



여름철 UAV 기반 LiDAR, SfM을 이용한 하천 DTM 생성 기법 비교 분석

Comparative Analysis of DTM Generation Method for Stream Area Using UAV-Based LiDAR and SfM

고재준^a · 이혁진^b · 박진석^c · 장성주^d · 이종혁^e · 김동우^f · 송인홍^{g,†}

Gou, Jaejun · Lee, Hyeokjin · Park, Jinseok · Jang, Seongju · Lee, Jonghyuk · Kim, Dongwoo · Song, Inhong

ABSTRACT

Gaining an accurate 3D stream geometry has become feasible with Unmanned Aerial Vehicle (UAV), which is crucial for better understanding stream hydrodynamic processes. The objective of this study was to investigate series of filters to remove stream vegetation and propose the best method for generating Digital Terrain Models (DTMs) using UAV-based point clouds. A stream reach approximately 500 m of the Bokha stream in Icheon city was selected as the study area. Point clouds were obtained in August 1st, 2023, using Phantom 4 multispectral and Zenmuse L1 for Structure from Motion (SfM) and Light Detection And Ranging (LiDAR) respectively. Three vegetation filters, two morphological filters, and six composite filters which combined vegetation and morphological filters were applied in this study. The Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Square Error (RMSE) were used to assess each filters comparing with the two cross-sections measured by leveling survey. The vegetation filters performed better in SfM, especially for short vegetation areas, while the morphological filters demonstrated superior performance on LiDAR, particularly for taller vegetation areas. Overall, the composite filters combining advantages of two types of filters performed better than single filter application. The best method was the combination of Progressive TIN (PTIN) and Color Indices of Vegetation Extraction (CIVE) for SfM, showing the smallest MAE of 0.169 m. The proposed method in this study can be utilized for constructing DTMs of stream and thus contribute to improving the accuracy of stream hydrodynamic simulations.

Keywords: DTM; LiDAR; morphological filter; SfM; vegetation filter

1. 서론

하천의 수문·수리 모의를 수행하고 수질 및 생태조건을 분석하기 위해 지형정보는 필수적인 입력자료이다. 주로 사용되는 지형정보에는 크게 지표의 인공물이나 자연물의 표면

을 나타내는 Digital Surface Model (DSM)과 원시 데이터에서 인공물과 자연물을 제거하여 토양 표면의 형상을 나타내는 Digital Terrain Model (DTM)이 있다 (Chen et al., 2017). DTM은 수문·수리 모의 및 토양수분량 추정 등에 이용할 수 있으며, DSM에서 DTM이 차이를 이용해 식생의 바이오매스를 추정할 수 있다 (Güneralp et al., 2014; Gabiri et al., 2018; Morgan et al., 2021). 여름철 하천 지형은 매년 반복되는 집중호우로 인해 지속해서 변화하며 하천 내 수목의 생장은 조도의 상승 및 유수의 통수 단면적 감소로 수문·수리 모의에 영향을 미치기도 한다 (Lee et al., 2023). 따라서 하천의 정확한 수문·수질·생태 모의를 위해서는 하천의 식생을 제거한 정교한 3차원 하천 지형 자료가 필요하다.

Electronic Distance Measurement (EDM)을 이용한 수준 측량은 하천 지형을 정확하게 파악할 수 있어 현행 하천 측량 방법으로 사용되고 있다. 그러나 이 방법은 시간과 비용이 많이 들고, 연속적인 데이터를 취득할 수 없으며, 안전상의 위험이 존재한다 (Suh and Choi, 2017). 반면, Unmanned Aerial Vehicle (UAV)는 적은 시간과 비용으로 높은 해상도와 신뢰성을 가진 연속적인 DTM을 생성할 수 있어 하천 지형 변화를 즉각적으로 반영하기에 적합하다 (Bhatnagar et al., 2021).

UAV를 이용하여 DTM을 구축하는 방법으로는 크게 Light

^a M.S. Student, Department of Rural Systems Engineering, Global Smart Farm Convergence Major, Seoul National University

^b Ph.D. Student, Department of Rural Systems Engineering, Global Smart Farm Convergence Major, Seoul National University

^c Ph.D. Student, Department of Rural Systems Engineering, Global Smart Farm Convergence Major, Seoul National University

^d Ph.D. Student, Department of Rural Systems Engineering, Global Smart Farm Convergence Major, Seoul National University

^e Ph.D. Student, Department of Rural Systems Engineering, College of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University

^f M.S. Student, Department of Rural Systems Engineering, Global Smart Farm Convergence Major, Seoul National University

^g Associate Professor, Department of Rural Systems Engineering, Global Smart Farm Convergence Major, Research Institute of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University

[†] Corresponding author

Tel.: +82-2-880-4581, Fax: +82-2-873-2087

E-mail: inhongs@snu.ac.kr

Received: January 21, 2024

Revised: March 29, 2024

Accepted: April 01, 2024

Detection And Ranging (LiDAR) 방법과 Structure from Motion (SfM) 방법이 있다. LiDAR는 레이저의 반환 신호를 수신하여 포인트 클라우드를 생성하는 방식으로, 식생을 일부 투과할 수 있다는 장점 때문에 많은 연구에서 DTM 생성에 널리 사용되어왔다 (Klápště et al., 2020). SfM은 컴퓨터 비전 알고리즘 중 하나로, 여러 장의 중첩된 사진에서 특징점을 추출하고 카메라의 위치정보를 바탕으로 각 특징점의 3차원 위치를 부여한 포인트 클라우드를 형성하는 알고리즘이다 (Nadal-Romero et al., 2015). LiDAR는 SfM보다 포인트 클라우드의 밀도가 작고 가격이 비싸다는 단점이 있으며 (Tang et al., 2023), 하천과 같이 식생 밀도가 높은 곳에서의 DTM 생성은 여전히 어려움으로 남아있다 (Kovanič et al., 2020). SfM은 식생을 투과할 수 없어 DTM 형성에 적합하지 않다는 평가를 받아왔으나 (Mlambo et al., 2017) 적은 비용으로 높은 해상도의 포인트 클라우드를 생성할 수 있어 LiDAR의 대안으로 주목받고 있다 (Barba et al., 2019).

포인트 클라우드에서 DTM을 추출하는 대표적인 기법으로는 식생지수를 이용한 식생 필터 방법과 포인트 클라우드 간의 형태적 특성을 이용한 형태 필터 방법이 있다. 식생 필터는 각 포인트의 Red (R), Green (G), Blue (B), Near-Infrared (NIR), Red-Edge 밴드 등으로 계산한 식생지수를 이용하여 지면을 분류하고, 이를 보간해 DTM을 생성하는 방법이다. Morgan et al. (2021)은 SfM 포인트 클라우드에 식생지수인 Excess Green (ExG) 등을 사용하여 강 하구 습지에서 DTM을 생성하여 바이오매스의 특성을 분석하였다. LiDAR 포인트 클라우드를 대상으로는 Park and Lee (2021)가 Excess Green minus Red (ExGR), ExG, Color Indices of Vegetation Extraction (CIVE) 등을 이용하여 하천 제방에서 DTM을 생성하였다. 식생 필터는 비교적 간단한 수식으로 식생을 효과적으로 분류할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 인공 구조물, 꽃, 썩은 식생 등과 같이 식생 활력도가 낮은 지상 물체를 지면으로 분류한다는 한계가 있으며 (Park and Lee, 2021; Villacrés and Cheein, 2022), 겨울철에는 식생 활력도가 낮아 사용하기 어렵다. 또한, 대부분의 식생 필터를 이용한 선행연구는 하천 단면과 같이 지형이 복잡한 지역을 대상으로 하지 않았다.

형태 필터는 포인트 클라우드 간의 형태적 특성을 이용하여 지면 포인트를 분류한 후 이를 보간하여 DTM을 생성하는 방법이다. Štroner et al. (2021)은 SfM 포인트 클라우드에 형태 필터인 Cloth Simulation Filter (CSF) 등을 이용하여 가파른 경사면에서 지면 포인트를 분류하여 DTM을 생성하였다. 하천 지역을 대상으로는 Tan et al. (2018)이 SfM 포인트 클라우드에 CSF, Progressive Triangulated Irregular Network (PTIN) 등을 적용하여 DTM을 형성하였다. 형태 필터는 식생 필터와

달리 물체의 색의 영향을 받지 않아 DTM 생성에 주로 쓰이지만, 초본이나 관목과 같이 식생의 높이가 낮고 넓게 분포하는 식생이 많거나 지형이 복잡한 지역에서 정확도가 떨어진다는 한계가 존재한다 (Štroner et al., 2021). 대부분의 형태 필터를 이용한 연구에서는 LiDAR와 SfM의 정확도를 비교하지 않았으며, 생성된 DTM과 실제 지형의 수직 오차를 고려한 연구는 적었다.

