

3차원 모델링을 위한 라이다 데이터로부터 특징점 추출 방법

Key Point Extraction from LiDAR Data for 3D Modeling

이대건¹⁾ · 이동천²⁾

Lee, Dae Geon · Lee, Dong-Cheon

Abstract

LiDAR(Light Detection and Ranging) data acquired from ALS(Airborne Laser Scanner) has been intensively utilized to reconstruct object models. Especially, researches for 3D modeling from LiDAR data have been performed to establish high quality spatial information such as precise 3D city models and true orthoimages efficiently. To reconstruct object models from irregularly distributed LiDAR point clouds, sensor calibration, noise removal, filtering to separate objects from ground surfaces are required as pre-processing. Classification and segmentation based on geometric homogeneity of the features, grouping and representation of the segmented surfaces, topological analysis of the surface patches for modeling, and accuracy assessment are accompanied by modeling procedure. While many modeling methods are based on the segmentation process, this paper proposed to extract key points directly for building modeling without segmentation. The method was applied to simulated and real data sets with various roof shapes. The results demonstrate feasibility of the proposed method through the accuracy analysis.

Keywords: LiDAR, Key Point, Corner Detection, 3D Object Modeling, Accuracy Assessment

초 록

항공 레이저 스캐너(ALS)로부터 획득한 라이다(LiDAR) 데이터는 지형지물을 모델링하기 위해서 널리 사용되고 있으며, 특히 정밀 3차원 건축물 및 도시모델, 엄밀정사영상 등 고품질의 공간정보를 효율적으로 구축하기 위하여 라이다 데이터를 이용한 3차원 모델링에 관한 연구가 지속적으로 수행되고 있다. 불규칙적으로 분포된 고밀도의 라이다 데이터로부터 객체를 3차원으로 모델링하기 위해서는 시스템 캘리브레이션, 노이즈 제거 및 지면과 객체를 분리하기 위한 필터링, 객체의 종류 및 특성에 따른 데이터 분류, 기하학적 특성 및 동질성에 기반한 데이터 분할, 분할면의 근집화 및 묘사, 분할면의 재구성과 조합에 의한 모델링, 품질검사 등 일련의 복잡한 과정들이 수반된다. 라이다 데이터를 이용한 많은 모델링 방법들은 데이터 분할 과정을 포함하고 있지만, 본 논문에서는 라이다 데이터를 분할하지 않고 객체를 구성하는 중요하고 대표적인 특징점들을 추출하여 건물 모델링에 활용하는 방법을 제안하고 있다. 복잡하고 다양한 건물 형태를 시뮬레이션한 데이터와 실제 데이터에 적용하여 제안한 방법의 타당성 및 정확도를 검증하였다.

핵심어: 라이다, 특징점, 모서리 추출, 3차원 객체 모델링, 정확도 산정

Received 2016. 08. 23, Revised 2016. 09. 28, Accepted 2016. 10. 18

1) Member, Department of Geoinformation Engineering, Sejong University (E-mail: dglee@sju.ac.kr)

2) Corresponding Author, Member, Department of Geoinformation Engineering, Sejong University (E-mail: dclee@sejong.ac.kr)

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

건물은 여러 종류의 지형지물 중에서 중요한 객체로서 영상, 라이다, SAR(Synthetic Aperture Radar) 등 다양한 데이터를 이용하여 모델링 할 수 있으며, 3D 건물모델은 수치지형도 제작, 도시계획, 건축물 설계, 시설물 관리, 내비게이션, 증강현실, 재해재난, 보안 등 활용분야가 광범위하다. 특히 정밀 3차원 건물모델은 공간정보 오픈 플랫폼, 공간정보 데이터베이스 및 인프라 구축, 업밀정사영상, 영상지도 제작 등에 필수적이므로 효율적이고 신뢰성 높은 건물모델 생성 기술의 수요는 증가하고 있다(Alexander *et al.*, 2009; Kim *et al.*, 2008; Maas and Vosselman, 1999; Schenk *et al.*, 1999; Yoo and Lee, 2016).

라이다 데이터를 이용하면 지형지물을 자동으로 모델링할 수 있는 효율성과 가능성이 높지만, 아직 표준화된 완전한 방법은 없는 실정이다. 다양하고 복잡한 형태의 건물을 육안에 의존하지 않고 높은 세밀도(LoD: Level-of-Detail)의 3D 모델링 과정을 자동화하는 것은 어려운 일이다. 또한 현재 수치지형도의 대부분 객체들은 2차원으로 묘사되어있기 때문에 다양한 분야에서의 활용에 제약이 따르므로 지형지물의 3D 모델링 기술이 요구되고 있다. 레이저 측량이 본격적으로 상용화되기 시작한 2000년초부터 3D 모델링에 대한 연구와 기술 개발이 진행되고 있다(Haala and Kada, 2010; Han *et al.*, 2007; Lee *et al.*, 2007; Lee and Schenk, 2001; Seo, 2003; Sohn *et al.*, 2012; Verma *et al.*, 2006). 건물 모델링의 자동화에 관한 대표적인 연구 사례는 다음과 같다:

- RANSAC(Random Sample Consensus) 및 3차원 Hough 변환을 이용하여 건물의 지붕면을 분할하고 분할된 데이터로부터 방정식을 도출하는 방법(Lee, *et al.*, 2008; Tarsha-Kurdi *et al.*, 2007; Vosselman and Dijkman, 2001).
- 건물탐지, 분류 및 분할에 의한 지붕면 군집화, 모델링 함수의 변수 결정, 건물모델 생성 및 정규화에 의한 고품질의 건물모델 자동 생성(Rottensteiner, 2003).
- 불규칙적으로 분포된 라이다 데이터를 가상 3D 격자로 분할하여 보간에 의한 정확도 손실을 최소화하고 인접성을 분석하여 처리속도를 향상시켜 데이터를 분할하고 군집화하여 건물을 추출하고 모델링하는 방법(Cho *et al.*, 2004).
- 지면과 비지면 분리, 면분할 및 3차원 건물 윤곽선 추출에 의한 복잡한 구조의 수치건물모델(DBM; Digital Building Model)을 생성하는 기술(Kim *et al.*, 2008).

- 2D 체인코드를 회전과 축척에 불변한 3D로 확장한 형태 서술자를 적용하여 다양한 구조의 건물을 분할하여 모델링하는 방법(Park *et al.*, 2012).
- 점진적 분할에 의한 건물을 탐지하고 윤곽선 추출, 윤곽선의 정규화, 지붕 모델링과 정확도 분석에 의한 자동 3D 건물 모델링 기법(He, 2015).

또한 다른 종류의 데이터를 융합하는 방법은 각각의 데이터의 특성을 이용하고 서로의 단점을 상호 보완하여 모델링의 효율성과 정확도를 향상시킬 수 있는 장점이 있다. 시각정보를 제공하는 영상과 속성정보와 레이더 별로 구분된 객체 정보가 포함된 수치지형도를 이용하면, 객체의 구성 요소를 용이하게 인식하고 구별할 수 있으므로 라이다 데이터를 효율적으로 분류 및 분할하여 모델링의 품질을 높일 수 있다. 그러나 서로 다른 데이터를 이용할 경우, 데이터간의 좌표변환, 캘리브레이션 등의 부수적인 과정이 필요할 수 있으며, 대상지역에 데이터가 동시에 존재하지 않거나 데이터 획득시기가 서로 불일치하여 지형지물에 변화가 발생한 경우에는 데이터를 융합하여 모델링하는 방법은 제약이 따르게 된다.

라이다 데이터에 의한 방법의 대부분은 객체를 구성하는 면들을 분할하고 조합하여 모델링을 수행하므로 분할방법의 신뢰성과 성능에 의해 정확도와 품질을 좌우된다(Alexander *et al.*, 2009; Awrangjeb *et al.*, 2010; Chen *et al.*, 2004; Csathó *et al.*, 1999; Habib *et al.*, 2010; Sohn and Dowman, 2007; Sun and Savaliggio 2012; Vosselman, 2002). 라이다 데이터 분할을 위한 많은 연구가 제안되었지만, 데이터 및 객체 특성, 처리방법 등에 따라 다른 결과가 도출되고 오류가 발생할 수 있다. Fig. 1(a)는 서로 다른 경사로 구성된 mansard 지붕이며, Fig. 1(b)는 라이다 데이터이다. 분할면에 따라 색상을 다르게 표시한 Fig. 1(c)는 정확하게 분할된 결과이며, Fig. 1(d)는 인접한 2개의 면이 하나의 면으로 인식된 과소분할(under segmentation) 결과이다. Fig. 1(e)는 노이즈 또는 불규칙한 경사 변화에 의해 여러 면으로 분할된 과도분할(over segmentation) 결과이며, Fig. 1(f)는 불규칙하게 분포된 점에 의해 인접면이 명확하게 구분되지 않는 불규칙 분할(invading/invaded segmentation) 결과이다.

