

항공 라이다 데이터의 분할: 점에서 패치로

Segmentation of Airborne LIDAR Data: From Points to Patches

이임평¹⁾
Lee, Impyeong

Abstract

Recently, many studies have been performed to apply airborne LIDAR data to extracting urban models. In order to model efficiently the man-made objects which are the main components of these urban models, it is important to extract automatically planar patches from the set of the measured three-dimensional points. Although some research has been carried out for their automatic extraction, no method published yet is sufficiently satisfied in terms of the accuracy and completeness of the segmentation results and their computational efficiency. This study thus aimed to developing an efficient approach to automatic segmentation of planar patches from the three-dimensional points acquired by an airborne LIDAR system. The proposed method consists of establishing adjacency between three-dimensional points, grouping small number of points into seed patches, and growing the seed patches into surface patches. The core features of this method are to improve the segmentation results by employing the variable threshold value repeatedly updated through a statistical analysis during the patch growing process, and to achieve high computational efficiency using priority heaps and sequential least squares adjustment. The proposed method was applied to real LIDAR data to evaluate the performance. Using the proposed method, LIDAR data composed of huge number of three dimensional points can be converted into a set of surface patches which are more explicit and robust descriptions. This intermediate converting process can be effectively used to solve object recognition problems such as building extraction.

Keywords : Segmentation, LIDAR, Patch, Point, Grouping, Surface

초 록

최근 들어 항공 라이다 데이터를 도시모델링에 활용하려는 많은 연구들이 진행되고 있다. 도시모델을 구성하는 인공 구조물을 효율적으로 추출하기 위해서는 측정된 3차원 점의 집합으로부터 평면패치를 자동으로 추출하는 것이 중요하다. 평면 패치의 자동 추출에 대한 상당한 연구가 수행되었지만 아직도 추출의 정확도와 완전성 및 계산의 효율성 측면에서 만족할 만한 결과를 얻지 못하고 있다. 이에 본 연구는 항공 라이다 측량으로 취득된 3차원 점의 집합을 자동으로 분할하여 평면패치를 구성하는 효율적인 방법의 개발을 목표로 한다. 제안된 방법은 3차원 점간의 인접성을 수립하고, 소량의 인접점을 그룹핑하여 초기패치를 생성하고, 이를 성장시켜 평면패치를 생성하는 과정으로 구성된다. 제안된 방법은 패치를 성장시키는 과정에서 통계적 분석에 기반하여 가변적으로 설정되는 임계값을 이용하여 분할 결과의 질을 향상시키고, Priority Heap과 순차적최소제곱법에 기반한 효율적인 계산 방법을 사용하였다는 점이 특징적이다. 제안된 방법을 다양한 실측 라이다 데이터에 적용하여 성능을 검증하였다. 제안한 분할 방법을 통해 대용량 3차원 점으로 구성되는 라이다 데이터는 명시적이고 강인한 표현 형태인 평면 패치의 집합으로 변환될 수 있었다. 이러한 중간 변환 과정을 통해 빌딩 추출과 같은 객체 인식의 문제를 효과적으로 해결할 수 있다.

핵심어 : 분할, 라이다, 패치, 점, 그룹핑, 표면

1) 정회원 · 서울시립대학교 도시과학대학 지적정보학과 조교수(E-mail:iplee@uos.ac.kr)

1. 서 론

항공 라이다는 레이저 거리기(Laser Ranging), GPS(Global Positioning System)와 INS(Inertial Navigation System)로 구성되는 복합센서이며, 각각의 센서는 라이다에서 표적까지의 거리, 라이다 시스템의 위치 및 방향을 취득하고, 이를 조합하여 표적의 3차원 좌표를 생성한다. 표적의 3차원 좌표를 얻기 위해 과거에 사용하였던 입체영상에 기반한 항공 사진 측량과 비교하여 항공 라이다 측량은 간편성 및 신속성과 데이터 처리의 자동화 등에 장점을 지니고 있다. 이로 인해 다양한 분야에 기존의 항공사진측량을 보완하거나 대체하는 용도로 널리 활용되고 있다.