일부 연구에서 식생 필터와 형태 필터를 조합한 복합 필터 방법으로 DTM의 정확도를 개선하였다. Reilly et al. (2021)은 형태 필터인 CSF를 적용한 후 식생지수인 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)를 이용하여 추가로 필터링을 적용하였다. Villacrés and Cheein (2022)은 식생지수인 Difference Vegetation Index (DVI), NDVI와 형태 필터인 CSF의 조합을 시도하여 단일 필터를 적용했을 때보다 좋은 성능을 보였다. 하지만 현재까지 복합 필터를 이용하여 DTM을 생성하는 연구는 비교적 식생과 지면 구분이 뚜렷한 교목이 지배적인 숲 지대를 대상으로 한 연구였으며, 하천과 같이 상대적으로 크기가 작은 식생 지대에 적용한 연구는 미흡하다.

본 연구는 식생 밀도가 높고 지형이 복잡한 여름철 하천을 대상으로 신뢰할 수 있는 높은 해상도와 정확도를 가진 DTM을 생성하는 방법을 개발하는 것을 목표로 한다. 이를 위해 SfM과 LiDAR 두 가지 방법으로 얻은 측량정보에 다양한 포인트 클라우드 필터링 기법을 적용하여 비교 및 분석하고자 한다.

II. 재료 및 방법

1. 대상 지역 선정 및 포인트 클라우드 획득

본 연구의 대상 지역은 경기도 이천시에 위치한 북하천 유역으로, 북하교 상하류 약 500 m 구간으로 설정되었다 (Fig. 1). 대상구간의 좌안 제방 상부부터 우안 제방 상부까지의 하폭은 약 200~250 m 였다. 드론측량 및 수준 측량은 식생 활력도에 따른 식생 제거 기법의 성능 차이를 확인하기 위해 여름철인 2023년 8월 1일에 실시하였으며, 측량 기법상의 차이를 확인하기 위해 SfM과 LiDAR 두 가지 방법으로 드론 측량을 진행하였다.

하천 단면 측량 지점은 Fig. 1에 붉은색으로 표시하였다. 하천 단면은 하천 흐름에 직각 방향으로 양안에 대상 지점을 표시하고 Lining 한 후 하천 형상의 변곡점마다 고도차를 EDM (ES-52, Topcon)을 이용하여 측량하였다. Section 1은 우안에 높이 10 m 이상의 *Robinia pseudo-acacia L* 등의 수목이 식재되어있고, 하천부에는 돌다리가 위치하였다. Section

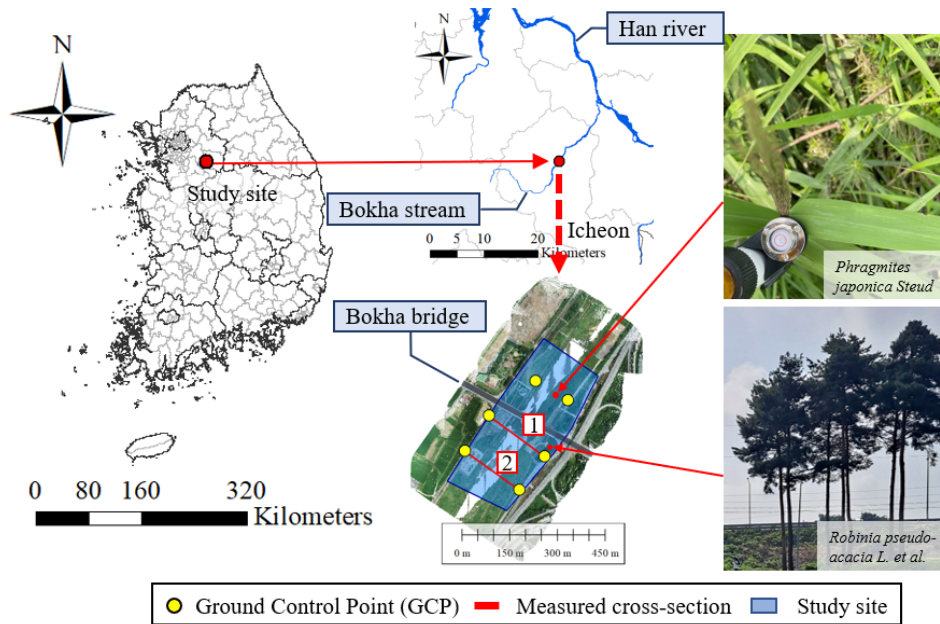


Fig. 1 Locations of GCP, measured cross-section, and study site with photos of riparian vegetations

2의 좌안에는 공원이, 우안 제외지에는 수고 1.8 m, 식피율 90%의 달뿌리풀 (*Phragmites japonica Steud*)이 분포하였다 (SROCM, 2011).

SfM 측량은 DJI사의 Phantom 4 multispectral을 이용하였다. 카메라는 Red, Green, Blue, NIR, Red-Edge 5가지 밴드를 제공한다. 촬영은 해상도 5 cm/pixel, 중 중첩도 75%, 횡 중첩도 60%로 설정하였으며, 생성된 포인트 클라우드의 밀도는 760.5 points/m²이다. 비행마다 4개 이상의 Ground Control Point (GCP)가 촬영될 수 있도록 1 m × 1 m 크기의 GCP를 적당한 간격으로 설치하였다 (Fig. 1). 각 GCP는 Trimble 사의 GeoXR을 이용하여 RTK (Real Time Kinematic) 방식으로 경도, 위도, 고도를 측량하였다. 영상정합은 Pix4D사의 Pix4Dmapper (ver. 4.8.4)를 사용하였으며, 정합 시 GCP를 이용하여 위치를 보정하였다.

LiDAR 측량은 DJI사의 Matrice 300 드론을 이용하였으며, Zenmuse L1 라이이다 모듈을 탑재하였다. 거리 측정 정확도는 100 m 당 3 cm의 오차가 발생할 수 있으며, 단일 펄스 당 최대 3개의 반사를 수신할 수 있다. DJI Terra (ver. 3.7.6)를 이용하여 후처리했으며, 포인트 클라우드 밀도는 높음, 포인트 클라우드 실효 거리는 300 m로 설정하였다. 생성된 포인트 클라우드의 밀도는 384.67 points/m²이다.

2. 포인트 클라우드 전처리

수집한 수천만 개의 포인트 클라우드에 형태 필터를 적용하고 식생지수를 산정하는 것은 많은 시간이 소요된다. 또한,

LiDAR는 단일 송신 전파에 대해 복수의 수신 신호를 감지하므로, 구간에 따라 포인트 클라우드의 밀도 차이가 발생할 수 있다 (Li et al., 2023). 처리 시간을 줄이고 포인트 클라우드 밀도를 균일하게 만들기 위해 여러 연구에서와같이 가로, 세로 5 cm 픽셀에 높이가 가장 낮은 지점을 추출하여 Down-Scaling을 진행하였다 (Zhao et al., 2016; Li et al., 2023). 이를 통해 포인트 클라우드의 밀도를 일정하게 만들고 동시에 Table 1에 나타난 것과 같이 포인트 클라우드의 수를 LiDAR는 42.2%, SfM은 38.3% 감소시킬 수 있었다.

Table 1 Changes in the number of point clouds before and after preprocessing

Measured method	The number of point clouds	
	Before preprocessing	After preprocessing
SfM	79,858,837	46,160,062
LiDAR	47,263,235	29,172,531

3. DTM 생성 기법

본 연구에서는 지금까지 연구된 수많은 포인트 클라우드 필터링 기법 중 여러 선행연구에서 성능이 입증되고 대상 지역에 적용하기 용이한 형태 필터 (PTIN, CSF)와 식생 필터 (ExG, ExGR, CIVE)를 선정하였다 (Anders et al., 2019; Morgan et al., 2021; Park and Lee, 2021; Štroner et al., 2021; Tan et al., 2018). 또한, 형태 필터와 식생 필터를 결합한 복합

필터를 적용하여 여름철 하천 DTM 생성에 가장 적합한 조합을 선정하였다.

가. 형태 필터 기법

CSF는 Zhang et al. (2016)에 의해 고안되었으며, 포인트 클라우드를 위아래로 뒤집고 천을 씌운 후, 모의된 천으로부터 일정 거리 이내의 포인트를 지면으로 분류하는 알고리즘이다. CSF는 Resolution, Rigidness, Threshold, Max iteration, Slope processing 총 다섯 가지 매개변수를 통해 작동한다. Resolution은 천의 그리드 크기를, Rigidness는 천이 휘어지는 정도를, Threshold는 모의된 천으로부터 떨어진 거리에 따라 지면과 비지면을 구분하는 임계값을 나타낸다 (Cai et al., 2019; Zhang et al., 2016). Max iteration은 모의의 반복 횟수를, Slope processing은 boolean형 변수로 지형상의 미세 굴곡의 지형 반영 여부를 결정하는 데 이용되는 지수이다 (Zhang et al., 2016). Resolution과 Rigidness는 작을수록, Threshold와 Max iteration은 클수록, Slope processing은 True이면 더 복잡한 지형 변화를 모사한다.

