 수 있는 것으로 사료된다.

#### 참고문헌

- [1] Lefsky, M.A., Harding, D., Cohen, W.B., Parker, G.G., Shugart, H.H., (1999a). Surface LiDAR remote sensing of basal area and biomass in deciduous forests of Eastern Maryland, USA, *Remote Sensing of Environment*, 67:83-8
- [2] Hyypä, J., Kelle, O., Lehtikoinen, M., Inkinen, M., (2001). A segmentation-based method to retrieve stem volume estimates from 3-D tree height models produced by laser scanners, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(5): 969-975.
- [3] Popescu, S.C. (2007). Estimating biomass of individual pine trees using airborne lidar. *Biomass. Bioenergy*. 31:646-655
- [4] Holmgren, J., Nilsson, M., Olsson, H. (2003). Estimation of tree height and stem volume on plots using airborne laser scanning, *Forest Science*, 49:419-428.
- [5] Popescu, S.C., Wynne, R.H., Nelson, R.F., (2003). Measuring individual tree crown diameter with LiDAR and assessing its influence on estimating forest volume and biomass. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 29:564-577
- [6] Chen, Q., Gong, P., Baldocchi, D., Tian, Y.Q. (2007). Estimating basal area and stem volume for individual trees from LiDAR data, *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 73:1355-365.

- [7] Shimada, M., Muhtar, Q., Tadono, T., Wakabayashi, H. (2001). Tree height estimation using an airborne L-band polarimetric interferometric SAR. In: Geoscience and remote sensing symposium, 2001, IGARSS IEEE 2001 international, 3:1430-432.
- [8] Persson, Å., Holmgren, J., Söderman, U. (2002). Detecting and measuring individual trees using an airborne laser scanner, *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 68:925-32.
- [9] Brandtberg, T., Warner, T.A., Landenberger, R.E., McGraw, J.B. (2003). Detection and analysis of individual leaf-off tree crowns in small footprint, high sampling density LiDAR data from eastern deciduous forest in North America, *Remote Sensing of Environment*, 85:290-303.
- [10] Packalé, P., Maltamo, M. (2006). Predicting the plot volume by tree species using airborne laser scanning and aerial photographs, *Forest Science*, 52:611-622.
- [11] Maltamo, M., Suvanto, A., Packalé, P. (2007). Comparison of basal area and stem frequency diameter distribution modelling using airborne laser scanner data and calibration estimation, *Forest Ecology and Management*, 247:26-34.
- [12] Næsset, E., Bollandså, O.M., Gobaggen, T. (2005). Comparing regression methods in estimation of biophysical properties of forest stands from two different inventories using laser scanner data, *Remote Sensing of Environment*, 94:541-553.
- [13] Næsset, E., (2007). Airborne laser scanning as a method in operational forest inventory: Status of accuracy assessments accomplished in Scandinavia, *Scandinavian Journal of Forest Research*, 22: 433-442.
- [14] Means, J.E., Acker, S.A., Fitt, B.J., Renslow, M., Emerson, L., HENDRIX, C.J. (2000). Predicting forest stand characteristics with airborne scanning lidar, *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 66:1367-1371.
- [15] van Aardt, J A.N., Wynne, R.H., Oderwald, R.G., (2006). Forest volume and biomass estimation using small-footprint lidar distributional parameters on a per-segment basis, *Forest Science*, 52:636-649.
- [16] H. Kang, S. Han, K. Kim, and M. Jeon, "Analysis of Multivariables Data", Jayoo Academy. 2003.
- [17] SAS., (2006). SAS User Guide, SAS institute inc, USA.
- [18] Akaike, H., (1974). A new look at the statistical model identification, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19: 716-723.
- [19] Burnham, K.P., Anderson, D.R., (2002). *Model Selection and Multi model Inference: A Practical Information-theoretic Approach*, Second edition, New York, Springer-Verlag Press.