본 논문은 분할을 수행하지 않고 라이다 데이터로부터 건물 모델링에 필수적인 특징점(key point)을 추출하는 방법을 제시하고 있다. 특징점은 객체의 형상을 대표하는 요소로서 객체를 묘사하고 모델링할 수 있는 중요한 점이며, 명확하게 식별이 가능한 특이점(interest point)으로서 모서리(corner), 정점(apex) 및 꼭지점(vertex)에 해당된다(Fig. 2 참조). 사진 측량에서는 객체를 구성하는 중요한 점인 도화점(digitizing

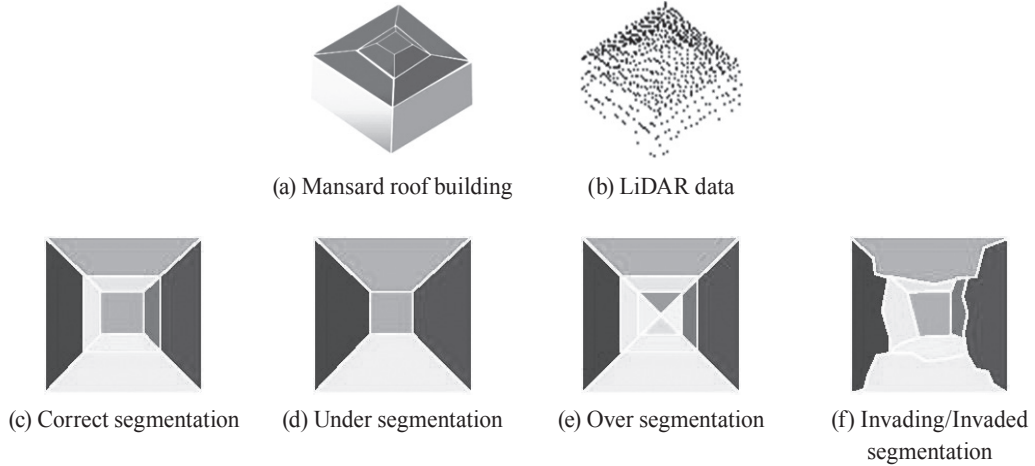


Fig. 1. Erroneous segmentations

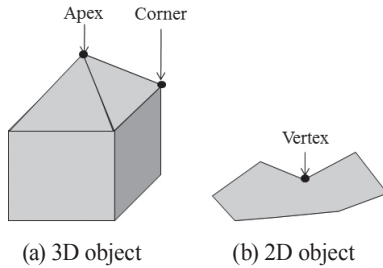


Fig. 2. Interest points of objects

point)을 육안으로 식별하고 3차원 좌표를 측정하여 객체를 묘사한다. 본 논문의 주요 목적은 도화점에 해당하는 특징점을 라이다 데이터로부터 추출하는 것이며, 수치지형도에서 건물 객체를 묘사할 수 있는 높이, 경사 및 곡률변화가 발생하는 중요한 특징점을 탐색한다.

2. 특징점

모서리점은 동작분석, 이동물체 추적, 객체인식, 정합 등에 중요한 역할을 한다. 영상에서 객체의 모서리점을 탐지하고 추출하는 방법은 디지털 영상처리가 시작된 1970년대부터 최근까지 연구되고 있다. 객체를 탐지하고 인식하기 위해서는 객체의 형태를 기하학적으로 묘사할 수 있는 특징점을 추출하는 것이 중요하다. 영상에서 객체의 위치는 2차원 평면좌표로 결정되므로 객체의 3D 모델링에 필요한 특징점의 3차원 좌표를 얻기 위해서 입체영상이 필요하지만, 3차원 좌표로 이

루어진 라이다 데이터는 3차원 특징점을 추출하여 3D 모델링 할 수 있다

영상은 촬영조건(밝기, 대조비, 색조, 그림자, 명암, 촬영위치 및 방향 등)과 렌즈왜곡, 중심투영 및 기복변위에 의해 왜곡이 발생하지만 라이다는 지형지물에 대한 3차원 절대좌표를 제공하므로 기본적으로 기하학적 왜곡이 발생하지 않는 장점이 있다. 그러나 추출된 특징점은 여러 원인 때문에 건물의 실제 모서리점이나 정점이 아닐 수 있으며, 실제 환경(예: 건물 주변의 식생 또는 인접한 객체에 의한 폐색지역)과 데이터 특성(예: 점밀도, 노이즈, 센서 성능 및 사양 등)에 따라 모서리점이 정확하게 추출되지 않거나 불필요한 점들도 추출될 수 있다.

2.1 특징점 추출

영상에서 특징점을 추출하는 방법은 Moravec(1977)의 모서리 검출(corner detector)을 시작으로 Förstner and Gülch(1987) 및 Harris and Stephens(1988)가 Moravec 방법을 개선하고 발전시킨 알고리즘을 개발하였다. 또한 객체인식 및 형태묘사뿐 아니라 영상정합을 목적으로 축척, 회전, 이동 등 기하학적 변형에 영향을 받지 않는 방법들이 제안되었다. Smith and Brady(1997)의 SUSAN(Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus), Mokhtarian and Suomela(1998)의 CSS(Curvature Scale Space), Lowe(2004)의 SIFT(Scale Invariant Features Transform), Bay *et al.*(2006)의 SURF(Speeded Up Robust Features), Rosten and Drummond(2006)의 FAST(Features from Accelerated Segment Test), Rosten *et al.*(2010)의 FAST-

ER(FAST-Enhanced Repeatability) 등 최근까지도 여러 방법들이 제안되고 있다. 지속적으로 개선된 방법이 개발되는 이유는 다음 조건을 만족하여야 하기 때문이다(Mokhtarian and Suomela, 1998):

- 존재하는 모서리점들은 모두 탐지되어야 한다.
- 모서리점의 위치는 정확하게 검출되어야 한다.
- 오검출된 모서리점이 발생하면 안 된다.
- 노이즈에 영향을 받지 않아야 한다.
- 효율적으로 모서리점들을 추출하여야 한다.

제안한 방법은 다양한 데이터에 대해 완벽하게 적용되지 않으며 센서의 성능, 데이터의 정확도, 노이즈, 해상도(또는 점 밀도) 등 데이터 사양, 객체 형태 및 방법에 따라 결과는 다르거나 오류가 발생한다. 예를 들면 객체에 존재하는 모서리 점이 추출되지 않거나, 또는 모서리가 존재하지 않는 지점이 모서리로 인식되기도 한다(Lee and Lee, 2016). 또한 객체의 회전과 같은 기하학적 변화에 의해 모서리점 추출 결과는 다를 수 있으므로 정확하고 일관성 있는 결과를 얻기 위한 알고리즘이 개선되고 있으나, 완벽한 방법은 거의 불가능하다. 이런 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 높이별 데이터 분리(level slicing) 방법을 적용하여 모서리점을 추출하였다.

2.2 제안 방법의 개요

라이다 데이터를 이용하여 건물을 3D로 모델링 하는 방법은 같은 면에 있는 점들을 인식하고 분할하여 군집화하는 것이 일반적이다(Filin and Pfeifer, 2006; Lee *et al.*, 2012; 2015; Park *et al.*, 2012; Sampath and Shan, 2010). 분할에 의한 방법은 점들간의 경사, 곡률, 거리 등과 같은 기하학적 특성과 위상관계를 이용하여 유사성과 인접성을 분석하여 분할을 수행하고 분할면으로부터 경계선 또는 특징점을 결정하고 있다. 본 논문에서 제안한 방법은 분할을 수행하지 않고 특징점을 직접 추출하는 것이며, 건물의 형태를 파악하고 모델링에 이용하기 위해서 라이다 데이터를 일정 높이별로 구간을 나누어서 특징점을 추출하고 분포를 분석하였다. 본 연구에서 사용된 데이터는 지표면이 제거된 건물이며 높이 구간별로 특징점을 추출하면, 벽면에 분포된 라이다 점을 효과적으로 이용할 수 있으므로 신뢰성 높은 모서리점을 추출할 수 있다.

