

## 산림지역에서의 LiDAR DEM 정확도 향상을 위한 FUSION 패러미터 선정에 관한 연구

조승완 · 박주원\*

경북대학교 산림과학·조경학부

### A Study on the Selection of Parameter Values of FUSION Software for Improving Airborne LiDAR DEM Accuracy in Forest Area

Seungwan Cho and Joowon Park\*

School of Forestry Sciences and Landscape Architecture, Kyungpook National University,  
Daegu 41566, Korea

**요약:** 본 연구는 항공 LiDAR DEM을 생산하는 FUSION 소프트웨어의 GroundFilter 모듈의 필터링 알고리즘(FA)과 GridSurfaceCreate 모듈의 보간 알고리즘(IA) 패러미터 수준 변화의 DEM 정확도에 대한 영향여부를 평가하고, 가장 정확한 해발고도 정보를 제공하는 LiDAR DEM을 생산하기 위한 패러미터 수준을 제시하고자 하였다. FA의 median 패러미터( $F_{md}$ ), mean 패러미터( $F_{mn}$ ) 및 IA의 median 패러미터( $I_{md}$ ), mean 패러미터( $I_{mn}$ )에 대해 5개 수준(1, 3, 5, 7 및 9)을 적용한 조합의 변화에 따라 DEM의 정확도에 대한 영향 여부를 평가하기 위해 DEM 결과물의 해발고도와 실측한 현장 해발고도 간의 잔차를 종속변수로 선정하였다. 이후 패러미터의 수준 변화가 잔차 변화에 대한 영향 여부를 검증하는 다원분산분석을 실시하고, 다원분산분석 결과에서 유의미한 영향이 있는 변수의 패러미터 수준들을 잔차에 대한 영향이 차이가 나는 집단으로 그룹화하기 위해 사후검정인 Tukey HSD를 수행하였다. 다원분산분석 결과, 개별  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$ ,  $I_{mn}$ 에서의 수준 변화와 잔차 변화 사이에 유의미한 관계가 있었으며,  $I_{mn}$ 은 유의미한 영향이 없었다. 아울러  $F_{md}$ 와  $F_{mn}$ 의 패러미터 조합의 상호작용효과가 잔차 변화에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이에 따라  $F_{md}$ 와  $F_{mn}$ 의 수준 및  $F_{md}*F_{mn}$  상호작용 수준 그리고  $I_{mn}$ 의 수준이 DEM 정확도에 영향을 주는 요인으로 판단된다.  $F_{md}*F_{mn}$ 의 조합에 대한 사후검정 결과, 잔차들의 평균 차이에 따라 네 개의 집단으로 나뉘었으며, 그중 '9\*3' 조합이 가장 정확도가 높았으며, '1\*1' 조합이 가장 낮은 정확도를 나타내었다.  $I_{mn}$ 의 사후검정 결과, 세 개의 집단으로 나뉘었으며, 그중 수준 '3'과 '1'이 가장 낮은 잔차 평균값을 나타내었다. 따라서 가장 정확한 해발고도 정보를 제공하는 항공 LiDAR DEM의 생성을 위하여  $F_{md}*F_{mn}$ 의 조합이 수준 '9\*3',  $I_{mn}$ 은 수준 '3' 혹은 '1'인 조건을 우선적으로 고려해야 할 것으로 판단된다. 본 연구는 LiDAR 자료 기반의 산림속성정보를 추출하는 연구들의 정확도 향상에 기여할 수 있을 것으로 사료된다.

**Abstract:** This study aims to evaluate whether the accuracy of LiDAR DEM is affected by the changes of the five input levels ('1', '3', '5', '7' and '9') of median parameter ( $F_{md}$ ), mean parameter ( $F_{mn}$ ) of the Filtering Algorithm (FA) in the GroundFilter module and median parameter ( $I_{md}$ ), mean parameter ( $I_{mn}$ ) of the Interpolation Algorithm (IA) in the GridSurfaceCreate module of the FUSION in order to present the combination of parameter levels producing the most accurate LiDAR DEM. The accuracy is measured by the residuals calculated by difference between the field elevation values and their corresponding DEM elevation values. A multi-way ANOVA is used to statistically examine whether there are effects of parameter level changes on the means of the residuals. The Tukey HSD is conducted as a post-hoc test. The results of the multi-way ANOVA test show that the changes in the levels of  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$ ,  $I_{mn}$  have significant effects on the DEM accuracy with the significant interaction effect between  $F_{md}$  and  $F_{mn}$ . Therefore, the level of  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$ , and the interaction between two variables are considered to be factors affecting the accuracy of LiDAR DEM as well as the level of  $I_{mn}$ . As the results of the Tukey HSD test on the combination levels of  $F_{md}*F_{mn}$ , the mean of residuals of the '9\*3' combination provides the highest accuracy while the '1\*1' combination provides the lowest one. Regarding  $I_{mn}$  levels, the mean of residuals of the both '3' and '1' provides the highest accuracy. This study can contribute to improve the accuracy of the forest attributes as well as the topographic information extracted from the LiDAR data.

**Key words:** LiDAR, DEM, FUSION, forest, accuracy, filtering, topography

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

## 서론

합리적인 산림경영을 위해서는 산림자원의 현황에 대한 정확한 파악이 필요하다. 현재는 현장 산림자원 조사에 주로 의존하고 있으나, 대면적 조사에서의 비용효율성이 높은 원격탐사기법이 대안으로서 강조되고 있다(Reutebuch et al., 2005; Fuchs et al., 2009; Cho et al., 2011). 원격탐사기법 가운데 산림의 수직적 구조와 수관층을 투과하여 지표면에 반사되는 점을 통해 산지의 지표면 위치정보를 함께 얻을 수 있는 항공 LiDAR 자료를 이용한 산림의 수고, 재적, 탄소저장량 및 연료 등과 같은 산림속성 정보의 획득을 위한 연구들이 활발히 진행되고 있다(Kraus and Pfeifer, 1998; Kobler et al., 2007; Erdody and Moskal, 2010; Edson and Wing, 2011; Bright et al., 2012).

LiDAR 자료를 이용한 산림 특성 추정 모델 구성을 위해서는 일반적으로 LiDAR 원자료의 고도 정보에서 DEM과 같은 지표면 모델의 고도 정보를 감산하는 과정이 선행된다. 따라서 수고 등 산림구조의 특성을 정확히 추정하기 위해서는 LiDAR 원자료로부터 수직구조 측정의 기준이 되는 지표면 모델을 정확히 생성하는 것이 중요하다(Hyyppä et al., 2004). DEM의 정확도는 LiDAR 원자료 획득 관련 측정 장비의 기술적 특성과 LiDAR 원자료로부터 DEM 생성을 위한 소프트웨어적 처리과정에 따라 영향을 받는다. 따라서 LiDAR DEM 정확도에 영향을 주는 인자와 그 영향 정도를 파악하는 것이 DEM 자료를 이용한 산림 속성 추정 모델의 불확실성을 이해하는 필수조건이다. 기존 연구에서는 LiDAR 측량 시 항공기의 측정 고도, 측정 각, 입사 사이즈(Goodwin et al., 2006)와 레이저 펄스의 밀도 변화(Magnusson et al., 2007) 등 측정 장비 특성이나 측정 환경 변화가 DEM의 정확도에 주는 영향에 대하여 분석하였다.