항공 라이다의 대표적인 활용 분야는 도시모델의 생성 및 갱신(Haala 등, 1999a ; Haala 등, 1999b ; Maas 등 1999), 삼림지역의 DTM(Digital Terrain Model) 생성(Kraus 등, 1999), 변화 탐지(Murakami 등, 1999), 나무의 높이 결정, 해안 지형의 관리, 침식량의 측정, 빙하의 측량 등이다. 국내에서도 라이다 데이터 활용과 관련한 많은 연구들이 수행되었다. 예를 들어, 김형태 등(2002)은 수치정사사진의 제작, 유희환 등(2005)은 DTM 생성, 이동천 등(2005a)은 수치지도의 건물 및 등고선 레이어 생성, 한수희 등(2003)은 토지피복분류, Lee 등(2002), 조우석 등(2003), 한동엽 등(2003) 및 이동천 등(2005b)은 건물 모델링에 대한 연구를 수행하였다.

최근 들어 특히 빌딩추출과 같은 도시모델의 생성을 위한 연구가 많이 수행되었는데, 이는 Ubiquitous, 3D GIS, LBS, Telematics 등의 발전과 더불어 도시모델의 생성과 주기적인 갱신의 필요성이 크게 증대되고 있기 때문이다. 도시모델의 대표적인 구성 요소는 빌딩과 도로이다. 이러한 인공 구조물을 항공 라이다 데이터로부터 자동으로 추출하는 것은 도시모델의 생성과 갱신 과정에서 소모되는 시간과 비용을 절감하기 위해 필수적이다. 추출하려는 대부분의 인공 구조물은 평면 패치로 구성된 다면체로 모델링되기 때문에 항공 라이다로 측정된 3차원 점의 집합으로부터 인공 구조물의 표면을 구성하는 평면 패치를 자동으로 추출하는 것은 중요하다. 평면 패치의 자동 추출에 대한 상당한 연구가 있어왔지만 아직도 추출의 정확도, 완전성, 신속성 등의 측면에서 만족할 만한 결과를 얻지 못하고 있다.

이에 본 연구는 항공 라이다 측량으로 취득된 3차원 점의 집합을 자동으로 분할(segmentation)하여 표면패치를 구

성하는 효율적인 방법을 개발하고, 이를 실측 데이터에 적용하여 개발된 방법의 성능을 평가하는 것을 목표로 한다.

2. 분할의 정의 및 관련 연구

2.1 분할의 정의

분할은 주어진 원시 입력 데이터로부터 보다 일반적이고, 요약적이며, 명시적인 표현(description)을 생성하는 과정이다. 예를 들어, 2차원 영상의 경우에는 영상의 분할을 통해 영상을 구성하는 개별적인 픽셀들을 비슷한 속성을 갖는 픽셀들끼리 그룹핑한다. 그룹핑을 통해 원래의 영상은 개별 픽셀의 집합으로 표현하는 대신에 개별 그룹의 집합으로 표현된다. 여기서 개별 그룹은 그룹의 경계와 그룹에 포함된 개별 픽셀들의 평균적인 속성으로 나타내어진다. 이러한 그룹의 집합으로 영상을 표현하게 되면 영상으로부터 사물을 추출하는 과정 등에 보다 효율적으로 이용될 수 있다.

라이다 데이터의 경우에서도 위와 마찬가지로 3차원 공간상의 객체 표면에 불규칙적으로 분포하고 있는 점들을 그룹핑하여 연속된 표면패치로 구성해야 한다. 원시데이터인 점의 집합 보다 분할을 통해 생성된 표면패치의 집합은 대상공간(object space)을 보다 요약적이고 명시적으로 표현하기 때문에, 빌딩이나 도로추출과 같은 객체 인식의 후처리 과정에 보다 효과적으로 활용될 수 있다.