전체 데이터를 하나의 객체로 하여 특징점을 추출할 경우 여러 원인으로 인하여 특정 지점에 존재하는 모서리점이 탐지되지 않을 수 있지만, 각 각의 높이 구간에 속한 점들을 분리하여 특징점을 추출함으로써 특정 높이 구간의 데이터에서 탐지되지 않은 모서리점이 다른 높이 구간에서 추출될 가능

성이 있다. 즉, 대부분의 모서리 추출 알고리즘들은 완벽하지 않으므로 이를 보완하기 위하여 일정한 높이 간격으로 분리한 데이터를 이용하여 모서리점을 추출하고 결과를 분석함으로써 정확도를 높일 수 있다.

특징점 추출은 신뢰성(robustness), 국지적 특성(locality), 판별력(distinctiveness), 정량성(quantity) 및 효율성(efficiency)이 고려되어야 하며, 객체의 기하학적 변화에 불변하고(geometric invariance) 노이즈의 영향이 적고 일관성이 유지(consistency)되어야 한다. 또한 동일 객체에 데이터에 따라 상이한 결과가 도출되지 않아야 하는 데이터 독립성(data independency)이 보장되어야 하며, 일시적인 임계값 조정에 의존한 임시 방편적인 방법(*ad hoc approach*)을 회피한 일반성이 고려되어야 한다. 임계값은 확률적 상수보다는 지역적 특징과 객체 특성이 반영된 적응적 상수로 설정되어야 한다. 이를 위해서는 데이터 특성 분석 과정이 선행되어야 한다(Lee and Schenk, 1998). 본 논문에서는 기존의 모서리 추출 알고리즘들을 적용하고 결과를 평가하여 CSS 방법을 level slicing에 의해 높이 구간별로 분리된 데이터에 적용하였다.

3. 연구방법

3.1 모서리 추출

본 논문에서 적용한 모서리 추출 방법은 Moravec, Harris, FAST 및 CSS이며 대표적이고 중요한 의미를 가지고 있는 방법이다. Moravec이 제안한 방법은 최초의 corner detector로 간주되고, 이동 객체의 특이점 탐지가 목적이며, 영상에서 밝기 변화가 큰 지점을 탐지하는 방법이므로 엄밀한 의미에서 모서리점만을 추출하는 방법은 아니다. Harris 방법은 디지털 영상이 본격적으로 활용되기 시작한 1980년 후반에 개발된 알고리즘으로서 모서리점 추출의 대표적이고 현재도 많이 사용되는 방법 중 하나이며, 이 방법을 기반으로 개선된 방법들이 개발되는 계기가 되었다. FAST는 속도와 효율성 향상에 중점을 둔 방법으로 실시간 처리가 요구되는 분야에 활용되고 있다. CSS는 1990년 후반에 제안된 방법이며 최근에는 보완된 방법들이 개발되고 있다.

3.1.1 Moravec 방법

라이다 데이터 각 지점(x, y)의 최소 변화량을 계산한 C 에서 모서리 특성이 극대인 점을 남기고 나머지 점들을 제거하기 위하여 격자크기(T)를 결정하고 지역별 최대값(local maxima)을 계산하여 모서리점으로 결정한다.

$$Corner(x, y) \ni \max \{C(x, y) \leq T\} \quad (1)$$

where $Corner(x,y)$ is corner point, and $C(x,y)$ represents minimum height changing.

3.1.2 Harris 방법

Harris 알고리즘은 Moravec 방법과 유사하지만 Gaussian 함수를 window function으로 사용하고, eigenvalue를 이용하여 모서리점을 추출한다(Harris and Stephens, 1988).

$$\Delta Z(i, j) = \sum W(x, y) \cdot [Z(x + i, y + j) - Z(x, y)]^2 \quad (2)$$

where $W(x, y)$ is Gaussian window function.

행렬 M 은 Z 좌표를 x 와 y 에 대하여 편미분한 요소이며 다음과 같이 계산된다.

$$M = \sum W(x, y) \cdot \begin{bmatrix} Z_x(x, y)^2 & Z_x(x, y) \cdot Z_y(x, y) \\ Z_x(x, y) \cdot Z_y(x, y) & Z_y(x, y)^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial Z(i, j)}{\partial x}\right)^2 & \left(\frac{\partial^2 Z(i, j)}{\partial x \partial y}\right) \\ \left(\frac{\partial^2 Z(i, j)}{\partial x \partial y}\right) & \left(\frac{\partial Z(i, j)}{\partial y}\right)^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

모서리점은 다음의 모서리 반응식(R)에 의해서 결정되며, 최종적으로 R이 지역적으로 최대인 곳에서 모서리가 결정된다.

$$R = \det(M) - k \cdot \text{trace}(M)^2 \quad (4)$$

$$\det(M) = \lambda_1 \cdot \lambda_2 \quad (5)$$

$$\text{trace}(M) = \lambda_1 + \lambda_2 \quad (6)$$

where R represents corner response, $\det(M)$ is determinant of M , $\text{trace}(M)$ is summation of diagonal elements in M , and k is an empirical constant. λ_1 and λ_2 are eigenvalues of M .

3.1.3 FAST(Features from Accelerated Segment Test) 방법

Rosten and Drummond(2006)는 객체의 모서리점을 추출하여 이동하는 물체를 신속하고 정확하게 탐지하고 추적하기 위한 FAST 방법을 개발하였으며, 수행 단계는 다음과 같다:

- Bresenham circle 형성: 모서리를 판별하기 위한 영역 설정
- High Speed Test(HST): 모서리 후보점 선택
- Full Segment Test(FST): 후보점으로부터 확률이 높은 모서리점 검출
- Non-Maximal Suppression(NMS): 최종 모서리점 결정

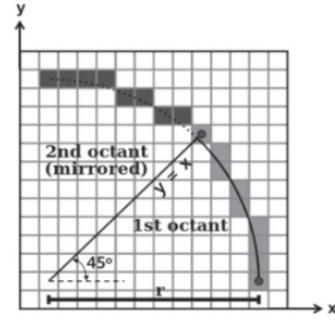


Fig. 3. Bresenham circle generation

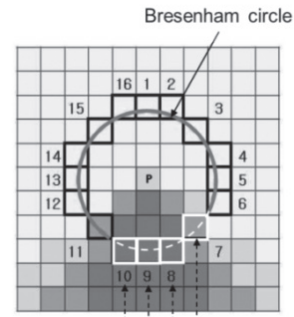


Fig. 4. Determination of candidate corner point on Bresenham circle

Bresenham circle은 격자화된 원을 생성하는 방법이며, 45도의 원호를 가지는 8분원(octant) 8개를 동시에 형성하기 위해 주방향 4개(0°, 90°, 180°, 270°)와 대각방향 4개(45°, 135°, 225°, 135°)로 이루어진 원호를 대칭으로 생성한다. Fig. 3에서 주방향 원호를 연한 회색, 대각방향 원호를 짙은 회색으로 표시하였다. FST 단계에서는 HST에서 선택된 후보점에 대해서 Bresenham 원주상에 있는 16개의 격자를 Z 좌표값과 비교하여, 중심점 격자가 첫 번째 또는 세 번째 조건에 해당되는 경우의 수가 $N(7\sim 12)$ 개 이상이면 모서리점으로 판단한다. Fig. 4에서 이 조건에 해당하는 위치(1, 2, 3, 4, 5, 6, 11, 12, 13, 14, 15, 16)를 검정색으로 표시하였다. 이 조건에 따라 FAST 방법은 FAST-7, FAST-8, FAST-9, FAST-10, FAST-11 및 FAST-12로 구별된다. 두번째 조건은 높이 변화가 거의 없는 평탄한 지역이므로 특징점이 존재하지 않는 경우이며 해당하는 위치(7, 8, 9, 10)을 흰색으로 표시하였다.