본 연구에서는 Python (ver. 3.8.18)의 CSF 라이브러리 (ver. 1.1.1)를 이용하여 CSF를 적용하였다. 이때, Rigidness는 가파른 경사면에서 주로 사용되는 값인 1로 설정하였으며, Max iteration은 권장값인 500회로 설정하였다 (CloudCompare, 2016). Slope processing은 True 설정 시 식생으로 인한 굴곡을 지형의 굴곡으로 오분류하는 경우가 발생하여 False로 설정하였다. Table 2와 같이 Resolution은 0.20~1.00 m, Threshold를 0.01~0.05 m 구간에 대해 시도하였다. 이때, 연산 시간을 줄이기 위해 Resolution을 0.20 m 간격으로 실시하였다.

PTIN은 rapidlasso사에서 개발한 LASground 프로그램에서 사용하는 알고리즘으로, Initial ground point를 찾는 과정과 Progressive Tin Densification (PTD) 과정으로 나뉜다 (Asghar,

2017). PTIN은 Step, Sub, Bulge, Spike, Offset, Stddev 여섯 가지 매개변수를 통해 작동한다. 먼저, Step을 한 번의 길이로 하는 그리드를 형성한 후 그리드 내에서 고도가 가장 낮은 점을 coarse ground point로 추출한다. 이후 Sub 설정에 따라 subgrid를 만들어 initial ground point를 찾는다. PTD는 initial ground point를 노드로 하는 TIN을 형성하고 이를 조밀화하는 과정이다. 이때 Bulge 매개변수를 통해 TIN이 얼마나 부풀어 오를지 결정하며, Spike에 해당하는 값 이상으로 지나치게 위쪽 또는 아래쪽에 형성된 TIN의 노드를 제거한다. PTD 과정을 반복하면서 최종 TIN을 형성한 후, 각 TIN의 표면으로부터 거리가 Offset 값 이하, 표준편차가 Stddev 값 이하인 포인트 클라우드를 지면으로 분류한다 (rapidlasso, 2023). 즉, Step이 작을수록, Sub, Bulge, Spike, Offset, Stddev가 클수록 복잡한 지형 변화를 모사한다.

본 연구에서는 Python을 이용하여 batch script를 작성하여 실행하는 방식으로 매개변수를 조정하고 PTIN을 적용하였다. 여러 선행연구에서 제안한 대로 Bulge와 Stddev는 Default로 설정하고, 복잡한 지형 변화를 반영하기 위해 Sub는 extra-fine으로 설정하였으며, Step, Spike, Offset는 Table 2와 같이 각각 1.00~9.00 m, 0.20~1.00 m, 0.02~0.10 m 구간에 대해 시도하였다 (Green, 2015; Asghar, 2017). 이때, Spike와 Offset은 연산 시간을 줄이기 위해 각각 0.20 m, 0.02 m 간격으로 시도하였다. Bulge의 Default 설정은 Step의 1/10이며, 1.00 m와 2.00 m 사이로 고정되기 때문에 본 연구에 적용된 Bulge는 1.00 m이다. Stddev의 Default 설정은 no_stddev (고려하지 않음)이다.

나. 식생 필터 기법

식생 필터 기법은 각 포인트의 식생지수를 산정한 뒤, 이진화 알고리즘을 이용하여 식생과 지면을 구분하는 임계값을

Table 2 Applied morphological filters and applied parameter values for trial and error process

Method	Parameter	Values
PTIN	Step (m)	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9
	Bulge (m)	1
	Spike (m)	0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0
	Offset (m)	0.02, 0.04, 0.06, 0.08, 0.1
	Sub	extra fine
	Stddev	no_stddev
CSF	Resolution (m)	0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0
	Rigidness	1
	Threshold (m)	0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05
	Max iteration	500 times
	Slope processing	False

$$ExG = 2 \times g - r - b \quad (\text{Woebbecke et al., 1995}) \quad (1)$$

$$ExR = 1.4 \times r - g \quad (\text{Meyer et al., 1999})$$

$$ExGR = ExG - ExR \quad (\text{Neto, 2004}) \quad (2)$$

$$CIVE = 0.4412 \times r - 0.811 \times g + 0.384 \times b \quad (\text{Kataoka et al., 2003}) \quad (3)$$

$$r = \frac{R/R_{\max}}{R/R_{\max} + G/G_{\max} + B/B_{\max}}$$

$$g = \frac{G/G_{\max}}{R/R_{\max} + G/G_{\max} + B/B_{\max}}$$

$$b = \frac{B/B_{\max}}{R/R_{\max} + G/G_{\max} + B/B_{\max}}$$

산출한다. 이후 해당 임계값보다 식생지수가 낮은 포인트를 지면 포인트로 분류한다. DJI Phantom 4 multispectral 모듈은 R, G, B 뿐만 아니라 NIR, Red-Edge 까지 감지할 수 있으나, LiDAR의 Zenmuse L1 모듈은 R, G, B 세 가지 파장만 감지할 수 있다. 따라서 SfM과 LiDAR의 식생 필터 성능을 동일한 조건에서 비교하기 위해 R, G, B만을 이용하여 구할 수 있는 식생지수인 ExG (Eq. (1)), ExGR (Eq. (2)), CIVE (Eq. (3))를 선정하였다.

여기서 R, G, B는 각 픽셀의 Red, Green, Blue 값이며, R_{\max} , G_{\max} , B_{\max} 는 Red, Green, Blue의 최대값이다.

본 연구에서는 식생과 지면을 구분하는 임계값을 산정하는 방법으로 Ng et al. (2013)이 제안한 Gaussian Valley Emphasis (GVE) 방법을 사용하였다 (Eq. (4)). 해당 방법은 변량의 개수에 따른 편향을 최소화하고 히스토그램 상에서 봉우리 사이의 계곡에 해당하는 임계값을 효과적으로 계산할 수 있다 (Ng et al., 2013). 본 연구에서는 여름철 하천 단면의 특성상 식생

에 해당하는 포인트가 우세하기 때문에 해당 편향을 제거하고자 GVE 방법을 사용하였다.

$$T_{GVE} = \text{Arg Max}_{f_{\min} \leq T < f_{\max}} (1 - \sum_x P_x e^{-\frac{(x-t)^2}{2\sigma^2}}) \sigma^2(T) \quad (4)$$

여기서 P_x 는 발생확률, T_{GVE} 는 GVE 방법으로 계산된 임계값, f_{\max} , f_{\min} 는 히스토그램에서의 최대값과 최소값을 의미한다.

다. 복합 필터 기법

본 연구에서 사용한 복합 필터 기법은 형태 필터로 지면 포인트를 일차적으로 분류한 후 식생 필터를 적용하여 지면 포인트로 오분류된 일부 포인트들을 비지면 포인트로 재분류하는 기법이다. Table 3은 SfM과 LiDAR 두 측량 방식에 적용한 단일 및 복합 필터의 조합을 보여주고 있다.

Table 3 Combination of single and composite filters

Measured method	Single filter		Composite filter	
			M. filter	V. filter
SfM	M. filter*	PTIN	PTIN	ExG
		CSF		ExGR
	V. filter**	ExG		CSF
		ExGR	ExG	
		CIVE	ExGR	
			CIVE	
LiDAR	M. filter	PTIN	PTIN	ExG
		CSF		ExGR
		ExG		CIVE
	V. filter	ExGR	CSF	ExG
				ExGR
		CIVE		CIVE

* M. filter represents Morphological filter

** V. filter represents Vegetation filter.

4. 정확도 평가

여러 선행연구에서 제시된 바와 같이 필터를 통해 분류된 지면 포인트들에 TIN 보간을 적용하여 DTM을 형성하였다 (Štroner et al., 2021; Park and Lee, 2021). Fig. 1에 나타난 두 개의 수준 측량된 지점들을 선형 보간한 후, 이를 1,024 등분하여 측량 단면의 높이 좌표를 추출하였다. 그리고 각 필터를 적용하고 TIN 보간하여 DTM을 생성하고 측량 단면과의 오차를 Mean Absolute Error (MAE) (Eq. (5))와 RMSE (Root Mean Square Error) (Eq. (6))을 산정하여 정확도를 평가하였

다. 수준 측량을 통해 확인된 식생과 지면의 경계 지점을 기준으로 전체 구간, 지면 구간, 비지면 구간으로 나누어 분석하였다. 이때, 여름철 하천의 유량이 높아 Section 2의 하상 구간의 포인트가 형성되지 않아 해당 부분은 정확도 평가에서 제외하였다. SfM과 LiDAR 모두 수심이 깊으면 수면에서의 반사로 인해 하천 바닥의 포인트 클라우드 형성이 제한되기 때문이다 (Schwarz et al., 2019).