2.2 관련 연구

라이다 데이터의 분할에 관한 기존의 연구는 아직까지 미미하며, 다른 분야에서 유사한 특성을 갖는 데이터의 분할 또는 그룹핑에 관한 연구를 찾을 수 있다. 대표적인 연구로는 원근영상분석(range image interpretation), 변환공학(reverse engineering), 무감독분류(unsupervised clustering)와 같은 세가지 범주가 있다. 원근영상(range image)은 거리를 흑백의 영상값으로 변환하는 거리스캐너(range scanner)에 의해 생성된다. 원근영상으로부터 객체 인식 및 추출을 위한 중간처리과정으로 원근영상의 분할이 아주 중요하게 연구되어 왔다. 변환공학은 측정과 분석을 통해 이미 존재하는 사물에 대한 기하학적 모델을 생성하는 것을 목표로 한다. 근접레이저스캐너 또는 좌표측정장치(Coordinate Measuring Machine, CMM)를 이용하여 물체의 표면에 위치한 점을 조밀하게 취득하고, 취득된 점들로부터 물체의 형상에 대한 해석적인 모델(예를 들어, CAD모델)을

생성한다. 모델을 생성하기 위한 가장 중요한 과정이 취득된 3차원 점의 군집에 대한 분할이다. 무감독분류는 원격탐사에서 다중대역(multi-spectral)영상을 분석할 때 주로 활용하는 방법이다. 다중대역영상으로부터 n차원의 공간에 분포하는 특성개체(feature entity)를 추출하여 특성개체들의 군집을 유추한다. 3차원 실제 공간이 아닌 임의의 n차원 가상공간이기 때문에 군집을 위해 개체간의 기하학적 관계를 크게 고려하지 않는다는 특징이 있다.

원근영상분석과 변환공학에서 수행된 분할에 대한 대표적인 연구는 다음과 같다. 기존의 연구에서 제시한 분할의 방법들은 영상처리나 컴퓨터비전의 유명한 교본(Sonka 등, 1999)에서 제시한 것처럼 크게 에지기반(edge-based) 방식과 영역기반(region-based)방식으로 분류된다. 에지 기반방법은 원시데이터로부터 에지와 같은 불연속적인 선형 개체를 추출하고, 이들을 폐합곡선으로 연결시켜 영역을 구성하는 방법이다(Hoffman 등, 1987 ; Yang 등, 1999). 영역 기반 접근법은 surface fitting과 region growing을 반복적으로 수행하여 일정한 기준으로 픽셀을 비슷한 것끼리 그룹화 한다(Boyer 등, 1994 ; Fitzgibbon 등, 1997). 그러나 이 두 방법의 약점을 극복하고 더 신뢰성있는 분할을 시행하기 위해 많은 연구자들이 두 알고리즘을 결합한 혼합 알고리즘을 개발하였다(Chen 등, 1997 ; Koster 등, 2000). 실제로 Hoover 등(1996)은 원근영상을 분할하는 다양한 방법들을 비교하는 실험을 수행하였고, 이를 통해 편평한 표면으로만 이루어진 단순한 원근영상에 대한 분할도 완벽하게 해결되지 않았다고 보고하였다.

항공 라이다 데이터는 원근영상이나 변환공학에서 입력으로 사용하는 데이터와는 3차원 공간에 존재하는 점들의 집합이라는 측면에서는 유사하지만 여러 가지 다른 특성이 있다. 변환공학에서는 일반적으로 대상물체의 수량이 아주 적고 물체를 아주 가까운 거리에서 고밀도로 측정하며, 물체에 대한 사전정보인 업무영역지식(domain knowledge)이 분석에 많이 활용된다. 또한, 원근영상은 가까운 거리에서 일정 간격으로 규칙적으로 측정하여 행렬의 형태로 입력이 주어진다. 이와 달리 라이다 데이터는 대상물체의 수량이 많고 종류가 다양하다. 또한, 불규칙한 점의 분포를 보이고, 이상점(outlier)의 비율이 높고, 점 밀도가 낮으며, 적은 중복 또는 낮은 반사율 때문에 누락된 영역이 많다. 이러한 특성 때문에 라이다 데이터의 분할은 원근영상이나 변환공학에서 사용하는 데이터

의 분할보다 난이도가 높으며, 따라서 다른 연구 분야에서의 이미 개발된 분할 알고리즘을 라이다 데이터에 적용하여 좋은 결과를 얻기 어렵다.

3. 제안된 분할의 방법

본 연구에서 제안된 분할의 방법은 라이다 데이터를 구성하는 3차원 점의 집합을 자동으로 처리하여 공간적으로 분할된 표면패치의 집합을 생성한다. 주요 처리 과정은 1) 3차원 점간의 인접성을 수립하고, 2) 소량의 인접점을 그룹핑하여 초기패치(seed patch)를 생성하고, 3) 초기패치를 성장시켜 표면패치(surface patch)를 생성한다. 최종적으로 생성된 각각의 표면패치는 패치에 포함된 점, 점들을 근사하는 평면의 변수, 패치의 경계로 정의된다.