$$S_{p \rightarrow x} = \begin{cases} \text{(i) } Z_{p \rightarrow x} \leq (Z_p - Z_T) & \Rightarrow \text{Lower} \\ \text{(ii) } (Z_p - Z_T) < Z_{p \rightarrow x} < (Z_p + Z_T) & \Rightarrow \text{Similar} \\ \text{(iii) } (Z_p + Z_T) \leq Z_{p \rightarrow x} & \Rightarrow \text{Higher} \end{cases} \quad (7)$$

for $x \in \{1, 2, 3, \dots, 16\}$

3.1.4 CSS(Curvature Scale Space) 방법

윤곽선이 교차하는 지점을 추정하여 모서리점을 검출하는 방법으로서 축척, 회전 및 이동 등 기하학적 변화에 불변한 장점이 있지만 노이즈에는 민감하다. 이런 문제점을 해결하기 위해 적응적 임계값, 동적영역 설정, 현으로부터 점까지 거리누적 방법(CPDA)과 같은 개선된 방법이 개발되었다(Awrangjeb and Lu, 2008). CSS는 곡선 객체에서 특징점을 추출하기 적합하며 계층적으로 다중 축척에 적용함으로써 정확도를 향상시킬 수 있는 방법이다. Canny 방법으로 윤곽선을 추출하며, T형 교차점에서 불연속선이 발생할 수 있으므로 불연속선 연결(gap filling)을 수행하고 곡률의 절대값이 최대인 윤곽선을 검색하여 모서리점으로 결정한다. 추출된 윤곽선은 다음 식으로 나타낼 수 있다(Mokhtarian and Suomela, 1998).

$$\Gamma(u) = \{x(u), y(u)\} \tag{8}$$

where Γ represents curve edge, and u is arc length.

윤곽선을 단순화 및 평활화하고 노이즈를 감소시키기 위한 식은 다음과 같다.

$$\Gamma(u) = \{X(u, \sigma), Y(u, \sigma)\} \tag{9}$$

where $X(u, \sigma) = x(u) \otimes g(u, \sigma)$ and $Y(u, \sigma) = y(u) \otimes g(u, \sigma)$. $g(u, \sigma)$ denotes Gaussian function with standard deviation, σ that is referred to scale parameter in scale space.

기하학적으로 불변한 요소는 곡률이며, 곡률(ρ)은 점 P 에서 접선(AB)과 x 축이 이루는 각($d\psi$)에 대한 호의 길이(ds) 변화율이며, 다음 식으로 표현할 수 있다(Fig. 5 참조).

$$\rho = \frac{d\psi}{ds} \tag{10}$$

Gaussian의 표준편차(σ)에 의해 생성되는 다중 축척에 대한 곡률은 다음 식으로 계산된다.

$$\rho(u, \sigma) = \frac{\dot{X}(u, \sigma) \cdot \ddot{Y}(u, \sigma) - \ddot{X}(u, \sigma) \cdot \dot{Y}(u, \sigma)}{\{\dot{X}(u, \sigma)^2 + \dot{Y}(u, \sigma)^2\}^{3/2}} \tag{11}$$

where $\dot{X}(u, \sigma) = \frac{\partial}{\partial u}\{x(u) \otimes g(u, \sigma)\}$ and $\dot{Y}(u, \sigma) = \frac{\partial}{\partial u}\{y(u) \otimes g(u, \sigma)\}$ are first derivatives, and $\ddot{X}(u, \sigma) = \frac{\partial^2}{\partial u^2}\{x(u) \otimes g(u, \sigma)\}$ and $\ddot{Y}(u, \sigma) = \frac{\partial^2}{\partial u^2}\{y(u) \otimes g(u, \sigma)\}$ are second derivatives with respect to u at scale level σ .

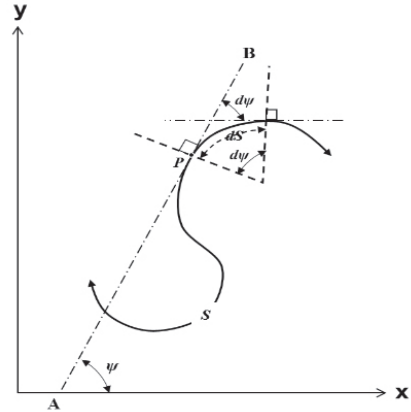


Fig. 5. Representation of curvature of a boundary feature

CSS 방법으로 모서리점을 검출하는 과정은 다음과 같다. :

- Canny 연산자를 적용하여 윤곽선 추출
- 불연속 윤곽선을 연결하고 T-형 교차점 검색
- 최대 축척에서 곡률을 계산하고 주위의 곡률을 비교하여 후보 모서리점 결정
- 상위 축척에 반복 적용하여 모서리점을 추적하고 모서리점 위치 정확도 향상

3.2 높이별 데이터 분리(Level slicing)에 의한 모서리점 추출

다양한 데이터에서 모서리 추출 방법은 완벽하게 적용되지 않으므로 부정확한 결과를 얻을 수 있으며, 동일한 객체라도 데이터의 특성에 따라 결과는 서로 다를 수도 있다. 영상은 2차원 데이터이므로 객체의 높이별로 구간을 나누어서 처리할 수 없지만, 라이다 데이터는 3차원 데이터이므로 Fig. 6과 같이 높이를 구간별로 분리하는 level slicing을 적용하여 모서리점을 추출할 수 있으며, 분리된 데이터 별로 추출된 모서리점들을 조합하여 결과를 향상시킬 수 있다.

Level slicing의 장점은 데이터 전체에 대해 모서리점을 추출하면 오검출된 모서리점을 보정하기 어렵지만, Fig. 6(b)와 같이 높이 구간별로 분리된 라이다 데이터를 이용하여 모서리 추출방법을 적용하면 특정 높이에서 검출되지 않은 모서리점이 다른 높이의 구간에서 검출될 수 있다. Fig. 6(d)는 level slicing 간격(ΔZ)마다 분리된 라이다 데이터에서 모서리 추출 방법을 적용하여 모서리점을 추출하는 과정을 보여주고 있으며, 그 결과를 원으로 나타내었다. 또한 level slicing에 의해 추출된 모서리점은 지붕 형태를 파악할 수 있는 정보를 제공한다. Level slicing을 적용할 경우, 평면 지붕은 높이에

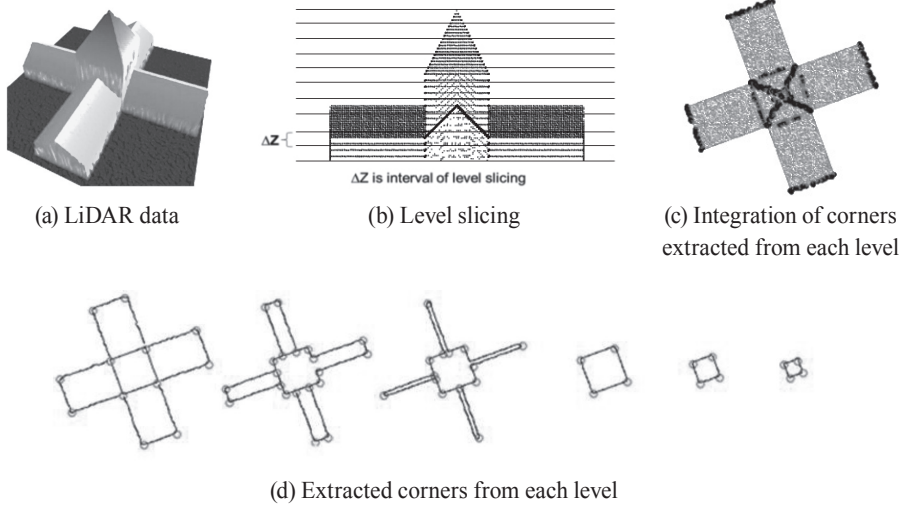


Fig. 6. Concept of level slicing and corner detection

따라 지붕 단면 모양이 변하지 않으므로 거의 일정한 위치에서 모서리점이 추출되지만, 경사면이나 곡면으로 이루어진 지붕은 높이에 따라 단면이 변하므로 모서리점 위치도 변한다. Fig. 6(c)에서 원은 높이 별로 추출된 모서리점을 통합한 결과이며, 피라미드 지붕의 모서리점은 방사형으로 정점에서 한점으로 수렴하게 된다. 이와 같이 라이더 데이터를 높이에 따라 구간별로 모서리점을 추출하면 다양하고 복잡한 모양의 객체의 모델링에 필요한 특징점을 추출할 수 있으므로 상세한 형태가 묘사된 3D 모델링을 수행할 수 있다.