LiDAR 원자료의 처리과정과 관련된 연구로는 주로 필터링 등의 처리에 사용되는 여러 방법들을 비교하거나 동일한 알고리즘이 산림 속성 등 외부 조건에 따라 투입된 자료의 차이에 따른 결과의 비교에 관한 연구 등이 있다(Yoo et al., 2005; Choi et al., 2009; Meng et al., 2010; Estornell et al., 2011). 그러나 획득된 LiDAR 원자료를 DEM으로 처리하는 동일한 알고리즘의 자료 가공 과정 중에 개발자가 선택하여 투입하는 패러미터 값에 따라 생성된 결과물이 영향을 받을 수 있으나, 이에 대한 연구는 미미한 실정이다. 따라서 보다 정확한 산림 속성 정보의 추정을 위해서는 DEM의 가공과정에서 영향을 줄 수 있는 알고리즘 자체의 패러미터 선택에 따른 영향에 대한 연구가 필요하다.

LiDAR 원자료를 처리하여 DEM을 생성하는 소프트웨어는 여러 종류가 있으며, 그 중 산림분야에서 주목을 받는 프로그램은 미국 산림청(The Forest Service of the U.S. Department of Agriculture)에서 제공하는 FUSION 프로그램(이하 FUSION)이다. FUSION은 LiDAR 원자료의 전처리 및 산림구조 분석을 위한 후처리를 목적으로 개발되어 무료로 제공되고 있다(McGaughey, 2016). 특히 여러 분석 기능 중 개별목 분류, 수관고 모델링, 지정 범위 내의 점군 자료 추출 등과 같이 산림 속성 정보 추출과 관련된 분석도구들을 통해 관심 정보의 효율적인 획득이 가능하다. 이러한 특징으로 인하여 다양한 연구에서 FUSION을 이용한 LiDAR 자료 처리 및 산림 속성 분석을 하였다(Richardson et al., 2009; Ferster et al., 2009; Kim et al., 2009; Minh et al., 2016; Saarela et al., 2016).

FUSION 프로그램은 산림지역의 LiDAR 원자료에서 DEM 지표면 모델을 생성하는 처리 과정에 다양한 알고리즘들을 포함한다. 그 중에는 LiDAR 원자료에서 수목의 수관과 하층식생과 같이 비지표면으로 추정되는 LiDAR 점군을 제거하고 지면점이라 추정되는 점들만을 추출하는 FUSION의 GroundFilter 모듈에 있는 필터링 알고리즘(이하 FA)과 필터링을 통해 선별된 점들에 대하여 격자화시키는 GridSurfaceCreate 모듈의 보간 알고리즘(이하 IA)이 있다. FA은 우선적으로 지정된 가상 격자 내의 LiDAR 원자료 점군들이 가중함수(weight function)에 의해 지표면에 해당하는 점일 가능성이 높은 점들에 높은 가중치를 부여하고, 이 과정을 반복 수행하여 지면점을 추정하는 기법인 Robust 추정법 기반의 필터링 방법을 사용한다(Kraus and Pfeifer, 1998). 이후 IA은 필터링이 완료된 지면점들을 산출하고자 하는 지표면 모델의 격자 범위만큼 분할 한 후, 격자 내 지면점들의 고도 값을 산술 평균하여 수치화를 수행한다.

이러한 FA 및 IA은 알고리즘을 구현하기 위해서는 함수를 구성하는 패러미터들을 사용자가 선정하여 입력해야 한다. 프로그램에서 편의상 제시된 기본값(default value)을 적용할 경우 정확도가 낮을 가능성이 높아 적절한 패러미터 값을 선택하여 입력하도록 권장하고 있다. 그 중 mean(이하 mn), 및 median(이하 md) 패러미터가 LiDAR DEM 정확도의 개선에 핵심적인 역할을 하는 것으로 알려져 있다. 패러미터 mn과 md는 FA 및 IA 알고리즘에 차용된 함수식을 각각 구성하는 패러미터로서 각 알고리즘에 반영되는 격자의 범위 설정과 범위 안의 셀들의 값을 처리하는데 영향을 주기 때문에, 이러한 패러미터 수준에 따라 생성된 LiDAR DEM의 해발고도 결과값에 영향을 미친다. 특히 산림지역에서 대상지에 적합한 md 값을 적용한 방법의 DEM 정확도가 높은 것으로 알려져 있

으며, 이에 따라 md와 이와 함께 조합 가능한 mn 등의 패러미터들의 조합을 사용자가 대상지 특성에 맞게 구성하도록 권고하고 있다(McGaughey, 2016).

그러나 FUSION의 알고리즘별로 선정된 패러미터들 조합이 산림지역에서 생성된 DEM의 정확도에 미치는 영향에 대한 실증적인 연구, 특히 통계적 검증에 관한 연구가 미흡하다(Hwang and Lee, 2011). 따라서 산림 속성 정보 추정의 정확도를 개선하기 위해서는 LiDAR DEM의 정확성을 높이는 데 기여할 수 있는 알고리즘별 패러미터 값들을 통계적으로 검증하는 실증적 연구가 필요하다. 이와 관련하여 Park et al.(2016)가 FUSION의 GroundFilter 모듈과 GridSurfaceCreate 모듈의 mean, median 패러미터들의 수준에 따른 LiDAR DEM의 정확도에 미치는 영향을 고찰하였다. 그러나 각 모듈과 패러미터 변수들을 독립적으로 고찰함으로써 변수 사이 및 모듈 사이의 상관관계에 대한 고찰이 부족하였다. 따라서 본 연구에서는 산림지역의 LiDAR 자료를 FA 및 IA의 md 및 mn 패러미터로 각각의 패러미터 변수들의 수준에 따른 정확도에 대한 영향을 평가하기 위하여 각 변수의 수준들의 조합에 따라 생성된 항공 LiDAR DEM의 해발고도 값을 현장 실측값과 비교하였다. 이를 통해 가장 정확한 해발고도 정보를 제공할 수 있는 LiDAR DEM을 생성하기 위해서는 어떤 변수들이 고려되어야 하며, 모듈과 변수들 사이에 상관관계가 있는지 여부와 어떤 패러미터 값의 조합을 사용해야 할지를 제시하는 것을 목적으로 한다.