MAE와 RMSE가 가장 적은 필터를 최적 필터로 선정하였으며, 전체 구간의 오차가 유사한 경우에는 식생 구간의 오차

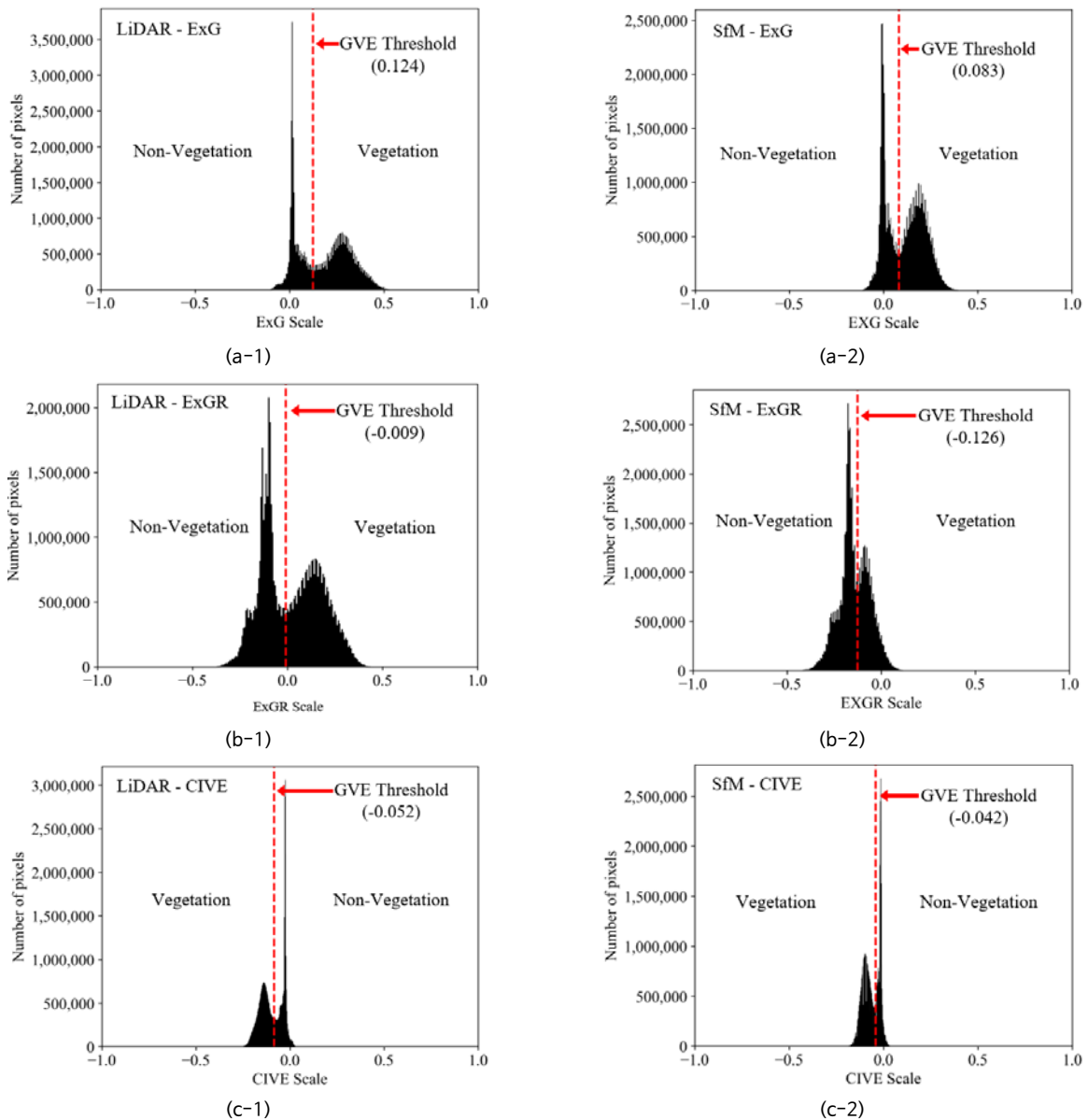


Fig. 2 Threshold analysis using histograms of vegetation indices for point clouds generated by LiDAR: ExG (a-1), ExGR (b-1), CIVE (c-1); and SfM: ExG (a-2), ExGR (b-2), CIVE (c-2)

가 더 적은 필터를 최적 필터로 선정하였다. 또한, 대상 구간 바깥에서 발생한 오분류가 대상 단면에서의 MAE와 RMSE에 영향을 끼쳤을 경우 해당 오분류로 인한 영향은 이상치로 간주하여 정확도 평가에서 제외하였다.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |z_i - m_i| \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z_i - m_i)^2} \quad (6)$$

여기서 n 은 포인트 클라우드의 개수, z_i 은 생성된 DTM의 고도 (m), 그리고 m_i 는 수준 측량된 단면의 고도 (m)를 의미한다.

III. 결과 및 고찰

1. 최적 매개변수 분석

가. GVE 방법을 이용한 식생 필터 임계값 결정

Fig. 2는 GVE 방법을 활용하여 산출된 식생지수의 히스토그램과 임계값을 보여주고 있다. 여름철에 촬영되어 식생 활력도가 높은 지역과 그렇지 않은 지역(도로 및 흙 등)이 명확히 구분되는 것으로 나타났다. 다만 Fig. 2(b-2)와 같이 SfM 방식의 ExGR 필터의 경우 식생 부분과 비식생 부분의 경계가 상대적으로 명확하게 구분되지 않았다. 식생지수가 낮으면 식생으로 분류하는 CIVE를 제외한 대부분의 식생지수는 LiDAR로 측정된 값이 더 높았다. 이로 인해 GVE를 통해 산출된 임계값도 SfM보다 더 높은 경향을 보였다.

나. 시행착오법을 통한 형태 필터 매개변수 결정

형태 필터 매개변수의 경우 시행착오법을 이용하여 산정하였다. 본 연구의 대상 지역에는 나무 등과 같은 이상치를 발생시킬 수 있는 요소가 다수 분포하고 있다. 따라서 최적 매개변수를 선정하는 기준으로 RMSE와 MAE 중 이상치에 대한 편향을 최소화하고 대상 지역 전체의 경향성을 반영할 수 있는 MAE를 선정하였다.

1) CSF 매개변수 결정

Fig. 3은 CSF 필터의 매개변수 값에 따른 MAE 변화를 보여주고 있다. Fig. 3에서 볼 수 있듯이 Resolution이 Threshold보다 MAE에 더 큰 영향을 미쳤다. LiDAR는 Resolution 0.60 m, Threshold 0.01 m, SfM은 Resolution 0.80 m, Threshold 0.01 m 일 때 가장 작은 MAE가 도출되었기 때문에 해당 매개변수를 적용하여 CSF를 구동하였다.

2) PTIN 매개변수 결정

PTIN 필터의 매개변수에 따른 MAE 변화를 Fig. 4에 나타내었다. Step이 작을 때는 Offset과 Spike가 MAE에 끼치는 영향이 비슷했으나, Step이 일정 수준 이상 커지면 Spike의 영향이 커졌다. Step이 작으면 거친 TIN이 형성되기 때문에 더 작은 Spike 값을 적용해 TIN의 거친 부분을 제거하고, 더 작은 Offset을 적용해 더 적은 포인트 클라우드를 지면으로 분류해야 한다. 그러나 Fig. 4(b)와 같이 Step이 크면 완전한 TIN이 형성되어 Spike가 크면 복잡한 하천 지형을 모사하기 어려워지기 때문으로 보인다. LiDAR 포인트 클라우드에는 Step 9.00 m, Spike 0.20 m, Offset 0.02 m, SfM 포인트 클라우드에는 Step 4.00 m, Spike 0.40 m, Offset 0.02 m 적용 시 MAE가 가장 작았기 때문에 해당 매개변수를 적용하여 PTIN을 구동하였다.

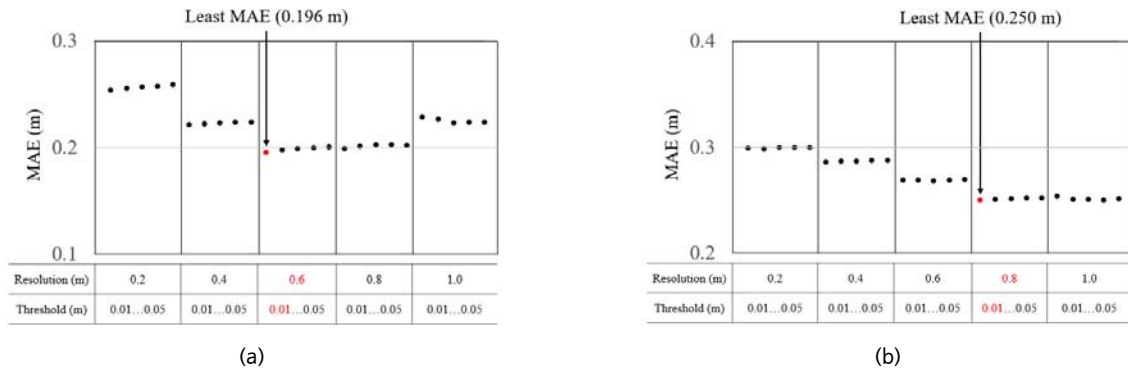


Fig. 3 CSF parameter analysis for LiDAR (a) and SfM (b) point clouds. Black lines and dots represent resolution and threshold values respectively. Threshold values increase incrementally from 0.01 m to 0.05 m from left to right. The digits in red color highlight the smallest MAE values