3.1 점의 인접성 수립

일반적으로 영역성장(region growing)방식을 채용하여 개별 데이터를 그룹핑하는 방법을 구현하기 위해서는 먼저 개별 데이터 상호 간의 “인접성”이 수립되어야 한다. 예를 들어 영상의 경우에는 영상을 구성하는 개별 데이터인 픽셀(pixel)이 정규화된 격자형태로 배열되기 때문에 픽셀 사이의 인접성은 4-connected 방식이나 8-connected 방식처럼 명확하게 정의된다. 이와 비교하여 본 연구에서 다루는 라이다 데이터와 같이 3차원 공간에 불규칙하게 분포하는 점의 집합에서는 점간의 상호 인접성 정의가 불명확하기 때문에 그룹핑을 수행하기 이전에 이를 수립해야 한다.

불규칙하게 분포한 점들에 대한 인접성의 다양한 개념에 대해서는 Ahuja 등(1989)과 Chaudhuri(1996)에 의해 검토되었다. 기존에 많은 연구자들이 불규칙하게 분포한 점들 사이의 인접성을 정의하는데 Delaunay Triangulation Network(DTN)을 사용했다. DTN을 사용할 때 단점은 DTN을 생성할 때 요구되는 계산의 복잡성(Computational Complexity)에 있다. 2차원 DTN을 생성하는 경우에 계산의 복잡성은 $O(n^2)$ 이라서 - 즉, 주어진 점의 개수의 제곱에 비례하여 계산량이 높아지기 때문에 대량의 점으로 구성된 라이다 데이터의 인접성을 설정하는데 DTN을 사용하는 것은 비효율적이다. 기본적으로 Delaunay triangulation은 주어진 데이터 전체에서 광역적으로(global) 최적의 해를 구한다. 따라서, 국부적(local) 개념인 인접성을 설정하기 위해 DTN을 사용하는 것은 소모적이다.

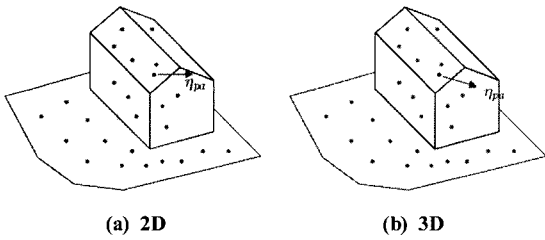


그림 1. 점간 거리를 기반으로 하는 인접성

대량의 데이터에 인접성을 설정할 때 거리를 기반으로 설정하는 것이 바람직하다. 모든 점을 중심으로 고정된 반지름을 가진 구를 정의한 후 중심점과 구 내부의 모든 다른 점들의 사이에 3차원 인접성을 설정한다. 이와 유사하게 2차원 인접성은 고정된 반지름의 원통으로 설정한다. 그림 1은 2D와 3D 인접성의 정의를 나타내고 있다.

주어진 점의 집합에 설정된 인접성은 그래프(graph) 구조로 저장한다. 그래프는 노드(node)와 노드를 연결하는 아크(arc)로 구성된다. 주어진 라이다 데이터에 설정된 인접성 그래프는 데이터를 구성하는 모든 개별점들을 노드로 설정하고, 인접성이 존재하는 점사이는 아크로 설정한다.

3.2 초기패치의 생성

영역확장방법으로 표면패치를 성장시키려면 초기패치가 필요하다. 초기패치는 소량의 인접한 점을 그룹핑하여 생성하는데 주어진 표면모델을 근사하기에 충분한 개수의 점이 포함되어야 한다. 예를 들어, 평면을 추출하기 위해서는 적어도 3개 이상의 점이 초기패치에 포함되어야 한다.

본 연구에서 제안한 초기패치 생성 방법은 주어진 집합의 모든 개별점에 대해 주어진 개수만큼의 인접한 점을 그룹핑하여 초기패치를 생성한다. 주어진 모든 점으로부터 초기패치를 생성하기 때문에 실제 존재하는 모든 평면패치가 생성된 초기패치들로부터 성장되는 것이 보장된다.