## 재료 및 연구방법

### 1. 연구대상지

본 연구의 대상지는 산림지역에서의 항공 LiDAR 원자료의 가용성을 우선적으로 고려하였다. 이를 고려한 연구대상지로는 화천시, 양주시, 포천시, 세종시, 경산시, 화순군, 장흥군 및 완도군에 각각에 위치하는 산림유역으로, 총 8곳을 선정하였다. 대상지들은 경기권, 강원권,

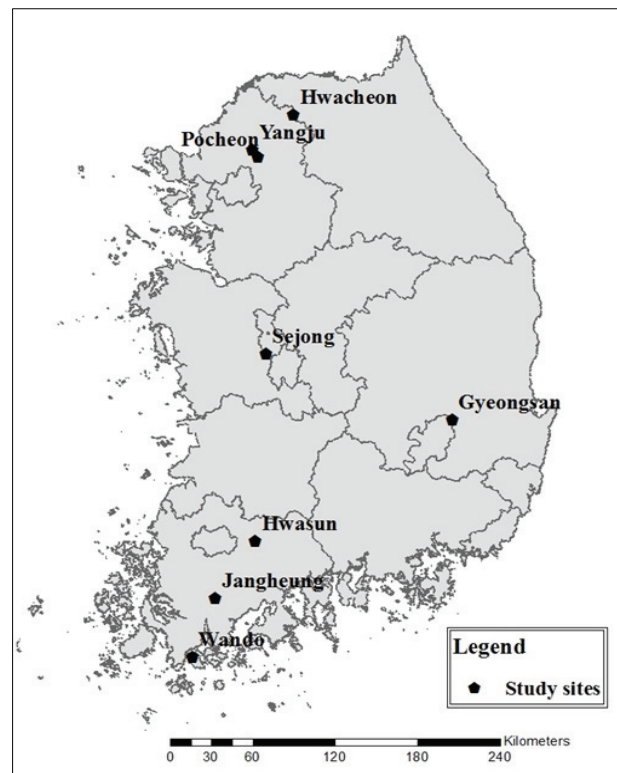


Figure 1. The locations of the study sites.

영남권, 호남권, 충청권 별로 최소 1개소 이상씩 배치되어 전국적인 분포를 보이고 있다(Figure 1).

각 대상지의 지형적 특징은 해발고도가 0~933 m까지 다양한 수직 분포를 가지고 있으며, 경사도 0~58°로 평지부터 급경사지까지 포함하고 있다. 따라서 선정된 대상지들은 우리나라에 분포하는 다양한 지형을 포함하고 있다고 할 수 있다(Table 1).

대상지들의 임상은 화천, 화순, 장흥은 활엽수 임분이 대부분이다. 그 외에는 혼효되어 있다고 볼 수 있으며 그 가운데 포천은 침엽수가 우세하며 경산은 비등하고 나머지는 활엽수가 우세하게 분포하고 있다. 전체적으로 활엽수 임분이 약 75%를 차지하고 있다(Table 2).

Table 1. The cartographic coordinates and topographical characteristics of the study sites.

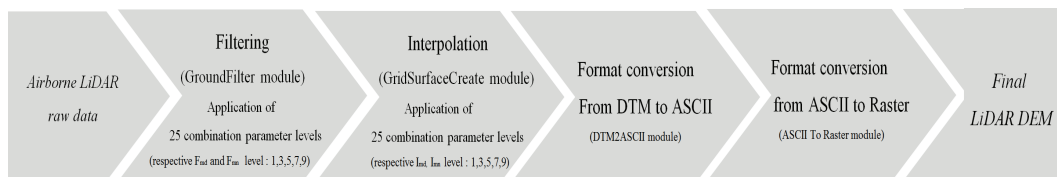
Study site	Location (N, E)	Slope (°)	Altitude (m)	Aspect
Hwacheon	N 38°03'17" E 127°26'57"	24/0-54	784/670-933	E
Yangju	N 37°49'02" E 127°06'58"	19/0-42	193/105-322	W
Pocheon	N 37°45'52" E 127°09'21"	22/0-45	224/160-300	E
Sejong	N 36°25'53" E 127°14'11"	22/0-49	159/33-312	NW
Gyeongsan	N 35°58'57" E 128°44'46"	25.5/0-57	600/495-716	N
Hwasun	N 35°09'32" E 127°10'01"	30/0-58	530/329-766	E
Jangheung	N 34°46'19" E 126 51'09"	29/0-53	245/130-345	W
Wando	N 34°22'08" E 126 40'28"	24/0-52	343/105-598	N

**Table 2. Areas and percentages of forest types for each individual study site.**

Study site	Forest type (unit : ha(%))				Total
	Coniferous forest	Deciduous forest	Mixed forest	Non-forest	
Hwacheon	6.9 (15%)	38.5 (83%)	0.8 (2%)	-	46.2 (100%)
Yangju	8.6 (39%)	11.2 (51%)	2.2 (10%)	-	22.0 (100%)
Pocheon	7.9 (63%)	4.7 (37%)	-	-	12.6 (100%)
Sejong	5.3 (23%)	11.4 (51%)	4.1 (18%)	1.7 (8%)	22.5 (100%)
Gyoengsan	6.3 (34%)	7.5 (40%)	4.7 (26%)	-	18.5 (100%)
Hwasun	1.5 (4%)	32.2 (90%)	1.5 (4%)	0.7 (2%)	35.9 (100%)
Jangheung	5.2 (28%)	12.1 (64%)	1.1 (6%)	0.3 (2%)	18.7 (100%)
Wando	10.4 (9%)	98.8 (89%)	-	1.9 (2%)	111.1 (100%)

**Table 3. The technical characteristics of LiDAR data used in the study.**

Study site	Data collection date	Flight altitude (m)	Flight velocity (kts/h)	Dot density (points/m <sup>2</sup> )
Hwacheon	May 2012	2,340	135	4.5
Yangju	May 2012	2,000	135	
Pocheon	May 2012	2,100	135	
Sejong	May 2013	1,890	121	
Gyeongsan	June 2013	2,300	123	
Hwasun	May 2011	2,240	127	
Jangheung	May 2011	2,000	127	
Wando	May 2011	2,040	127	



**Figure 2. The workflow of LiDAR DEM generation.**

**2. 자료수집**

본 연구에서의 활용 자료는 국립산림과학원에서 제공한 항공 LiDAR 원자료로, 각 연구대상지에 대하여 항공 측량을 통한 자료 획득 시기는 연도 별 차이는 있으나 계절적 차이에 의한 LiDAR 원자료의 구성에 영향을 줄 소지는 적다고 판단된다(Table 3). 따라서 연구대상지 간의 식생 유무로 인한 자료 특성의 차이는 미미한 것으로 사료된다.