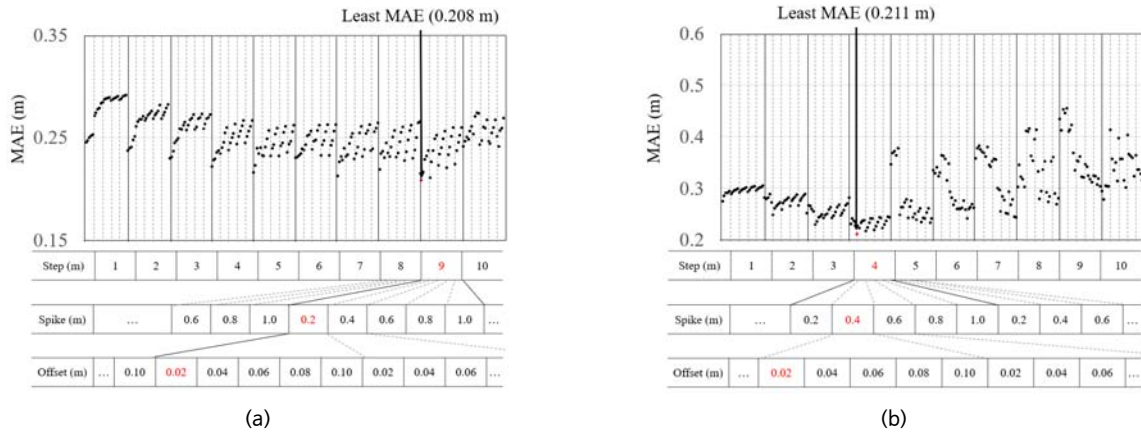


Fig. 4 PTIN parameter analysis for LiDAR (a) and SfM (b) point clouds. Vertical solid and dotted lines delineate step and spike values, respectively. Threshold values increase incrementally from 0.02 m to 0.10 m from left to right. The digits in red color highlight the smallest MAE values

2. 단일 필터 적용 결과

Table 4는 단일 필터를 적용한 DTM의 MAE와 RMSE를 보여주고 있다. MAE와 RMSE 산정에 포함된 구간은 토양, 도로 등을 포함하는 지면 구간 (Ground)과, 식생, 다리, 전신주 등을 포함하는 비지면 구간 (Non ground)이며, 포인트 클라우드가 생성되지 않은 수면 구간과 이상치에 해당하는 구간은 제외하였다.

형태 필터는 PTIN과 CSF 모두 LiDAR가 SfM보다 성능이 우수하였다. CSF는 LiDAR와 SfM 간 비지면 구간의 MAE와 RMSE가 각각 0.196 m, 0.188 m로 큰 차이를 보였다. PTIN은 전체 구간 MAE는 LiDAR와 SfM이 거의 일치했으나, 전체 구간 RMSE와 비지면 구간의 MAE, RMSE 모두 LiDAR가 SfM보다 우수했다. 반면, 식생 필터는 ExGR을 제외하고 SfM

이 LiDAR보다 정확도가 높았다. 특히 SfM에 CIVE를 적용한 것이 LiDAR에 적용한 것보다 전체 구간 MAE는 0.068 m, 비지면 구간 MAE는 0.096 m 더 작았다. 다만 SfM에 ExGR을 적용한 경우 식생 필터에 비해 정확도가 떨어졌는데, ExGR의 임계값 결정 시 식생과 비식생 영역의 경계가 불분명한 영향으로 생각된다 (Fig. 2(b-2)).

가. 형태 필터 적용 분석

형태 필터를 적용한 DTM의 단면을 Fig. 5에 나타내었다. Fig. 5(a)와 Fig. 5(c)에는 Section 1를 나타내었으며, Fig. 5(b)와 Fig. 5(d)에는 Section 2를 나타내었다. Fig. 5(a)와 Fig. 5(b)는 LiDAR 포인트 클라우드에 적용한 결과이며, Fig. 5(c)와 Fig. 5(d)는 SfM 포인트 클라우드에 적용한 결과이다.

Table 4 The MAE and RMSE of DTMs generated by applying single filters to SfM and LiDAR point clouds

(Unit: m)

Filters		Accuracy	LiDAR			SfM		
			Total	Non Ground	Ground	Total	Non Ground	Ground
M.filter	PTIN	MAE	0.208	0.335	0.123	0.211	0.390	0.091
		RMSE	0.184	0.217	0.086	0.258	0.322	0.080
	CSF	MAE	0.196	0.341	0.099	0.250	0.494	0.087
		RMSE	0.188	0.209	0.078	0.304	0.350	0.075
V.filter	CIVE	MAE	0.255	0.442	0.103	0.187	0.346	0.080
		RMSE	0.246	0.273	0.103	0.213	0.251	0.075
	EXG	MAE	0.261	0.460	0.093	0.194	0.364	0.080
		RMSE	0.251	0.277	0.093	0.249	0.312	0.079
	EXGR	MAE	0.254	0.445	0.080	0.248	0.492	0.084
		RMSE	0.246	0.280	0.080	0.314	0.373	0.074

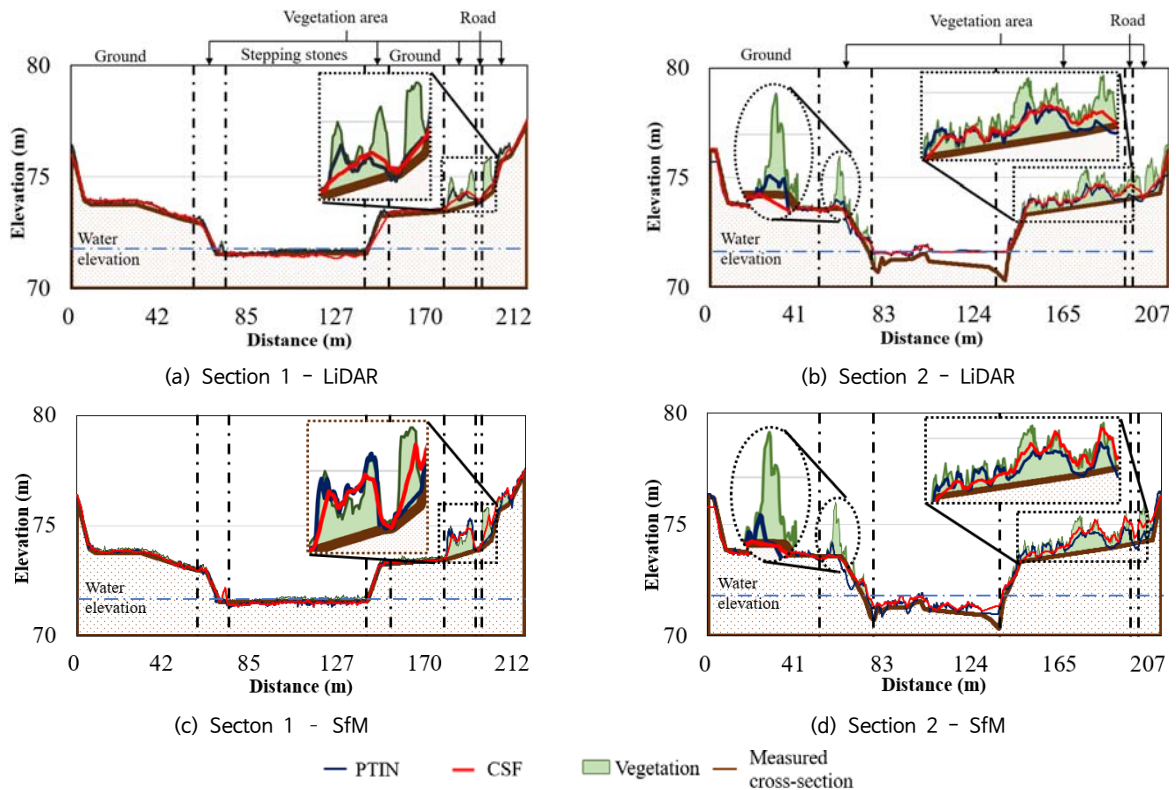


Fig. 5 Cross-sectional views with morphological filters applied to the LiDAR and SfM point clouds

Fig. 5(b)와 Fig. 5(d)의 검은 원으로 강조된 부분을 보면 높은 식생에서는 LiDAR와 SfM 모두 지면과 비지면을 효과적으로 분류한 것을 알 수 있다. 이는 나무의 경우 식생 필터보다 형태 필터가 더 높은 정확성을 보인다고 한 선행연구 결과와 일치한다 (Anders et al., 2019). 낮고 넓은 식생의 경우 (검은 사각형) PTIN과 CSF 모두 해당 부분에서 정확도가 떨어졌는데, 이는 여러 선행연구에서 형태 필터의 한계로 확인된 바 있다 (Štroner et al., 2021; Anders et al., 2019). Fig. 5(c)와 Fig. 5(d)에서 볼 수 있듯이 SfM에 CSF를 적용한 경우 비지면 포인트를 대부분 지면으로 분류해 실제 식생과 거의 차이가 없었다. 그에 비해 Fig. 5(a)와 Fig. 5(b)를 보면 LiDAR에 CSF를 적용한 것은 SfM에 비해 지면과 비지면을 더 잘 분류하였으며 Table 4에서 볼 수 있듯이 CSF의 MAE도 LiDAR가 SfM에 비해 우수했다. 이는 LiDAR가 식생을 일부 투과하여 SfM보다 더 낮은 고도를 가진 포인트를 형성하여 형태 필터의 정확도가 높다는 선행연구와 일치한다 (Klápště et al., 2020).