기존의 모서리 추출 방법은 3차원 객체의 정점을 추출하지 못할 수 있지만, Fig 6(d)에서 보여주는 것처럼 level slicing 방법을 적용하면 정점과 같은 객체의 3D 모델링에 중요한 특징점을 추출할 수 있다. Fig. 7은 level slicing의 순서도를 보여주고 있으며, Level slicing의 간격(ΔZ)에 따라 추출되는 모서리점의 분포는 다르다. 즉 ΔZ 가 작으면 객체의 LoD

가 높고, ΔZ 가 크면 낮은 LoD로 모델링된다(Fig. 8 참조). 그러므로 level slicing 간격을 결정하는 요소는 요구되는 LoD와 축척에 따른 객체 3차원 묘사에 대한 일반화와 관계가 있

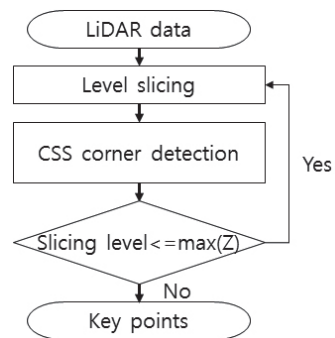


Fig. 7. Flow chart of level slicing and corner detection

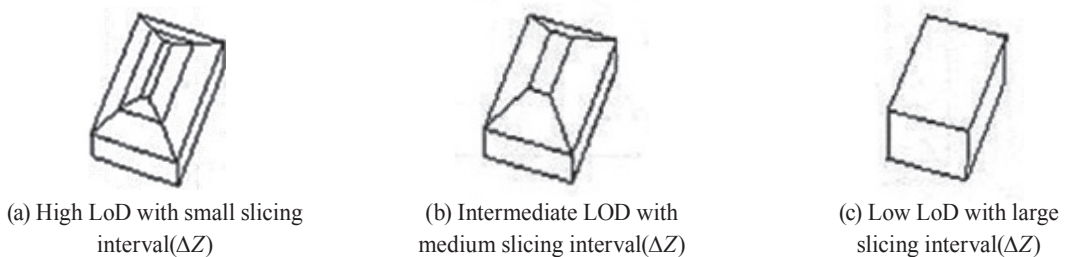


Fig. 8. Reconstructed models with different slicing interval

다. 그러나 적절한 간격(ΔZ)으로 level slicing을 수행하지 않으면, Fig 8(b)나 (c)와 같이 원래 객체의 형태를 정확하게 모델링 할 수 없다.

3.3 정확도 산정

모서리점의 오검출 여부와 위치 정확도를 분석하였다. 오검출률(FDR; False Detection Rate)은 존재하는 모서리점들이 모두 추출되었는지 또는 존재하지 않은 모서리점이 추출되었는지 추정하기 위한 개요적이고 개략적인 지표이며, 다음 식으로 계산한다.

$$FDR (\%) = \frac{N_R - N_E}{N_R} \times 100 \quad (12)$$

where N_R and N_E are number of existing corners and extracted corners, respectively.

FDR 이 0이면 모든 모서리점이 추출된 경우이고, 양의 값이면 모서리점이 다 추출되지 않은 경우, 음의 값이면 모서리점이 아닌 점도 모서리점으로 인식된 경우이다. FDR 값이 작더라도 RMSE(Root Mean Square Error)가 크면, 위치 정확도가 낮은 경우이므로 FDR 값이 작다고 정확도가 보장되는 것은 아니므로 FDR 과 함께 위치 정확도(RMSE)를 제공하여야 의미 있는 정확도를 평가 할 수 있으며, RMSE는 다음 식으로 계산하였다.

$$\text{Planimetric RMSE: } RMSE_{XY} = \pm \sqrt{(RMSE_X^2 + RMSE_Y^2)} \quad (13)$$

$$\text{Vertical RMSE: } RMSE_Z = \pm \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Z_T - Z_E)^2}{n}} \quad (14)$$


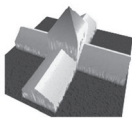

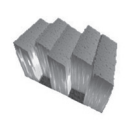
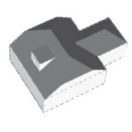
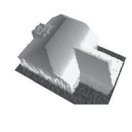

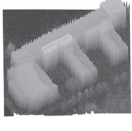

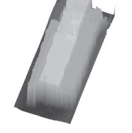
where $RMSE_X = \pm \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_T - X_E)^2}{n}}$, and $RMSE_Y = \pm \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_T - Y_E)^2}{n}}$. (X_T, Y_T, Z_T) are true coordinates of the corners, and (X_E, Y_E, Z_E) are coordinates of extracted corners. n is number of corners.

4. 결과 및 분석

4.1 실험 데이터

시뮬레이션 데이터인 (a)는 피라미드와 박공형 지붕(gable roof)이 조합된 십자형 건물, (b)는 태양광 집열판이 경사져서 나열된 지붕을 묘사한 건물, (c)는 우진각 지붕(hip roof)과 다락방으로 구성된 다면체 건물 데이터이다. 실제 데이터인 (d)는 동탄지역에 위치한 건물이며, (e)는 캘거리 대학 건물이다 (Table 1 참조).

Table 1. Test data sets

Data set	Building model/ Aerial image	DSM from LiDAR data	Specification
Simulated data	(a) 		GSD: 0.25m Random noise: ±0.15m
	(b) 		
	(c) 		
Real data	(d) 		GSD: 0.25m Vertical accuracy: 0.05m~0.30m
	(e) 		GSD: 0.60m Vertical accuracy: 0.05m~0.30m

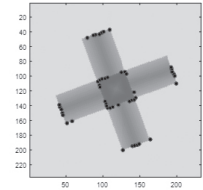
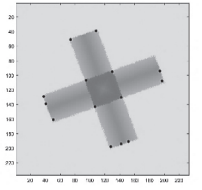
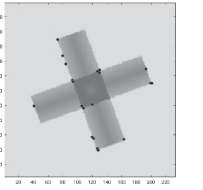
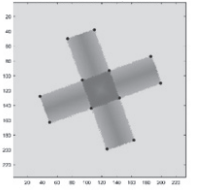
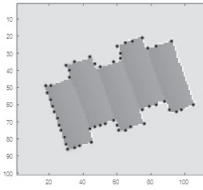
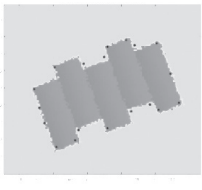
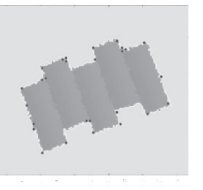
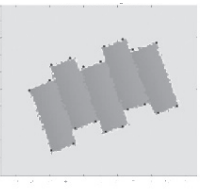
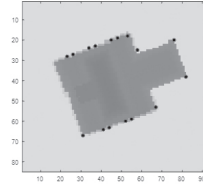
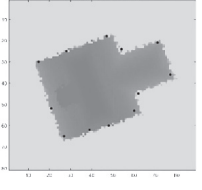
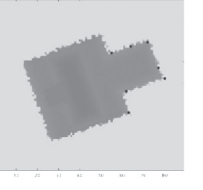
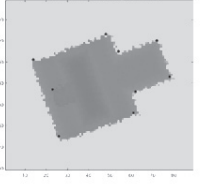
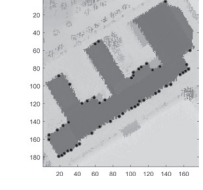
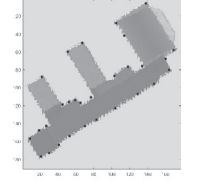
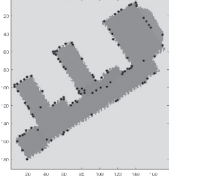
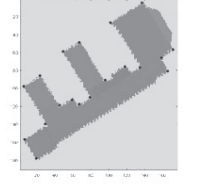
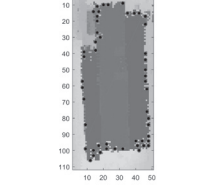
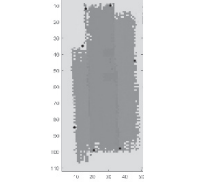
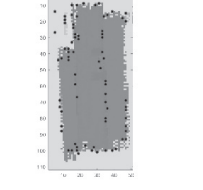
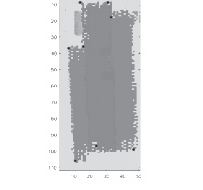
4.2 실험 결과