또한 사용된 LiDAR 원자료의 점밀도는 4.5 point/m<sup>2</sup>로 국토지리정보원(NGII: National Geographic Information Institute)에서 규정하고 있는 가로, 세로 1 m 규격의 항공 LiDAR 기반 DEM 제작에 요구되는 최소 점밀도 기준인 2.5 point/m<sup>2</sup>보다 높은 수치이다. 따라서 활용된 자료는 실제 지표면을 표현하는 신뢰성이 확보된 지표면 모델을 추출하기 위한 자료로 적절하다고 판단된다.

**3. 분석방법**

1) 변수 조건별 LiDAR DEM 생성

각 연구대상지의 LiDAR 원자료로부터 F<sub>md</sub>, F<sub>mn</sub>, I<sub>md</sub> 및 I<sub>mn</sub> 개별 변수의 패러미터 수준별 그리고 변수들의 조합에 따른 수준들에 따른 DEM을 생성하였다. LiDAR DEM 생성에는 FUSION과 ArcGIS가 사용되었다. 먼저 FUSION 상에서 LiDAR 원자료에 대하여 필터링을 과정에서 5가지 수준(1, 3, 5, 7 및 9)의 F<sub>md</sub>와 F<sub>mn</sub> 변수를 교차 조합하여 총 25가지 패러미터 수준 조합을 구성하고 이 조합에 따라 각각 필터링된 자료를 추출하였다. F<sub>md</sub>와 F<sub>mn</sub> 패러미터 수준 조합에 따라 필터링이 수행된 25개의 LiDAR 자료를 대상으로 정규격자화를 실시하였다. 필터링 단계에서와 마찬가지로 각각 5가지 수준(1, 3, 5, 7 및 9)의 I<sub>md</sub>와 I<sub>mn</sub> 변수 값을 조합하여 총 25개의 패러미터

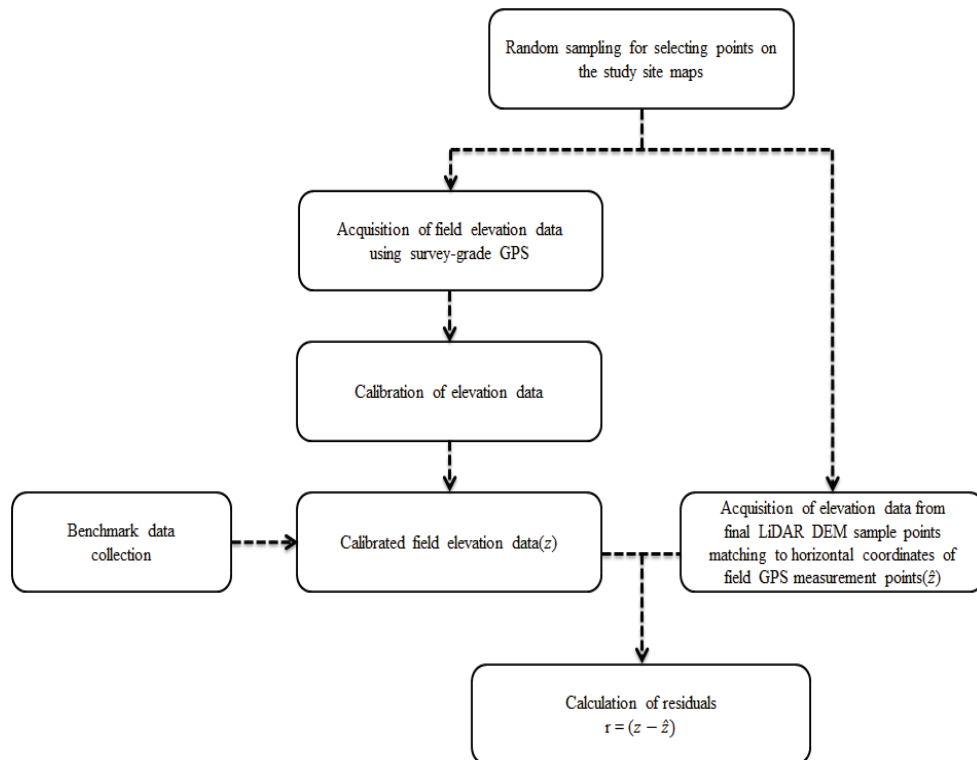


Figure 3. Procedure for the evaluation of DEM accuracy based on the comparisons between DEM and field-retrieved elevation data.

Table 4. The specification of X91+ GPS/GNSS performance.

Surveying way	Attribute	
Real Time Kinematics (RTK)	Horizontal accuracy	8mm+1ppm
	Vertical accuracy	15mm+1ppm RMS
Post processing static	Horizontal accuracy	3mm+0.5ppm RMS
	Vertical accuracy	5mm+0.5ppm RMS
	Baseline Length	≤300km

수준별 조합을 구성하고, 개개의 필터링된 자료에 각 수준 조합에 따른 정규격자화를 시행하였다. 최종적으로  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$ 의 조합으로부터 25개의 결과물에 25개의  $I_{md}$  및  $I_{mn}$  패러미터 조합이 적용됨에 따라 총 625가지의 최종 DEM 자료를 생성하였다.

이후 FUSION 상에서 DTM2ASCII 알고리즘을 활용하여 각 패러미터 조합이 적용된 DTM에서 ASCII 포맷으로 변환하였고, ArcGIS상에서 ASCII To Raster 도구를 활용하여 ASCII 포맷의 자료를 Raster DEM 포맷으로 변환하였다(Figure 2).

2) 실제 해발고도 측량 및 잔차 획득

패러미터 수준 조합별로 생성된 LiDAR DEM 결과물의 정확도는 DEM 상의 해발고도 값과 해당 지점에 상응하는 현장에서 정밀 측정된 해발고도( $z$ )와의 잔차(residual)를

이용하여 측정하였다(Figure 3).

현장조사를 통해 실제 해발고도를 측정하기에 앞서 측정점을 실시할 표본점들을 선정하였다. 이를 위해 ArcGIS 상에서 임의의 점들을 추출하는 Create Random Point 도구를 활용하여 각 연구대상지에 대해 30개의 표본점들을 임의 추출하고, 표본점들의 좌표를 추출하였다. 이후 추출된 표본점들의 좌표와 일치하는 현장 위치에서의 해발고도 값( $z$ )들을 획득하였다. 정확한  $z$ 값의 획득을 위해 현장 위치에서의 측정에 앞서 각 연구대상지를 둘러싸는 4개 이상의 수준점(benchmark)에 대하여 고도 측량을 실시하고, 수준점들의 고도자료를 기반으로 각 연구대상지의 고도 보정(calibration)을 실시하였다. 이후 연구대상지 내의 앞서 임의 추출된 표본점 좌표와 일치하는 지점에서 고도 측량을 통해  $z$ 값을 획득하였다.  $z$  및 고도 보정을 위해 사용한 GPS 장비는 수평 오차 8 mm, 수직 오차

**Table 5. The number of field GPS sampling points for each individual study site.**

Study site	Number of sampling points
Hwacheon	10
Yangju	12
Pocheon	5
Sejong	16
Gyeongsan	10
Hwasun	2
Jangheung	16
Wando	4
Total	75

15 mm의 CHC Navigation 사의 X91+ GPS/GNSS이며 사후 처리를 거치면 수평, 수직 오차 모두 1 cm 이하의 오차를 보장하는 정밀측정 장비이다. 해당 기종의 사양은 아래 Table 4와 같다.