나. 식생 필터 적용 분석

식생 필터를 적용한 DTM의 단면을 Fig. 6에 나타내었다. Fig. 6(a)와 Fig. 6(c)에는 Section 1를 나타내었으며, Fig. 6(b)

와 Fig. 6(d)에는 Section 2를 나타내었다. Fig. 6(a)와 Fig. 6(b)는 LiDAR 포인트 클라우드에 적용한 결과이며, Fig. 6(c)와 Fig. 6(d)는 SfM 포인트 클라우드에 적용한 결과이다.

LiDAR와 SfM은 Fig. 6(b)와 6(d)에서 볼 수 있듯이 낮고 넓은 형태의 식생 (검은 사각형)에서 큰 차이는 발생하지 않았다. 그러나 일부 높은 식생 (검은 원)에서는 두 방식의 차이를 확인할 수 있었다. 특히 Fig. 6(a)의 검은 원에서는 대상 지역 바깥에서 오분류된 물체가 보간 과정에서 대상 지역 내로 영향을 미치기도 하였다. 이는 LiDAR 포인트 클라우드가 식생 캐노피의 포인트만 형성하는 것이 아닌 캐노피 아래의 줄기 등과 같은 식생 활력도가 낮은 포인트도 형성하기 때문으로 보인다. 식생 필터 적용 시 해당 포인트들은 낮은 식생지수 값을 가지고 있으면서 지면보다 높은 위치에 형성되어 비지면 구간의 오차가 증가하게 된다.

Fig. 6(d)에서 볼 수 있듯이 SfM 방식의 경우 CIVE의 식생 제거 성능이 가장 우수했다. 그러나 식생 부분에 해당하는 대부분의 포인트를 비지면 포인트로 분류하였음에도 식생 구간에서 일부 포인트를 지면으로 오분류되어 보간 과정에서 오차를 증가시켰다.

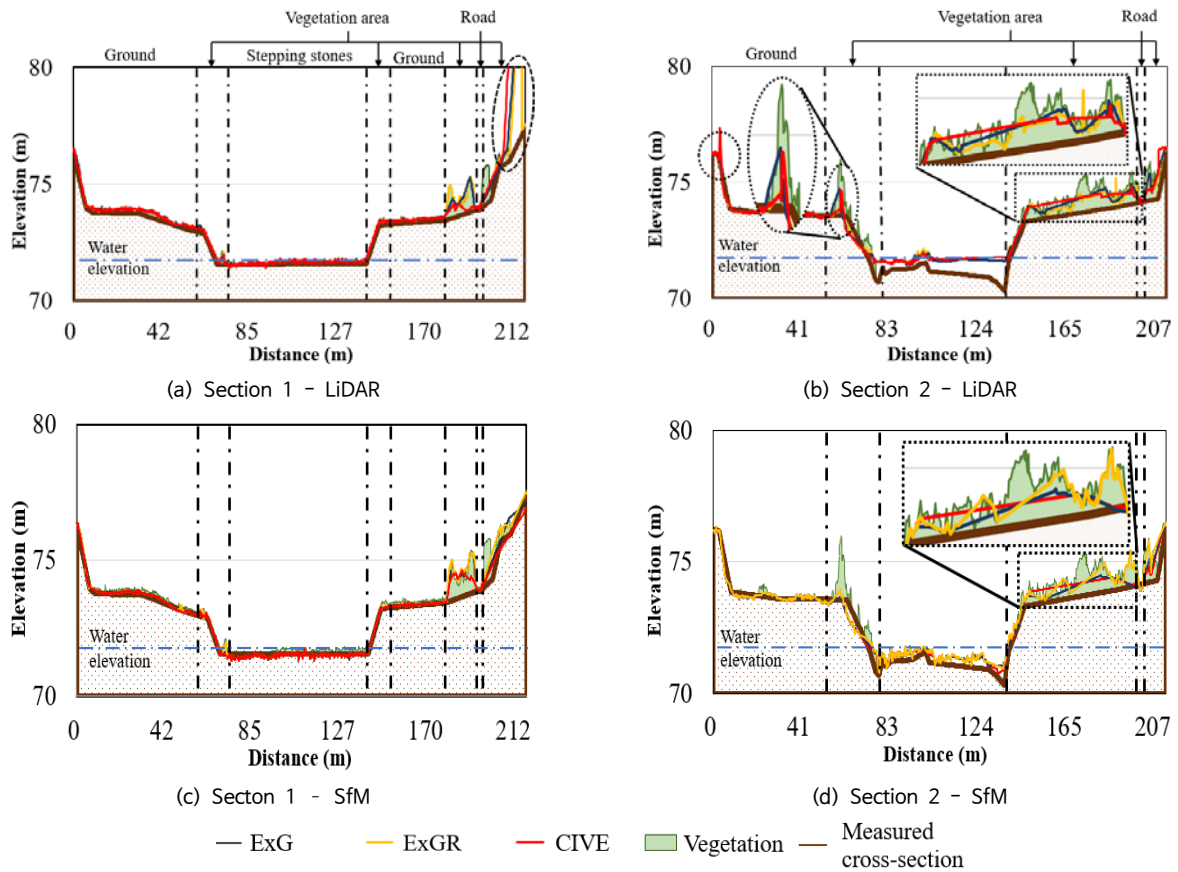


Fig. 6 Cross-sectional views with vegetation filters applied to the LiDAR and SfM point clouds

3. 복합 필터 적용 결과

LiDAR와 SfM 포인트 클라우드에 복합 필터를 적용한 DTM의 MAE와 RMSE를 Table 5에, 해당 단면을 Fig. 7에 나타내었다. SfM 영상정합에 사용되는 프로그램인 Pix4Dmapper에서 제공하는 DTM의 MAE와 RMSE도 Table 5에 같이 나타내었다. 이때 PTIN+ExGR, CSF+ExGR의 DTM은 정확도가 낮아 Fig. 7에 나타내지 않았다. 마찬가지로 여름철 하천의 유량이 높아 Section 2의 하상 구간의 포인트가 형성되지 않아 해당 부분은 정확도 평가에서 제외하였다.

전반적으로 LiDAR는 복합 필터 적용 시 단일 필터 적용 시보다 MAE가 개선되었다. 전체 구간에서의 LiDAR는 PTIN+ExG, CSF+ExG의 MAE가 0.186 m로 가장 낮았는데, 이는 PTIN, CSF, EXG 단일 필터보다 개선된 수치이다. SfM의 경우도 복합 필터를 이용한 경우 단일 필터보다 MAE가 개선되는 것으로 나타났다. SfM에 PTIN+CIVE를 조합했을 때 MAE가 0.169 m로 가장 오차가 작게 나타났다. LiDAR와 SfM을 비교하였을 때 CSF를 이용한 복합 필터는 LiDAR가 더 우수했지만, PTIN을 이용한 복합 필터는 SfM이 더 우수했

다. 선행연구에 따르면 SfM은 LiDAR에 비해 식생을 투과하지 못해 DTM 생성에 적절하지 않다고 알려져 있다 (Mlambo et al., 2017). 그러나 본 연구에서는 PTIN을 이용한 복합 필터를 적용하면 SfM으로도 LiDAR보다 정확도가 높은 DTM을 형성할 수 있었다 (Mlambo et al., 2017).

비지면 구간에서 복합 필터와 단일 필터의 성능차이는 더욱 뚜렷했다. LiDAR에서 비지면 구간 MAE가 가장 낮았던 복합 필터는 PTIN+ExG이었고, SfM의 경우는 PTIN+CIVE이었다. 특히 Fig. 7(c)와 7(d)의 검은 점선에서 보듯이 복합 필터를 이용할 경우 단일 필터에 비해 실측한 단면과 더 가깝게 DTM을 생성하는 것을 확인하였다. SfM은 PTIN을 이용한 복합 필터가, LiDAR의 경우는 CSF를 이용한 복합 필터가 상대적으로 정확도는 높았다. Fig. 7(a)와 7(c)의 검은 원을 비교하였을 때, 몇몇 식생 구간에서 LiDAR는 SfM보다 정확도가 더 높은 것을 확인할 수 있다. 반면 지면 부분의 오차는 LiDAR가 SfM보다 0.040 m 높았는데, Fig. 7(b)의 검은 사각형을 보면 제방 상단의 지면 포인트를 과도하게 제거하여 해당 부분의 정확도가 감소했기 때문으로 생각된다.