주어진 점의 개수만큼 초기패치를 생성하기 때문에 소요되는 계산량이 상당히 크다. 따라서, 최대한 효율적인 알고리즘을 사용해야 한다. 초기패치 생성과정에서 가장 중요한 과정은 인접성을 갖는 점들 중에서 가장 가까운 점을 효율적으로 검색하는 것이다. 이를 위해 3.1 절에서 제시한 인접성 그래프를 사용한다. 인접성 그래프를 기반으로 인접점을 찾는 효율적인 알고리즘은 아래와 같다.

1) 인접성 그래프에서 특정한 점(A)에 해당하는 노드

를 선택한다.

- 2) 해당된 노드와 연결된 모든 아크를 선택한다.
- 3) 선택된 아크 중에서 가장 길이가 짧은 것을 선택한다.
- 4) 선택된 아크에 연결된 점이 바로 점 A의 인접하면서 거리가 가장 가까운 점이 된다.

본 알고리즘에서 가장 많은 계산이 요구되는 과정은 3번째 과정인 가장 길이가 짧은 아크를 선택하는 과정인데 각각의 노드에 연결된 아크를 heap이라는 구조에 저장함을 통해 효율성을 높일 수 있다. 여기서 heap이란 priority queue라고 불리기도 하는데 다수의 데이터 집합에서 우선 순위가 가장 높은 데이터를 효율적으로 검색할 수 있도록 데이터들을 저장하는 구조이다. 즉 각각의 노드에 연결된 아크의 길이를 우선 순위로 하는 heap에 저장함으로써 길이가 가장 짧은 아크가 쉽게 검색될 수 있도록 한다.

인접성 그래프와 아크의 거리를 우선 순위로 하는 heap 구조를 이용한 초기패치 생성방법은 그림 2와 같다. 이와 같은 방법으로 주어진 모든 점으로부터 초기패치를 생성한다.

인접점을 그룹핑하여 초기패치를 생성한 다음에는 주어진 표면모델을 적용하여 근사를 수행한다. 초기패치에 평면모델을 최소제곱법으로 근사하는 공식은 이어지는

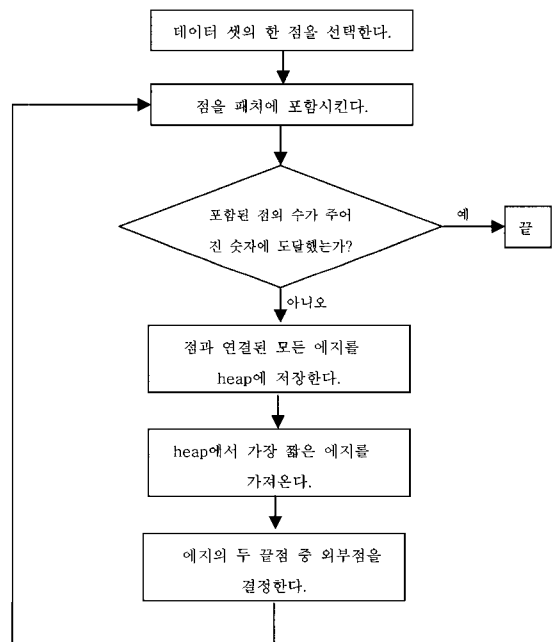


그림 2. 초기패치의 생성방법

3.3절의 식 (3)에서 식 (7)과 같다. 식 (7)에서 기술한 근사오차가 작을수록 보다 평면에 가까운 초기패치를 의미하기 때문에 근사오차가 가장 작은 초기패치를 우선하여 평면패치를 성장해야 하고 근사오차가 너무 큰 초기패치로부터는 평면패치를 성장하지 않는 것이 바람직하다.

근사오차가 작은 초기패치를 우선하여 성장시키기 위해서는 초기패치의 집합이 근사오차가 작은 초기패치의 검색에 효율적인 구조로 저장되어야 한다. 따라서 근사오차를 우선순위로 하는 heap구조로 생성된 초기패치들을 저장한다.

3.3 표면패치의 성장

생성된 초기패치로부터 패치와 인접하면서 패치의 표면모델에 적합한 점들을 반복적으로 포함시키는 이른바 반복확장(Iterative Growing)이라는 과정을 통해 표면패치를 성장시킨다. 반복확장의 과정은 그림 3과 같으며 아래와 같은 네 가지의 주요 과정으로 구성된다.