측량방식은 실시간 후처리 이동측위(RTK, Real-Time Kinematic) 방법을 사용하였다. 아울러 기하학적 배치에 의한 측위오차인 위치 정밀도 저하율(PDOP, Positional Dilution Of Precision)이 1 이하에서 측량된  $z$ 인 값들만을 사용하여 정밀도 수준을 보장하였다. 이에 따라 각 연

구대상지에서  $z$ 를 획득한 표본점 개수는 Table 5와 같다.

다음으로  $z$  값을 획득한 패러미터 수준 조합별 LiDAR DEM의  $i$ 번째 표본의 수평 좌표와 일치하는 실제 현장의 실측 해발고도 값( $z_j$ )을 추출하고,  $z_i$  값과의 차이를 구하여 잔차(residual,  $r_i$ )를 추출하였다.  $i$ 번째 표본의 잔차 계산은 다음 식 1과 같다.

$$\text{Residual } (r_i) = z_i - \hat{z}_j \tag{1}$$

잔차는 LiDAR DEM의 해발고도 정확도를 측정하는데 활용되는 자료로서, 잔차값이 낮으면 LiDAR DEM의 해발고도와 실제 해발고도 간 차이가 작다는 의미로서 정확도가 높다고 평가할 수 있다. 이에 따라 각 조합별 DEM의 잔차에 차이가 있는지를 검정함으로써 패러미터 수준 조합별로 정확도를 비교하였다.

3) 패러미터 수준에 따른 잔차에 대한 영향 여부 검정

$F_{md}$ ,  $F_{mn}$ ,  $I_{md}$  및  $I_{mn}$  변수의 1, 3, 5, 7 및 9의 5 단계의 패러미터 수준이 잔차 평균에 영향을 주는지 여부를 검정하기 위해 SPSS를 이용해 다원배치분산분석(multi-way ANOVA)을 실시하였다. 분산분석을 실시한 후 잔차에 대하여 유의미한 영향을 끼치는 요인을 대상으로 사후검

**Table 6. Results from multi-way ANOVA test for effects on the mean residuals from DEM and field measured elevation by the FA and IA parameter level changes.**

	SS	df	MS	F	p
Corrected Model	1478.757	624	2.370	7.077**	.000
Intercept	17347.143	1	17347.143	51807.764**	.000
$F_{md}$	259.787	4	64.947	193.965**	.000
$F_{mn}$	311.074	4	77.768	232.258**	.000
$I_{md}$	1.938	4	.484	1.447	.216
$I_{mn}$	15.000	4	3.750	11.200**	.000
$F_{md} * F_{mn}$	849.916	16	53.120	158.644**	.000
$F_{md} * I_{md}$	4.260	16	.266	.795	.693
$F_{md} * I_{mn}$	2.977	16	.186	.556	.918
$F_{mn} * I_{md}$	2.349	16	.147	.438	.973
$F_{mn} * I_{mn}$	7.604	16	.475	1.419	.122
$I_{md} * I_{mn}$	.900	16	.056	.168	1.000
$F_{md} * F_{mn} * I_{md}$	7.473	64	.117	.349	1.000
$F_{md} * F_{mn} * I_{mn}$	9.269	64	.145	.433	1.000
$F_{md} * I_{md} * I_{mn}$	.991	64	.015	.046	1.000
$F_{mn} * I_{md} * I_{mn}$	2.047	64	.032	.096	1.000
$F_{md} * F_{mn} * I_{md} * I_{mn}$	3.173	256	.012	.037	1.000
Error	15486.200	46250	.335		
Total	34312.099	46875			
Corrected Total	16964.956	46874			

dependent variables : residuals

\*\* :  $p < 0.01$ , \* :  $p < 0.05$

SS : Sum of squares, MS : Mean of Sum of squares, df : degree of freedom, p : significant probability, F\*I : interaction effect between F parameter and I parameter



정(Post hoc test) 방법 중 하나인 Tukey HSD (Honestly Significant Difference) 검정을 실시하였다. 검정은 유의수준 5% 내에서 실시하였으며, 요인의 수준 변화에 따른 잔차들의 평균값들 간의 차이 유무를 검정하고 정확도가 가장 높은 LiDAR DEM을 제공할 수 있는 수준을 각 요인변수별로 제시하였다.

## 결과 및 고찰

### 1. 다원분산분석결과

$F_{md}$ ,  $F_{mn}$ ,  $I_{md}$  및  $I_{mn}$  개별 변수의 패러미터 수준 변화가 잔차에 대한 영향을 주는지 여부를 검정하기 위해 분산분석을 실시한 결과,  $F_{md}$ (F-value : 193.965,  $p < 0.01$ ),  $F_{mn}$ (F-value : 232.258,  $p < 0.01$ ),  $I_{mn}$ (F-value : 3.750,  $p < 0.01$ ) 변수에서는 수준 변화와 잔차 변화 사이에 유의미한 관계가 있는 것으로 나타났다. 반면  $I_{md}$ (F-value : 1.447) 변수에서는 수준 변화와 잔차의 변화 사이에 유의미한 관계가 나타나지 않았다. 다음으로 변수들의 상호작용으로 인해 잔차에 영향을 주는지 분석한 결과,  $F_{md}$ 와  $F_{mn}$ 의 두 변수의 패러미터 수준들의 경우 상호작용효과(Interaction effect)가 잔차 변화에 유의미한 영향이 있는 것으로 나타났다(F-value : 158.644,  $p < 0.01$ ). 반면 그 외 변수 수준들의 조합들은 상호작용효과가 잔차에 유의미한 영향을 준다고 할 수 없었다. 특히  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$ 과  $I_{md}$ ,  $I_{mn}$  사이의 어떠한 조합에서도 상관관계도 유의미하게 나타나지 않아  $F_{md}$ 와  $F_{mn}$  패러미터를 사용하는 GroundFilter 모듈의 FA와  $I_{md}$ 와  $I_{mn}$  패러미터를 포함한 GridSurfaceCreate 모듈의 IA 사이에는 상당한 독립성이 있다고 판단된다(Table 6).