Table 5 The MAE and RMSE of DTMs generated by composite filters applied to the LiDAR and SfM point clouds

(Unit: m)

M.Filter	V.Filter	Accuracy	LiDAR			SfM		
			Total	Non Ground	Ground	Total	Non Ground	Ground
PTIN	CIVE	MAE	0.190	0.293	0.121	0.169	0.295	0.084
		RMSE	0.158	0.183	0.087	0.189	0.231	0.078
	ExG	MAE	0.186	0.279	0.124	0.176	0.312	0.085
		RMSE	0.151	0.175	0.090	0.223	0.288	0.083
	ExGR	MAE	0.197	0.304	0.125	0.198	0.365	0.085
		RMSE	0.172	0.204	0.094	0.251	0.320	0.071
CSF	CIVE	MAE	0.190	0.318	0.105	0.188	0.333	0.092
		RMSE	0.172	0.182	0.095	0.214	0.259	0.091
	ExG	MAE	0.186	0.319	0.097	0.198	0.366	0.086
		RMSE	0.170	0.184	0.075	0.237	0.291	0.074
	ExGR	MAE	0.192	0.331	0.099	0.227	0.429	0.092
		RMSE	0.180	0.200	0.076	0.267	0.314	0.085
Pix4D	MAE				0.299	0.416	0.221	
	RMSE				0.296	0.306	0.262	

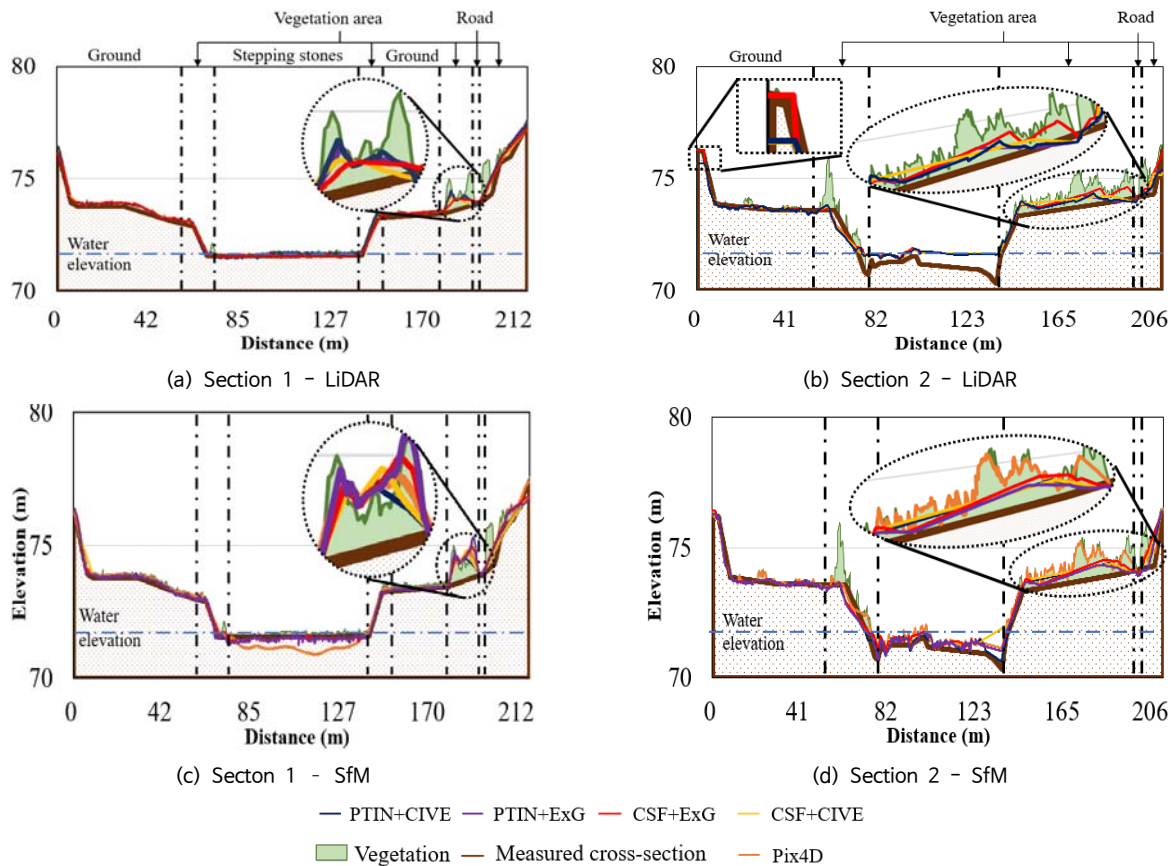


Fig. 7 Cross-sectional views with composite filters applied to respective the LiDAR and SfM point clouds

Table 6 Comparative analysis of the selected filters in this study

Filter type	LiDAR	SfM
Point clouds	- Laser pulse penetration allows for surface & under canopy point detection	- Only surface point detection
Morphological filters (CSF, PTIN)	- Both filters works well in removing taller subjects like trees or bridges - LiDAR performs better with morphological filters than SfM primarily due to under canopy detection	
	- CSF slightly better in lower vegetation	- PTIN slightly better in lower vegetation
Vegetation filters (CIVE, ExG, ExGR)	- Better vegetation quality of point clouds with SfM than LiDAR conversely due to under canopy points of lower canopy vitality (shaded leaf or stem, etc) - Thus SfM works better with vegetation filters than LiDAR	
	- ExGR works the best	- CIVE works the best
Composite filters (PTIN+CIVE, PTIN+ExG, etc)	- Composite filters improve accuracy substantially compared to any single filter application - PTIN+CIVE with SfM performed the best among all the selected filters and point clouds	
	- PTIN+ExG works the best	- PTIN+CIVE works the best

연구 결과를 바탕으로 확인한 기법들의 특징 및 차이점을 Table 6에 정리하였다. LiDAR는 SfM 방식에 비해 식생의 캐노피 아래에도 포인트가 생성되기 때문에 형태 필터의 정확도가 더 높았다. 하지만 캐노피 아래에 생성된 포인트는 대체로 식생활력도가 낮기 때문에 LiDAR는 나무와 같이 줄기가 있는 높은 식생에서 식생 필터의 정확도가 낮았다. 복합 필터는 단일 필터의 단점을 일부 개선하여 영상의 종류나 식생의 영향을 줄여 전반적으로 정확도를 개선한 것으로 나타났다. LiDAR는 모든 복합 필터가 비슷한 정확도를 보였고, 그 중 PTIN+ExG의 정확도가 가장 높았다. SfM은 PTIN과 CIVE가 조합된 복합 필터의 정확도가 가장 높았다. 최종적으로 복합 필터 PTIN+CIVE를 SfM에 적용했을 때 가장 높았고, LiDAR에서도 높은 정확도를 보여 DTM 생성 최적 필터로 선정하였다. 복합 필터 PTIN+CIVE는 상용프로그램 (Pix4D)에서 제공하는 DTM에 비해 정확도가 높아 DTM 생성의 성능을 개선할 수 있을 것으로 기대한다.

IV. 결론

본 연구에서는 여름철 하천을 대상으로 SfM, LiDAR 각각의 방식으로 생성한 포인트 클라우드에 식생 필터, 형태 필터, 복합 필터의 정확도를 수직 오차를 기준으로 비교하고 그 성능을 분석하였다. SfM 포인트 클라우드에 적용할 경우 PTIN+CIVE가 가장 적합하였으며 LiDAR 포인트 클라우드에 적용할 경우 PTIN+ExG가 적합하다는 것을 확인하였다. 또한, SfM과 LiDAR 모두에 적용할 수 있는 적용할 수 있는 필터로 PTIN+CIVE를 선정하였다. SfM - PTIN+CIVE는 LiDAR - PTIN+ExG보다 높은 정확도를 보여주었으며, Pix4Dmapper

의 DTM 생성 알고리즘보다 정확도가 높았다.

식생 필터의 경우 SfM이 LiDAR보다 정확도가 높았으며, 형태 필터의 경우 LiDAR가 SfM보다 정확도가 높았다. 그 둘을 조합한 복합 필터는 두 측량 방식 모두에서 단일 필터 적용 시보다 정확도가 개선되는 것을 확인하였다. 선행연구와 달리 복합 필터를 사용할 경우 SfM으로도 신뢰할 수 있는 정확도와 해상도를 가진 DTM을 형성할 수 있다는 것을 알 수 있었다.

본 연구에서는 UAV를 이용하였기 때문에 건물이나 식생 등으로 가려져 UAV로 취득할 수 없는 지면 포인트가 존재할 경우 지상 LiDAR에 비해 정확한 DTM을 생성하는 것은 어려울 수 있다는 한계가 있다. 또한, 여름철 하천을 대상으로 하였기 때문에 높은 유량으로 인해 SfM과 LiDAR 모두 수면 아래의 포인트 클라우드를 형성하지 못하였다. 따라서 향후 과제로 식생이나 수표면의 영향을 최소화할 수 있는 겨울철의 UAV 영상을 기반으로 정확도를 개선할 수 있는 DTM 생성 기법을 개발할 필요가 있다.

본 연구를 통해 여름철 하천에서 신뢰할 수 있는 높은 해상도와 정확도를 가진 DTM을 생성하는데 기여할 수 있으며 수문, 수질, 생태 모의의 정확도를 높이는 데 활용될 것으로 기대된다.