특징점 추출 결과는 세 부분으로 구분된다. (1) 격자화 된 라이다 데이터에 모서리 추출 방법을 적용한 결과(Table 2), (2) Level slicing에 의한 결과(Table 3) 그리고 (3) 정확도(Table 4). 각각의 방법에 사용되는 임계값에 따라 수 많은 조합이 가능하여 무수한 결과가 도출되지만, 본 논문에서는 많은 실험을 수행하여 대표적이고 특징적인 결과를 발췌하여 Table 2에 제시하였다. Moravec 방법에서는 local 최대값을 구하여 모서리 점을 결정하기 위해 주변 24개($T=5 \times 5$ 격자크기)의 높이 차이 값을 비교하였다. Harris 방법에서는 Eq. (4)의 상수 k 는 0.04, 최대 모서리 반응값(R_{max})의 5%인 0.05를 임계값으로 설정하고, 5×5 격자크기 내의 최대값을 최종 모서리점으로 결정하였다. FAST 방법에서는 Bresenham circle의 중심점에서 Eq. (7)를 만족하는 점의 수가 10개인 FAST-10을 적용하다. CSS 방법

에서는 Canny 필터의 하한값은 0.3(즉 30%), 상한값은 0.4(즉 40%), 불연속 윤곽선을 연결하기 위한 임계값은 라이다 데이

터의 평균 GSD(Ground Sampling Distance; 지상 해상도)의 2배, 곡률은 0.1, 표준편차는 평균 GSD의 2배로 하였다.

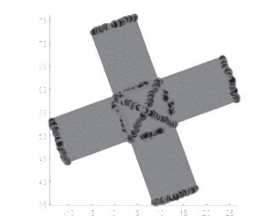
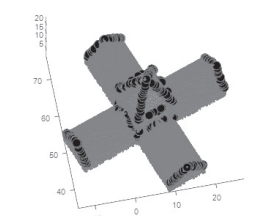
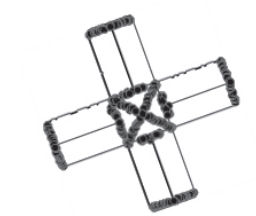
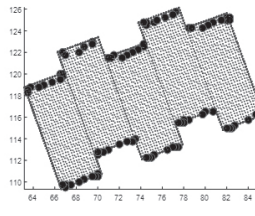
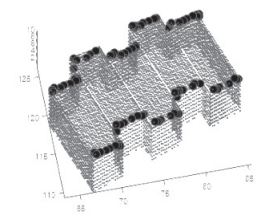
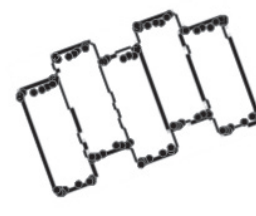
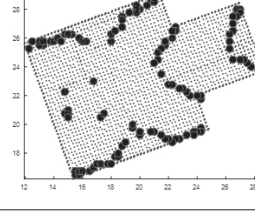
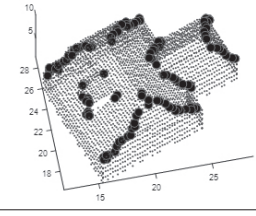
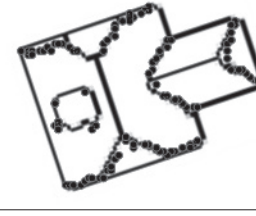
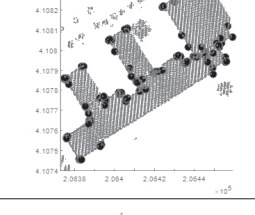
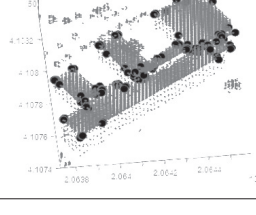

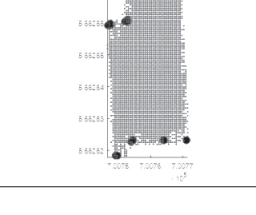
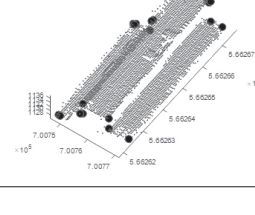
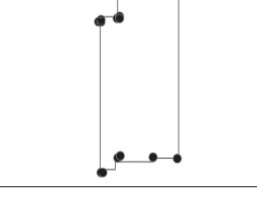
Table 2. Results from different corner detectors

Data set	Moravec	Harris	FAST	CSS
(a)				
(b)				
(c)				
(d)				
(e)				

데이터를 높이 구간별로 분리하지 않고 데이터 전체에 적용한 경우에는 3차원 객체의 중요한 특징점인 정점(예: 피라미드의 꼭지점)이 추출되지 않는 문제점이 있었다. 이런 문제를 해결하기 위해 level slicing으로 데이터를 분리하여 향상된 결과를 도출하였다. 다른 방법은 사용하지 않고 CSS 방법

만 level slicing에 적용한 이유는 데이터 전체에 적용한 결과를 분석하여 CSS가 우수하기 때문이었다. CSS에 의한 level slicing 방법을 적용한 최종 결과는 Table 3에서 제시하였으며, Level slicing 간격은 시뮬레이션 데이터에서는 0.25m, 실제 데이터에서는 1.5m를 사용하였다.

Table 3. Key point extraction using level slicing

Data set	Plane view	Perspective view	Overlay of key points with reference data
(a)			
(b)			
(c)			
(d)			
(e)			

4.3 결과 분석

각 데이터에 대해 level slicing을 수행하지 않고 모서리 추출 방법을 적용한 결과, Moravec 방법은 모서리점 이외에 다수의 불필요한 점을 검출하였으며 이는 지역적 특성을 반영할 수 있는 파라미터가 없기 때문이다. Harris 방법은 Moravec에 비해 향상된 결과를 제공하였지만, 경우에 따라 중요한 모서리점을 추출하지 못하였다. FAST 방법은 연산이 효율적이지만 모서리점뿐 아니라 과다하게 많은 특이점들을 검출되는 경향이 있었다. 반면에 CSS 방법은 다른 방법에 비해 파라미터가 많이 요구되지만, 중요한 모서리점들을 추출할 수 있었다. 전반적으로 CSS 방법은 다른 방법에 비해 우수한 결과를 제공하고 있지만, 다른 방법과 마찬가지로 객체의 정점은 추출하지 못하는 단점이 있다.

Level slicing은 상대적으로 우수한 결과를 보여주었던 CSS 방법으로 적용한 결과이다. 높이별로 분리된 데이터에 대하여 모서리점을 추출하였으므로 지붕 형태에 따른 모서리점을 추출할 수 있으며, 정점까지 인식할 수 있었다. 모서리점의 분포 패턴을 분석하면 복잡한 모양의 지붕 형태를 파악할 수 있다. Level slicing의 높이 분리간격(ΔZ)이 좁은 경우 객체 묘사에 대한 높은 세밀도로 특징점을 추출할 수 있지만, 상부 구조물로 인해 객체의 원하지 않는 특징점이 추출될 수 있다. 또한 분리 간격이 넓은 경우 피라미드의 정점과 같은 꼭 필요한 특징점을 탐색하지 못하는 경우가 발생하므로 최적의 분리 간격이 필요하다. 여러 번의 실험을 수행한 결과 level slicing의 높이 분리간격(ΔZ)은 시뮬레이션 데이터에서 0.25m, 실제 데이터에서 1.50m를 사용하여 최적의 결과를 얻었다.