잔차에 영향을 주는 GroundFilter 모듈의  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$ ,와 두 변수의 상호작용 수준 그리고 GridSurfaceCreate 모듈의  $I_{mn}$ 의 수준이 결국 LiDAR DEM 정확도에 영향을 주는 요인이다. 따라서 정확한 해발고도를 표현하는 LiDAR DEM을 생성하는 패러미터 수준을 선정할 때,  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$ ,  $I_{mn}$  각각의 변수를 중심으로 최적값을 찾아야 한다. 다만, 상호관계가 존재하는  $F_{md}$ 와  $F_{mn}$ 의 경우는 두 변수의 조합으로 인한 영향도 함께 고려해서 평가하여야 하는 반면  $I_{md}$ 은 개별적으로 최적값을 평가하며  $I_{mn}$ 은 임의값을 투입하여도 영향이 없을 것으로 사료된다.

아울러 F-test 결과를 고려할 때,  $F_{md}$ 와  $F_{mn}$ 의 상호작용이 상대적으로  $I_{mn}$  보다 잔차의 변화에 더 큰 영향을 주는 것으로 추정된다. 이는 GroundFilter 모듈의 FA 관련 패러미터가 GridSurfaceCreate의 IA 관련 패러미터보다 LiDAR DEM의 해발고도 정확도에 대한 영향이 크다는 의미로 해석이 가능하며 이는 FA의 필터링이 LiDAR 원 자료로부터 가중치를 사용하며 극단치를 제거하는 과정

**Table 7. Tukey HSD test results regarding multiple comparisons among the means of the residuals of the  $F_{md}$  level groups. Parameter levels are listed in ascending order of mean of residuals for each level.**

Fmd parameter level	Groups (mean of residuals (m))		
	1	2	3
5	.5556		
7	.5580		
9	.5742		
3		.5992	
1			.7540
p	.216	1.000	1.000

p : significant probability,  $p < 0.05$ , post hoc : Tukey HSD test

으로 자료를 직접적으로 통제한다는 측면에서 주어진 자료들을 연결하여 평면화시키는 격자화보다 더 결과물에 영향을 줄 수 있다는 견해와 일치한다(McGaughey, 2016). 따라서 보다 정확한 해발고도를 표현하는 LiDAR DEM을 추출하는 패러미터 선정 시, 필터링과 관련된 FA의 md 및 mn 패러미터 수준의 선택을 우선적으로 고려해야 할 것으로 사료된다.

### 2. 사후검정결과

다원분산분석 결과로부터 잔차에 대하여 유의미한 영향을 미치는 것으로 판단된  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$  및  $F_{md} * F_{mn}$ 의 상호작용 그리고  $I_{mn}$  각개 변수의 패러미터 수준들을 잔차에 대한 영향이 차이가 나는 집단으로 그룹화하기 위하여 Tukey HSD 검정을 실시하였다(Table 7).

먼저  $F_{md}$ 에 대한 사후검정을 실시한 결과, 잔차의 평균 차이에 따라  $F_{md}$ 의 5개 수준들은 잔차 평균의 크기 순서가 낮은 정도에 따라 3개의 집단으로 구분되었다. 잔차 평균이 가장 낮은 1집단(group 1)에는 잔차 평균의 크기 순서에 따라 '5', '7' 및 '9' 수준이 속하며, 2집단과 잔차 평균이 가장 높은 3집단에는 각각 '3'와 '1'이 있다. 각 집단 사이에 유의미한 차이가 존재하므로 집단1에 속한 수준들이 '5', '7' 및 '9' 수준이 집단 2와 3에 속한 '3'과 '1'보다 잔차 평균이 유의미하게 낮고 따라서 정확도가 높게 나오는 수준들의 집합이라고 할 수 있다.

$F_{md}$ 와 동일하게  $F_{mn}$ 에 대한 사후검정을 실시한 결과, 세 개의 집단으로 구분되었다. 1집단(group 1)에는 잔차 평균의 크기 순서에 따라 '5', '7' 및 '3' 수준이 속하며, 2집단과 3집단에는 각각 '9'와 '1'이 있다. 각 집단 사이에 유의미한 차이가 존재하므로 집단1에 속한 수준들이 '5', '7' 및 '3' 수준이 집단 2와 3에 속한 '9'와 '1'보다 잔차 평균이 유의미하게 낮고 따라서 정확도가 높게 나오는 수준들이다(Table 8).

**Table 8. Tukey HSD test results regarding multiple comparisons among the means of the residuals of the  $F_{mn}$  level groups. Parameter levels are listed in ascending order of mean of residuals for each level.**

Fmn parameter level	groups (mean of residuals (m))		
	1	2	3
5	.5583		
7	.5601		
3	.5630		
9		.5908	
1			.7695
p	.981	1.000	1.000

p : significant probability,  $p < 0.05$ , post hoc : Tukey HSD test

$F_{md}$ 와  $F_{mn}$ 의 각각의 5개 수준들로 구성된 25개의  $F_{md} * F_{mn}$  조합을 통해 상호작용에 대한 사후검정을 실시한 결과, 잔차들의 평균 차이에 따라 4개의 집단으로 구분되었다. 일반적인 권고처럼 모듈의 기본값(Default value)인 1\*1 조합이 잔차 평균 1.4322 m로 가장 낮은 정확도를 보여 주고 있어 차후 기본값을 그대로 사용하는 것은 지양해야 할 것으로 사료된다. 그 외 20개 조합이 잔차 평균이 가장 낮은 제1집단에 속하는데 그 중  $F_{md}$ 와  $F_{mn}$  개별 변수의 사후검정에서 유의미하게 잔차 평균이 상대적으로 높은 집단을 이룬  $F_{md}$ 에서의 '1', '3' 수준과  $F_{mn}$ 에서의 '1', '9' 수준을 포함한 조합들을 제외시키면 잔존하는 조합들은 잔차 평균의 크기가 작은 순으로 '9\*3', '7\*5', '7\*3', '5\*3', '5\*7', '7\*7', '5\*5', '9\*5', '9\*7'의 9개이다. 이 조합들은 개별 변수들의 수준에 대한 사후검정결과 제1집단에 속하는 각 3개의 수준들의 조합과 동일하며 이들의 상호작용의 잔차에 대한 영향은 서로 유의미한 차이가 없는 것으로 나타났다. 보다 정확한 LiDAR DEM을 생성하는데 적절한  $F_{md}$ 와  $F_{mn}$ 의 조합을 선정할 경우, 다원분산분석결과  $F_{md}$ 와  $F_{mn}$ 의 상호작용이 존재하기 때문에 두 변수들의 상호작용에 대한 사후검정 결과가 가장 중요하다고 판단된다. 따라서 잔차들의 평균이 0.5444 m로 가장 낮은  $F_{md}$  수준이 '9'이고  $F_{mn}$  수준이 '3'인 조합을 우선적으로 고려하는 것이 합리적이라 판단된다. 그 외 8개 조합은 후보 패러미터 조합으로 고려할 수 있다(Table 9).