- (1) Heap으로부터 초기패치를 선택하여 현재패치로 설정한다.
- (2) 현재패치와 가장 인접한 점을 검색한다.
- (3) 검색된 인접점이 현재패치에 포함여부를 결정을 위한 통계적 시험을 수행한다.
- (4) 만약 통계적 시험을 통과하면, 현재패치에 인접점을 포함시켜 성장시키고 속성을 갱신한다.

반복확장의 과정은 현재패치에 더 이상 인접한 점이 존재하지 않을 때까지 (2)-(4)과정을 반복한다.

첫 번째 과정은 현재 heap에 남아있는 초기패치들 중에서 가장 작은 근사오차를 가지며 이미 이전의 확장과정을 통해 성장된 다른 표면패치에 할당된 점을 포함하지 않는 초기패치를 선택한다. 또한 선택된 초기패치에 포함된 점이 연결된 모든 아크를 아크의 거리가 작은 것을 우선순위로 하는 아크 heap에 저장한다.

두 번째 과정은 아크 heap을 이용하여 현재패치에 인접하면서 거리가 가장 가까운 점을 검색한다. Heap에 포함된 아크는 두 개의 내부점(현재패치에 포함된 점)을 연결하거나 하나의 내부점과 하나의 외부점(현재패치에 포함되지 않은 점)을 연결한다. 외부점이 포함된 아크를 확보할 때까지 heap으로부터 길이가 작은 순서로 아크를 꺼낸다. 이 때 아크에 포함된 외부점은 바로 현재패치에 인접하면서 가장 가까운 점이 된다. 만약 heap이 비게 되면 더 이상 인접한 점이 없다는 것이기 때문에 확장을 종료한다.

세 번째 과정은 현재패치에 가장 인접한 점이 현재패치

와 일관적(consistent)인지를 가설검증을 통해 통계적으로 결정하는 것이다. 통계적 시험의 귀무가설(null hypothesis)은 “점이 현재패치의 표면에 존재한다.”이며 대립가설(alternative hypothesis)은 “점이 현재패치의 표면에 존재하지 않는다.”이다. 두 개의 가설을 수학적으로 표현하면 다음과 같다.

$$H_0: z_{n+1} = A_{n+1}\hat{\xi}_n \quad \text{vs.} \quad H_1: z_{n+1} \neq A_{n+1}\hat{\xi}_n \quad (1)$$

여기서 $\hat{\xi}_n$ 은 현재패치로부터 추정된 평면계수이다. $A_{n+1} = [x_{n+1} \ y_{n+1} \ 1]$ 은 현재패치에 포함여부의 시험대상인 인접점으로 인해 추가되는 설계행렬이다. $(x_{n+1}, y_{n+1}, z_{n+1})$ 는 시험 대상점의 좌표이다. 이 때 가설검증을 위한 실험 통계치인 T는 다음과 같이 계산된다.