추출된 모서리점의 정확도를 평가하기 위해 *FDR*과 *RMSE*를 계산하였다. 시뮬레이션 데이터에서는 모서리점의 개수와 위치를 정확히 알고 있으므로 *FDR*와 위치 정확도 평가가 명확하지만, 실제 데이터는 항공사진 또는 수치지형도에서 시각적으로 특징점을 판단하였으므로 화질, 촬영위치와 방향, 축척 등에 따른 객체 묘사의 세밀도가 일정하지 않으므로 부정확할 수 있다. *FDR*은 단지 실제 모서리점과 추출된 모서리점의 개수를 비교하여 평가하는 것이므로 *FDR* 값이 작다고 신뢰성이 높은 결과라고 할 수 없기 때문에 위치 정확도 (*RMSE*)가 함께 제공되어야 의미가 있다. Table 3의 마지막 열 (Overlay of key points with reference data)에서 추출한 특징점과 기준 데이터 중첩한 결과를 보여주고 있으며 정확도는 Table 4에 제시되었다.

시뮬레이션 데이터의 *FDR*은 10% 미만이었으며, 실제 데이터의 *FDR*은 최소 약 14%, 최소 약 20%이었다. 위치 정확도

Table 4. Accuracy of key point extraction

Data set	FDR(%)	RMSE(m)		Reference data
		RMSE _{XY}	RMSE _Z	
(a)	0.00	0.43	0.34	True coordinates
(b)	8.33	0.38	0.12	
(c)	4.54	0.42	0.32	
(d)	19.51	0.84	N/A	Topographic map
(e)	14.28	1.05	1.98	Google Earth

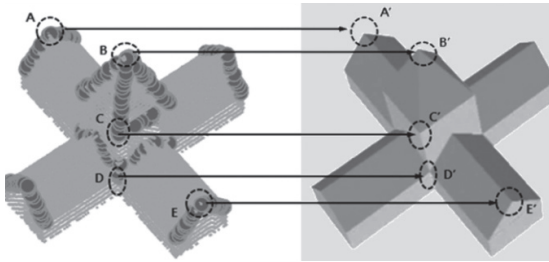
의 경우, 시뮬레이션 데이터는 모서리점의 좌표값을 알고 있으므로 쉽게 *RMSE*를 계산할 수 있지만, 실제 데이터인 동단지역은 1/5,000 수치지형도(평면 정확도=2.0m), 캘거리 대학은 Google Earth(평면 정확도=1.80m, 수직 정확도=1.70m, Mohammed *et al.*, 2013)에서 좌표를 측정하였으므로 정확한 분석에는 한계가 있다고 사료된다. 또한 수치지형도는 평면 좌표만 제공하므로 수직 정확도를 산정할 수 없었다. 시뮬레이션 데이터의 평면 정확도 범위는 0.38m에서 0.43m사이, 수직 정확도 범위는 0.12m에서 0.34m사이 이었으며, 동단지역 데이터의 평면 정확도는 0.84m, 캘거리 대학 데이터의 평면 정확도는 1.05m이고, 수직 정확도는 1.98m이었다.

추출된 특징점의 위치 정확도와 더불어 3D 모델링을 위해서는 실제 건물의 형태를 재현하기 위해 필요한 점들이 추출되었는지 분석하는 것이 중요하다. Level slicing의 적용 없이 특징점을 추출하면 다음과 같은 경우에 특징점이 추출되지 않을 수 있다:

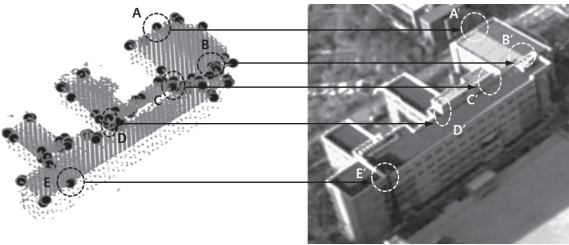
- 피라미드 지붕의 정점(Fig. 9(a)의 B)
- 박공형 지붕에서 2개의 면이 접하는 교점(Fig. 9(a)의 A, E 및 Fig. 9(b)의 A, B)
- 복층이나 계단 구조와 같이 동일한 위치에 높이값(*Z* 좌표)이 서로 다른 2개의 모서리점이 존재하는 경우(Fig. 9(a)와 Fig. 9(b)의 C, D 및 Fig. 9(c)의 A, B, C, D)

수치지형도 제작을 위해 건물 객체를 묘사하는 도화규정에는 높이, 경사 및 곡률변화가 발생하는 지점은 반드시 식별하여 측정하도록 되어있다. Level slicing에 의해 높이별로 분리하여 특징점 추출 방법을 적용한 경우 Fig. 9에서 제시한 바와 같이 중요한 특징점들이 추출되었고, 대응되는 위치를 화살표로 표시하였다. 라이더 데이터로부터 건물 3D 모델링에 필요한 점들을 추출하기 위해서는 본 논문에서 제시한 바와 같이 데이터를 높이별로 처리하는 것이 타당하다고 판단된다. 그러나 박공형 지붕처럼 경사면에서는 특징점 이외의 점들이

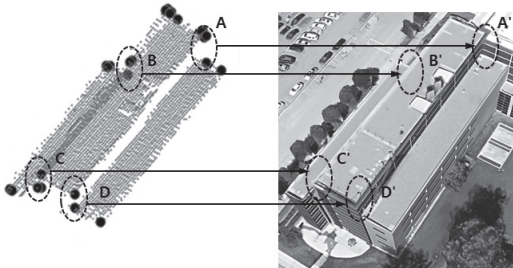
과도하게 추출되며 특징점을 선정할 수 있는 방법이 필요하다. 또한 이 점들은 건물의 형태를 분석하고 지붕의 종류를 인식하여 하향식 모델링 방법(Top-down modeling approach)에 활용이 가능할 것으로 사료된다.



(a) Gable with pyramid building of simulated data



(b) School building in Dong Tan area



(c) Building in University of Calgary

Fig. 9. Comparison between key points from level slicing and actual buildings

5. 결론

3차원 객체모델은 측량 및 공간정보 분야만의 고유한 영역이 아니며, 다양한 분야에서 활용되고 있다. 여러 지형지물 중에서 건물 모델링은 방법의 효율성과 품질의 정확도가 요구되는 중요한 객체이며, 모델링의 자동화에 관한 연구가 주류

를 이루고 있다. 보편화된 방법인 입체항공사진에 의한 건물의 3차원 도화에 대응되는 방법으로서 라이다 데이터로부터 건물 모델링을 위해 특징점 추출 방법을 수행하여 다음의 결론을 얻었다.

- (1) 폐색지역, 노이즈, 점밀도 등 데이터 및 객체의 특성에 따라 건물의 특징점을 자동으로 완벽하게 추출하는 것은 거의 불가능하지만, 모서리점, 정점과 같은 중요한 특징점을 추출하여 건물의 3차원 모델링의 자동화에 기여할 수 있다고 판단된다.
- (2) 영상 데이터를 기반으로 개발된 방법을 라이다 데이터에 적용하기 위해 level slicing과 같은 라이다 특성에 적합한 방법과 목적에 부합하도록 데이터를 수정하여 결과를 향상시킬 수 있었다.
- (3) 항공 및 지상 라이다 데이터를 이용할 경우, 벽면과 지붕측면에 건물의 형상을 묘사할 수 있는 많은 점들을 획득할 수 있으므로, level slicing을 적용하면 건물을 구성하는 특징점들을 세밀하고 정확하게 추출할 수 있을 것으로 기대된다.
- (4) 향후 연구로는 알고리즘의 불완전성, 데이터 획득의 제약, 데이터 사양 등 여러 원인으로 추출하지 못한 특징점을 추정하는 방법이 요구되며, 이를 위해 건물의 기하학적 구성조건(building hypotheses)에 의한 정규화(regularization)를 적용하면 추출하지 못한 점들도 결정할 수 있을 것으로 사료된다.
- (5) 추출된 모서리점들간의 공간분석에 의한 기하학적 토폴로지를 기반으로 특징점을 선정하고, 지붕의 종류와 형태의 건물모델 데이터베이스를 생성하여 형상패턴 매칭에 의한 지붕 형태인식에 효과적으로 활용할 수 있을 것으로 판단된다.