상호작용의 유의미한 영향이 있던 FA의  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$  변수와 달리 IA의  $I_{md}$ ,  $I_{mn}$  변수 사이에는 상호작용의 영향이 없기 때문에 두 개 변수 중 유의미한 영향을 미치는  $I_{mn}$  개별 변수에 대해서만 사후검정만을 실시하였다.  $I_{mn}$  변수의 수준들은 잔차 평균 차이에 따라 3개의 집단으로 구분되었다. 정확한 LiDAR DEM 생성을 위한  $I_{mn}$ 수준 선정 시,  $I_{md}$ 와의 상호작용효과가 없기 때문에 잔차 평균이 0.590 1m로 가장 낮은 수준 '3' 혹은 '1'이 가장 타당

**Table 9. Tukey HSD test results regarding multiple comparisons among the means of the residuals of the  $F_{md} * F_{mn}$  combination level groups. The levels are listed in ascending order of mean of residuals for each level.**

Fmn combination level	Fmd *	Groups (mean of residuals (m))			
		1	2	3	4
9*3		.5444			
7*1		.5450			
9*1		.5457			
7*5		.5467			
7*3		.5481			
5*3		.5489			
5*7		.5501			
7*7		.5507			
3*7		.5520			
5*5		.5537			
9*5		.5543			
3*9		.5560			
3*5		.5584			
5*1		.5624			
5*9		.5665			
3*3		.5669			
9*7		.5724			
1*7		.5752			
1*9		.5780			
1*5		.5784			
7*9		.5994	.5994		
1*3		.6068	.6068		
9*9			.6540		
3*1				.7629	
1*1					1.4322
p		.143	.379	1.000	1.000

p : significant probability,  $p < 0.05$ , post hoc : Tukey HSD test

하다. 수준 '5'는 후보 패러미터 수준으로 고려될 수 있을 것이다. 그리고 수준 '9'는 잔차들의 평균이 0.6375로 가장 크므로 적정 패러미터 수준 선정 시 지양되어야 할 것으로 판단된다(Table 10).

$I_{mn}$ 은 분산분석결과에서 잔차에 대한 유의미한 영향을 미치지 않으므로 사후검정을 실시하더라도 수준 간 잔차의 평균 차이는 없는 것으로 나타났다. 따라서  $I_{md}$  패러미터는 어느 수준을 선택하든 LiDAR DEM의 정확도에는 통계적으로 유의미한 영향을 미치지 않는다.

## 결론

본 연구는 산림지역 항공 LiDAR 자료를 이용하여 DEM



**Table 10. Tukey HSD test results regarding multiple comparisons among the means of the residuals of the  $I_{mn}$  level groups. Parameter levels are listed in ascending order of mean of residuals for each level.**

Imn parameter level	groups (mean of residuals (m))		
	1	2	3
3	.5901		
1	.5901		
5	.6064	.6064	
7		.6175	.6175
9			.6375
p	.302	.682	.127

p : significant probability,  $p < 0.05$ , post hoc : Tukey HSD test

을 생산할 때, FUSION 소프트웨어의 GroundFilter 모듈의 FA에 사용된 패러미터  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$ 와 GridSurfaceCreate 모듈의 IA에 사용된 패러미터  $I_{md}$  및  $I_{mn}$  수준 변화에 따른 DEM 결과물의 해발고도 정확도에 영향 여부를 평가하고, DEM을 생성 시 적합한  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$ ,  $I_{md}$  및  $I_{mn}$  패러미터 수준과 그로 인한 영향에 대한 참고수준을 제시하는 것을 목적으로 하였다. 이를 위해 다원분산분석을 실시한 결과,  $F_{md}$ 와  $F_{mn}$  간 상호작용효과가 잔차의 평균에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 따라서 산림지역의 보다 정확한 해발고도를 표현하는 LiDAR DEM 생성을 위한 패러미터 수준 선정 시,  $F_{md}$ 와  $F_{mn}$ 의 조합을 우선적으로 고려해야 한다. 아울러 상호작용효과가 없는  $I_{mn}$ 은 독립적으로 고려하여야 하며,  $I_{md}$ 는 잔차의 평균에 유의미한 영향을 미치지 않아 패러미터 선택에 제약이 없는 것으로 판단된다.

분산분석결과에 따라 잔차에 대하여 유의미한 영향이 나타난  $F_{md}$ 와  $F_{mn}$  변수 상호작용에 대한 사후검증을 위해 두 변수의 각각 5개 수준들 사이의  $F_{md} \times F_{mn}$  조합에 대하여 사후분석을 실시한 결과, '9\*3' 조합이 0.5444 m의 가장 낮은 잔차평균 값을 나타내고 있어 신뢰성 있는 LiDAR DEM의 생성을 위한  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$  패러미터 선정 시 가장 우선적으로 선택해야 할 것으로 사료된다. 반면 소프트웨어 상에서 기본값으로 주어진 '1\*1' 조합의 잔차평균이 가장 높아 선택을 지양하는 것이 합리적이라고 판단된다.  $I_{mn}$  패러미터에 대한 사후분석을 실시한 결과, 수준 '3'과 '1'이 동일하게 0.5901 m의 가장 낮은 잔차평균을 가지므로  $I_{mn}$  수준 선정 시 우선 고려대상이 되어야 할 것이며, 수준 '5'는 후보 패러미터 수준으로 고려될 수 있을 것이다. 그러나 잔차들의 평균이 가장 큰 수준 '9'는 적정 패러미터 수준 선정 시 지양되어야 할 것으로 사료된다.  $I_{md}$  패러미터는 분산분석 결과에서 수준 변화에 따라 항공 LiDAR DEM의 해발고도 정확도에 대한 영

향이 유의미하지 않은 것으로 나타났다. 이를 통해 신뢰성 있는 항공 LiDAR DEM의 생성을 위해  $I_{md}$  패러미터 선정 시, 어떤 수준을 선택하더라도 큰 차이가 없다고 할 수 있다.