감사의 글

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2022R1F1A1075128).

REFERENCES

- Anders, N., J. Valente, R. Masselink, and S. Keesstra, 2019. Comparing filtering techniques for removing vegetation from UAV-based photogrammetric point clouds. *Drones* 3(3): 61. doi: 10.3390/drones3030061.
- Asghar, U., 2017. Landslide mapping from analysis of UAV-SfM point clouds. Ph.D. diss., Vancouver, Ind.: University of British Columbia. doi: 10.14288/1.0357952.
- Barba, S., M. Barbarella, A. Di Benedetto, M. Fiani, L. Gujski, and M. Limongiello, 2019. Accuracy assessment of 3D photogrammetric models from an unmanned aerial vehicle. *Drones* 3(4): 79. doi: 10.3390/drones3040079.
- Bhatnagar, S., L. Gill, S. Regan, S. Waldren, and B. Ghosh, 2021. A nested drone-satellite approach to monitoring the ecological conditions of wetlands. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 174: 151-165. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2021.01.012.
- Cai, S., W. Zhang, X. Liang, P. Wan, J. Qi, S. Yu, G. Yan, and J. Shao, 2019. Filtering airborne LiDAR data through complementary cloth simulation and progressive TIN densification filters. *Remote Sensing* 11(9): 1037. doi: 10.3390/rs11091037.
- Chen, Z., B. Gao, and B. Devereux, 2017. State-of-the-art: DTM generation using airborne LIDAR data. *Sensors* 17(1): 150. doi: 10.3390/s17010150.
- CloudCompare, 2016. CSF (plugin), [https://www.cloudcompare.org/doc/wiki/index.php/CSF_\(plugin\)](https://www.cloudcompare.org/doc/wiki/index.php/CSF_(plugin)). Accessed 10 Jan, 2024.
- Gabiri, G., B. Diekkrüger, C. Leemhuis, S. Burghof, K. Näschen, I. Asimwe, and Y. Bamutaze, 2018. Determining hydrological regimes in an agriculturally used tropical inland valley wetland in Central Uganda using soil moisture, groundwater, and digital elevation data. *Hydrological Processes* 32(3): 349-362. doi: 10.1002/hyp.11417.
- Güneralp, İ., A. M. Filippi, and J. Randall, 2014. Estimation of floodplain aboveground biomass using multispectral remote sensing and nonparametric modeling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 33: 119-126. doi: 10.1016/j.jag.2014.05.004.
- Green, V., 2015. Towards Systematic Selection of Terrain-and Ground Cover-Specific LiDAR Filtering Parameters. B.A. diss., Arkansas, Ind.: University of Arkansas.
- Kataoka, T., T. Kaneko, H. Okamoto, and S. Hata, 2003. Crop growth estimation system using machine vision. In *Proc. 2003 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, 1079-1083. Kobe, Japan. doi: 10.1109/AIM.2003.1225492.
- Klápště, P., M. Fogl, V. Barták, K. Gdulová, R. Urban, and V. Moudrý, 2020. Sensitivity analysis of parameters and contrasting performance of ground filtering algorithms with UAV photogrammetry-based and LiDAR point clouds. *International Journal of Digital Earth* 13(12): 1672-1694. doi: 10.1080/17538947.2020.1791267.
- Kovanič, E., P. Blistan, R. Urban, M. Štroner, M. Blišťanová, K. Bartoš, and K. Pukanská, 2020. Analysis of the suitability of high-resolution DEM obtained using ALS and UAS (SfM) for the identification of changes and monitoring the development of selected geohazards in the alpine environment—A case study in high Tatras, Slovakia. *Remote Sensing* 12(23): 3901. doi: 10.3390/rs12233901.
- Lee, H., Y. Shin, D. Kang, and B. Kim, 2023. Effect of areal mean rainfall estimation technique and rainfall-runoff models on flood simulation in Samcheok Osipcheon(riv.) basin. *Korean Society of Civil Engineers* 43(6): 775-784. doi: 10.12652/Ksce.2023.43.6.0775. (in Korean).
- Li, F., W. Shi, Y. Tu, and H. Zhang, 2023. Automated methods for indoor point cloud preprocessing: Coordinate frame reorientation and building exterior removal. *Journal of Building Engineering* 76: 107270. doi: 10.1016/j.jobe.2023.107270.
- Meyer, G. E., T. W. Hindman, and K. Laksmi, 1999. Machine vision detection parameters for plant species identification. In *Proc. Agriculture and Biological Quality*, 327-335. Boston, MA: SPIE. doi: 10.1117/12.336896.
- Mlambo, R., I. H. Woodhouse, F. Gerard, and K. Anderson, 2017. Structure from motion (SfM) photogrammetry with drone data: A low cost method for monitoring greenhouse gas emissions from forests in developing countries. *Forests* 8(3): 68. doi: 10.3390/f8030068.
- Morgan, G. R., C. Wang, and J. T. Morris, 2021. RGB indices and canopy height modelling for mapping tidal marsh biomass from a small unmanned aerial system. *Remote Sensing* 13(17): 3406. doi: 10.3390/rs13173406.

19. Nadal-Romero, E., P. Errea, J. Revuelto, and J. I. López-Moreno, 2015. The application of terrestrial laser scanner and SfM photogrammetry in measuring erosion and deposition processes in two opposite slopes in a humid badlands area (central Spanish Pyrenees). *Soil* 1(2): 561-573. doi: 10.5194/soil-1-561-2015.
20. Neto, J. C., 2004. A combined statistical-soft computing approach for classification and mapping weed species in minimum-tillage systems. Ph.D. diss., Ind.: The University of Nebraska-Lincoln.
21. Ng, H. F., D. Jargalsaikhan, H. C. Tsai, and C. Y. Lin, 2013. An improved method for image thresholding based on the valley-emphasis method. In *Proc. 2013 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference*, 1-4. Kaohsiung, Taiwan: IEEE. doi: 10.1109/APSIPA.2013.6694261.
22. rapidlasso, 2023. lasground_README.
23. Park, H., and D. H. Lee, 2021. Comparative analysis of filtering techniques for vegetation points removal from photogrammetric point clouds at the stream levee. *Ecology and Resilient Infrastructure* 8(4): 233-244. doi: 10.17820/ERI.2021.8.4.233.
24. Reilly, S., M. L. Clark, L. P. Bentley, C. Matley, E. Piazza, and I. Oliveras Menor, 2021. The potential of multispectral imagery and 3D point clouds from unoccupied aerial systems (UAS) for monitoring forest structure and the impacts of wildfire in Mediterranean-climate forests. *Remote Sensing* 13(19): 3810. doi: 10.3390/rs13193810.
25. Schwarz, R., G. Mandlbürger, M. Pfennigbauer, and N. Pfeifer, 2019. Design and evaluation of a full-wave surface and bottom-detection algorithm for LiDAR bathymetry of very shallow waters. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 150: 1-10. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2019.02.002.
26. SROCM, 2011. Report on the basic river plan (Revised) for Bokha stream (Publication registration number 11-1611347-000013-01). Gwacheon, Korea. (in Korean)
27. Štroner, M., R. Urban, M. Lidmila, V. Kolář, and T. Křemen, 2021. Vegetation filtering of a steep rugged terrain: The performance of standard algorithms and a newly proposed workflow on an example of a railway ledge. *Remote Sensing* 13(15): 3050. doi: 10.3390/rs13153050.
28. Suh, J., and Y. Choi, 2017. Mapping hazardous mining-induced sinkhole subsidence using unmanned aerial vehicle (drone) photogrammetry. *Environmental Earth Sciences* 76: 1-12. doi: 10.1007/s12665-017-6458-3.
29. Tan, Y., S. Wang, B. Xu, and J. Zhang, 2018. An improved progressive morphological filter for UAV-based photogrammetric point clouds in river bank monitoring. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 146: 421-429. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2018.10.013.
30. Tang, F., K. Li, F. Xu, L. Han, H. Zhang, and Z. Yang, 2023. Optimal ant colony algorithm for UAV airborne LiDAR route planning in densely vegetated areas. *Journal of Applied Remote Sensing* 17(4): 046506. doi: 10.1117/1.JRS.17.046506.
31. Villacrés, J. and F. A. A. Cheein, 2022. Construction of 3D maps of vegetation indices retrieved from UAV multispectral imagery in forested areas. *Biosystems Engineering* 213: 76-88. doi: 10.1016/j.biosystemseng.2021.11.025.
32. Woebbecke, D. M., K. Von Bargen, G. E. Meyer, and D. A. Mortensen, 1995. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. *Transactions of the ASAE* 38(1): 259-269. doi: 10.13031/2013.27838.
33. Zhang, W., P. Wan, J. Qi, H. Wang, D. Xie, X. Wang, and G. Yan, 2016. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation. *Remote Sensing* 8(6): 501. doi: 10.3390/rs8060501.
34. Zhao, X., B. Xue, Y. Su, and Q. Guo, 2016. Improved progressive TIN densification filtering algorithm for airborne LiDAR data in forested areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 117: 79-91. doi: 10.1117/1.JRS.17.046506.