감사의 글

이 논문은 2015년 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. 2015R1D1A1A01056933).

References

- Alexander, C., Smith-Voysey, S., and Jarvis, C., and Tansey, K. (2009), Integrating building footprints and Lidar elevation data to classify roof structures and visualise

- buildings, *Computers, Environment and Urban Systems*, Vol. 33, pp. 285–292.
- Awrangjeb, M. and Lu, G. (2008), Robust image corner detection based on the chord-to-point distance accumulation technique, *IEEE Transaction on Multimedia*, Vol. 10, No. 6, pp. 1059-1072.
- Awrangjeb, M., Ravanbakhsh, M., and Fraser, C. (2010), Automatic detection of residential buildings using Lidar data and multispectral imagery, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* Vol. 65, No. 5, pp. 457–467.
- Bay, H., Tuytelaars, T., and van Gool, L. (2006), SURF: Speeded up robust features, In: Leonardis, A, Bischof, H., and Pinz, A. (eds.), *Computer Vision: Proceedings 9th European Conference on Computer Vision Part I*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, pp. 404-417.
- Chen, L., Teo, T, Shao, Y., Lai, Y., and Rau, J. (2004), Fusion of Lidar data and optical imagery for building modeling, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 35, Part B4, pp. 732–737.
- Cho, W., Jwa, Y., Chang, H., and Lee, S. (2004), Pseudo-grid based building extraction using airborne Lidar data, *International Archive of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 35, No. B3, pp. 378-381.
- Csathó, B., Schenk, T., Lee, D.C., and Filin, S. (1999), Inclusion of multispectral data into object recognition, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 32, No. 7-4-3W6, pp. 53–61.
- Filin S. and Pfeifer, N. (2006), Segmentation of airborne laser scanning data using a slope adaptive neighborhood. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 60, No. 2, pp. 71-80.
- Förstner, W. and Gülch, E. (1987), A fast operator for detection and precise location of distinct points, corners and centres of circular features, *ISPRS Conference on Fast Processing of Photogrammetric Data*, Interlaken, Switzerland, pp. 281-305.
- Haala, N. and Kada, M. (2010), An update on automatic 3D building reconstruction, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 65, pp. 570–580.
- Habib, A., Zhai, R., and Kim, C. (2010), Generation of complex polyhedral building models by integrating stereo-aerial imagery and Lidar data, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 75, No. 5, pp. 609-623.
- Han, S., Lee, J., and Yu, K. (2007), An approach for segmentation of airborne laser point clouds utilizing scan-line characteristics, *ETRI Journal*, Vol. 29, No. 5, pp. 641-648.
- Harris, C. and Stephens, M. (1988), A combined corner and edge detector, *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*, University of Manchester, 31 August-2 September, 1988, pp. 147–151.
- He, Y. (2015), *Automated 3D Building Modelling from Airborne LIDAR Data*, Ph.D. dissertation, The University of Melbourne, Australia, 148p.
- Kim, C., Habib, A., and Chang, Y. (2008), Automatic generation of digital building models for complex structures from Lidar data, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 37. Part B4. Beijing, pp. 463-468.
- Lee, D. and Lee, D.C. (2016), Extraction of model key points and shape analysis for object modeling, *Proceedings of Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Suwon, Korea, pp. 158-161. (in Korean with English abstract)
- Lee, D.C., Jung, H.S., and Yom, J.H. (2007), 3D Building reconstruction and visualization by clustering airborne Lidar data and roof shape analysis, *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 25, No. 6-1, pp. 507-516.
- Lee, D.C. and Schenk, T. (1998), An adaptive approach for extracting texture information and segmentation, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol 32, Part 3/1, Columbus, OH, USA, pp. 250-255.
- Lee, I. and Schenk, T. (2001), Perceptual organization of laser altimetry data, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 34, No. 3-W4, pp. 57-65.
- Lee, J., Ga, C., Kim, Y., and Lee, B. (2012) 3D building modeling from airborne Lidar data by building model regularization, *Journal of the Korean Society of Surveying,*

- Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 30, No. 4, pp. 353-362. (in Korean with English abstract)
- Lee, Y., Oh, J., Shin, S., and Cho, W. (2008), The segmentation and the extraction of precise plane equation of building roof plane using 3D Hough transformation of Lidar data, *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 26, No. 5, pp. 505-512. (in Korean with English abstract)
- Lowe, D. (2004), Distinctive image features from scale-invariant key points. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 60, No. 2, pp. 91-110.
- Maas, H. and Vosselman, G. (1999), Two algorithms for extracting building models from raw laser altimetry data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 54, No. 2/3, pp. 153-163.
- Mohammed, N., Ghazi, A., and Mustafa, H. (2013), Positional accuracy testing of Google Earth, *International Journal of Multidisciplinary Sciences and Engineering*, Vol. 4, No. 6, pp. 6-9.
- Mokhtarian, F. and Suomela, R. (1998), Robust image corner detection through curvature scale space, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 12, pp. 1376-1381.
- Moravec, H. (1977), Towards automatic visual obstacle avoidance, *Proceedings of the 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Cambridge, MA, p. 584.
- Park, S., Yoo, E., Lee, D.C., and Lee, Y. (2012), 3D shape descriptor for segmenting point cloud data, *Journal of Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 30, No. 6-2, pp. 643-651.
- Rosten, E. and Drummond, T. (2006), Machine learning for high speed corner detection, In: Leonardis, A., Bischof, H., and Pinz, A. (eds.), *Computer Vision: Proceedings 9th European Conference on Computer Vision Part I*, Lecture Notes in Computer Science (LNCS 3951), Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, pp. 430-443.
- Rosten, E., Porter, R., and Drummond, T. (2010), Faster and better: a machine learning approach to corner detection, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 32, No. 1, pp. 105-119.
- Rottensteiner, F. (2003), Automatic generation of high-quality building models from Lidar data, *3D Reconstruction and Visualization, IEEE Computer Society*, Nov./Dec. Issue 2003, pp. 42-50.
- Sampath, A. and Shan, J. (2010), Segmentation and reconstruction of polyhedral building roofs from aerial Lidar point clouds, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 48, No. 3, pp. 1554-1567.
- Schenk, T., Csathó, B., and Lee, D.C. (1999), Quality control issues of airborne laser ranging data and accuracy study in an urban area, *Internal Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 32, Part 3W14, pp. 101-108.
- Seo, S. (2003), *Model-based Automatic Building Extraction from LIDAR and Aerial Imagery*, Ph.D. dissertation, The Ohio State University, USA, 139p.
- Sun, S. and Carl Savalggio, C. (2012), Complex building roof detection and strict description from Lidar data and orthorectified aerial imagery, *IEEE International Geoscience and Remote Sensing*, Munich, Germany, pp. 5466-5469.
- Smith, S.M. and Brady, J.M. (1997), SUSAN – A new approach to low level image processing, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 23, No. 1, pp. 45-78.
- Sohn, G. and Dowman, I. (2007), Data fusion of high-resolution satellite imagery and Lidar data for automatic building extraction, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 62, No. 1, pp. 43-63.
- Sohn, G., Jwa, Y., Jung, J., and Kim, H. (2012), An implicit regularization for 3D building rooftop modeling using airborne Lidar data, *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, ISPRS Congress*, 25 August – 01 September 2012, Melbourne, Australia, pp. 305-310.
- Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., and Grussenmeyer, P. (2007), Hough-transform and extended RANSAC algorithms for automatic detection of 3D building roof planes from Lidar data, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 36, Part 3/W52, pp. 407-412.
- Verma, V., Kumar, R., and Hue, S. (2006), 3D building detection and modeling from aerial Lidar data, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2213-2220.
- Vosselman, G., (2002), Fusion of laser scanning data, maps

and aerial photographs for building reconstruction, International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 24-28 June, 2002, Toronto, Canada, unpaginated CD-ROM.

Vosselman, G. and Dijkman, S. (2001), 3D building model reconstruction from point clouds and ground plans. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 34, Part 3/W4, pp. 37-43.

Yoo, E. and Lee, D.C. (2016) True orthoimage generation by mutual recovery of occlusion areas, *GIScience and Remote Sensing*, Vol. 53, No. 2, pp. 227-246.