본 연구는 산림지역에서의 항공 LiDAR DEM을 생성을 위한 FUSION에서 사용할 패러미터 값 선정에 대한 지침을 개선할 수 있을 것이다. 이를 통해 산림지역에서의 지표면 해발고도 혹은 다양한 산림 내 지형에 대한 보다 신뢰성 높은 정보를 제공할 뿐만 아니라 LiDAR 자료를 이용한 산림구조분석 등의 지표면 정보를 활용한 연구에도 기여할 수 있을 것이라 사료된다. 다만, 지표면 모델을 생성하는 FUSION 외의 다른 소프트웨어는 FUSION과는 다른 필터링 알고리즘과 보간법을 사용하기 때문에 차이가 있기에 FUSION 외 소프트웨어에서 생성된 결과물의 상호비교를 통한 정확도 비교분석에 대한 고려가 필요할 것으로 판단된다. 또한 본 연구에서는 필터링 과정의 가중함수 식의 변수들을 고정하였기 때문에 향후 가중함수식의 패러미터 수준 변화에 따른 정확도에 대한 영향과  $F_{md}$ ,  $F_{mn}$ ,  $I_{md}$  및  $I_{mn}$  패러미터들과의 상호작용 등에 대한 평가가 추가적으로 필요할 것으로 판단된다. 아울러 연구에 사용된 LiDAR 자료가 일부 대상지에 국한되어 연구결과를 전국적으로 일반화시켜 적용하는데 제약이 있다. 이에 대한 보완을 통해 보다 전국적으로 일반화된 LiDAR DEM 정확도에 대한 영향의 참조자료를 제공하는 노력이 필요하다고 사료된다.

## 사 사

본 연구는 산림청 '임업기술연구개발사업(과제번호 : 2013069E10-1719-AA01)'의 지원에 의하여 이루어진 것입니다. 아울러 본 연구에 많은 협조를 해주신 최형태 박사님께 깊은 감사를 표합니다.

## References

- Bright, B.C., Hicke, J.A. and Hudak, A.T. 2012. Estimating aboveground carbon stocks of a forest affected by mountain pine beetle in Idaho using lidar and multispectral imagery. *Remote Sensing of Environment* 124: 270-281.
- Cho, K.H., Heo, J., Jung, J.H., Kim C.J. and Kim, K.M. 2011. Review and Comparative Analysis of Forest Biomass Estimation Using Remotely Sensed Data: from Five Different Perspectives. *Journal of the Korean Society for Geo-spatial Information Science* 19(1): 87-96.
- Choi, Y.W., Sohn, D.J. and Cho, G.S. 2009. Applying Image processing Algorithm to Raw LiDAR Data for Extracting

- Ground Information. *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography* 27(5): 575-583.
- Edson, C. and Wing, M.G. 2011. Airborne light detection and ranging (LiDAR) for individual tree stem location, height, and biomass measurements. *Remote Sensing* 3(11): 2494-2528.
- Erdody, T.L. and Moskal, L.M. 2010. Fusion of LiDAR and imagery for estimating forest canopy fuels. *Remote Sensing of Environment* 114(4): 725-737.
- Estornell, J., Ruiz, L.A., Velázquez-Martí, B. and Hermosilla, T. 2011. Analysis of the factors affecting LiDAR DTM accuracy in a steep shrub area. *International Journal of Digital Earth* 4(6): 521-538.
- Ferster, C.J., Coops, N.C. and Trofymow, J. A. 2009. Aboveground large tree mass estimation in a coastal forest in British Columbia using plot-level metrics and individual tree detection from lidar. *Canadian Journal of Remote Sensing* 35(3): 270-275.
- Fuchs, H., Magdon, P., Klein, C. and Flessa, H. 2009. Estimating aboveground carbon in a catchment of the Siberian forest tundra: Combining satellite imagery and field inventory. *Remote Sensing of Environment* 113: 518-531.
- Goodwin, N.R., Coops, N.C. and Culvenor, D.S. 2006. Assessment of forest structure with airborne LiDAR and the effects of platform altitude. *Remote Sensing of Environment* 103(2): 140-152.
- Hwang, S.R. and Lee, I.P. 2011. Comparative Analysis and Accuracy Improvement on Ground Point Filtering of Airborne LIDAR Data for Forest Terrain Modeling. *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography* 29(6): 641-650.
- Hyypä, J., Hyypä, H., Litkey, P., Yu, X., Haggren, H., Rönholm, P., Pyysalo, U., Pitkänen, J. and Maltamo, M. 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, Y., Yang, Z., Cohen, W.B., Pflugmacher, D., Lauer, C.L. and Vankat, J.L. 2009. Distinguishing between live and dead standing tree biomass on the North Rim of Grand Canyon National Park, USA using small-footprint lidar data. *Remote Sensing of Environment* 113(11): 2499-2510.
- Kobler, A., Pfeifer, N., Ogrinc, P., Todorovski, L., Oštir, K. and Džeroski, S. 2007. Repetitive interpolation: A robust algorithm for DTM generation from Aerial Laser Scanner Data in forested terrain. *Remote Sensing of Environment* 108(1): 9-23.
- Kraus, K. and Pfeifer, N. 1998. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 53(4): 193-203.
- Magnusson, M., Fransson, J.E. and Holmgren, J. 2007. Effects on estimation accuracy of forest variables using different pulse density of laser data. *Forest Science* 53(6): 619-626.
- McGaughey, R.J. 2016. Fusion/LDV : Software for LiDAR Data Analysis and Visualization. United States Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station, Seattle, W.A., USA. pp. 1-206.
- Meng, X., Currit, N. and Zhao, K. 2010. Ground filtering algorithms for airborne LiDAR data: A review of critical issues. *Remote Sensing* 2(3): 833-860.
- Minh, D.H.T., Le Toan, T., Rocca, F., Tebaldini, S., Villard, L., Réjou-Méchain, M., Phillips, O.L., Feldpausch, T.R., Dubois-Fernandez, P., Scipal, K. and Chave, J. 2016. SAR tomography for the retrieval of forest biomass and height: Cross-validation at two tropical forest sites in French Guiana. *Remote Sensing of Environment* 175: 138-147.
- Park, J., Choi, H.T. and Cho, S. 2016. 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 GridsurfaceGreate in FUSION software. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 19(1): 154-166
- Reutebuch, S.E., Andersen, H.E. and McGaughey, R.J. 2005. Light detection and ranging (LIDAR): an emerging tool for multiple resource inventory. *Journal of Forestry* 103(6): 286-292.
- Richardson, J.J., Moskal, L.M. and Kim, S. H. 2009. Modeling approaches to estimate effective leaf area index from aerial discrete-return LIDAR. *Agricultural and Forest Meteorology* 149(6): 1152-1160.
- Saarela, S., Schnell, S., Tuominen, S., Balazs, A., Hyypä, J., Grafström, A. and Ståhl, G. 2016. Effects of positional errors in model-assisted and model-based estimation of growing stock volume. *Remote Sensing of Environment* 172: 101-108.
- Shanghai Huace Navigation Technology Ltd. CHC X91+ GNSS Technical Specification. pp. 2
- Yoo, H.H., Kim, E.M. and Chung, D.K. 2005. Assessment of Classification Accuracy of Ground and Nonground Points from LIDAR Data. *Journal of the Korean Society of Civil Engineers* D 25(6D): 929-935.