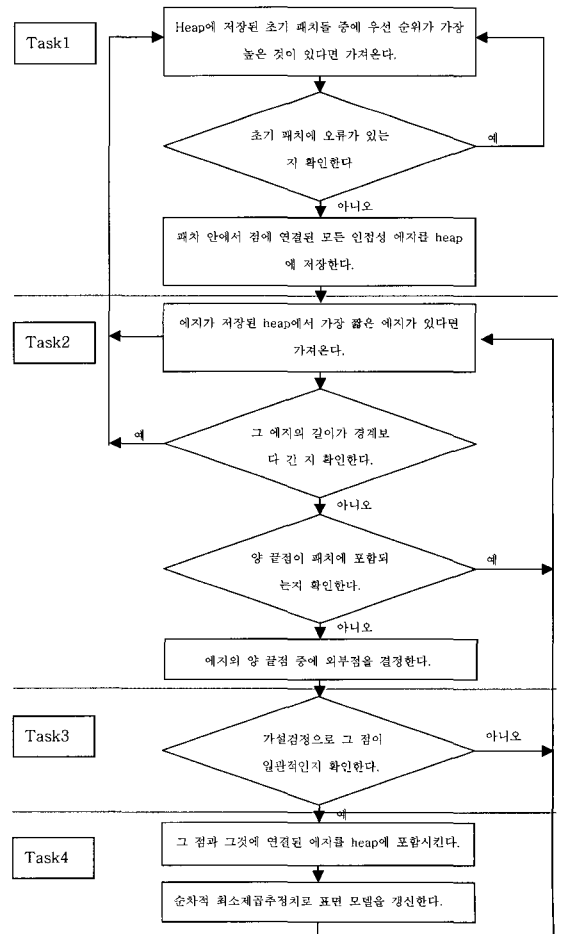


그림 3. 확장반복의 전 과정

$$T = \frac{(A_{n+1}\hat{\xi}_n - z_{n+1})^2}{(1 + A_{n+1}Q\{\hat{\xi}_n\}A_{n+1}^T)\sigma_{0,n}^2} \sim F(1, n-3) \quad (2)$$

여기서 $Q\{\hat{\xi}_n\}$ 은 현재패치의 평면변수의 공분산행렬이며, $\sigma_{0,n}^2$ 은 현재패치의 근사를 통해 추정된 분산요소이다. 모든 점의 좌표가 갖는 오차는 독립적이고 정규분포를 따른다는 가정하에서 만약 H_0 가설이 사실이면, T는 자유도가 $(1, n-3)$ 인 F-분포를 갖는다. 이 통계치를 바탕으로 주어진 제1종 과오(type I error)의 허용치 α 로 가설 검증을 실시한다.

마지막 단계는 순차적 최소제곱법(sequential least squares estimation)을 실시하여 새로운 점을 현재의 모델로 통합한 후 평면계수를 갱신하는 것이다.

갱신 전에 현재패치의 평면계수를 결정하기 위한 관측방정식은 아래와 같다.

$$Z_{(n)} = A_{(n)}\xi + e_{(n)}, \quad e_{(n)} \sim (0, \sigma_{0,n}^2 I_n) \quad (3)$$

여기서 관측값 벡터 $Z_{(n)}$, 설계행렬 $A_{(n)}$, 평면계수 $\xi_{(n)}$, 오차벡터 $e_{(n)}$ 은 아래처럼 표현된다.

$$Z_{(n)} \equiv \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix}, \quad A_{(n)} \equiv \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 \\ 1 & x_2 & y_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n \end{bmatrix}, \quad \xi_{(n)} \equiv \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix}, \quad e_{(n)} \equiv \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix} \quad (4)$$

관측방정식에 최소제곱법을 적용하여 아래와 같은 평면계수의 추정값 $\hat{\xi}_{(n)}$, 추정값의 분산공분산행렬 $Q\{\hat{\xi}_{(n)}\}$, 분산요소의 추정값 $\hat{\sigma}_{0,(n)}^2$ 을 계산할 수 있다.

$$\hat{\xi}_{(n)} = (A_{(n)}^T A_{(n)})^{-1} A_{(n)}^T Z_{(n)} \quad (5)$$

$$Q\{\hat{\xi}_{(n)}\} = (A_{(n)}^T A_{(n)})^{-1} \quad (6)$$

$$\hat{\sigma}_{0,(n)}^2 = \frac{(Z_{(n)} - A_{(n)}\hat{\xi}_{(n)})^T (Z_{(n)} - A_{(n)}\hat{\xi}_{(n)})}{n-3} \quad (7)$$

새로운 점을 포함시키면 패치의 평면계수가 달라지게 되는데 평면계수를 추정하기 위해 추가되는 관측방정식은 아래와 같다.

$$z_{n+1} = A_{n+1}\xi + e_{n+1}, \quad e_{n+1} \sim (0, \sigma_0^2) \quad (8)$$

기존의 관측방정식에 추가되는 관측방정식을 포함하여 전체 $n+1$ 개의 관측방정식에 최소제곱법을 적용하게 되면 계산이 너무 많아지는 단점이 있기 때문에 순차적 최소제

곱법을 이용한다. 순차적 최소제곱법으로 갱신된 평면계수의 추정값 $\hat{\xi}_{n+1}$, 갱신된 평면계수의 공분산 행렬 $Q\{\hat{\xi}_{n+1}\}$ 과 갱신된 분산요소(variance component) $\hat{\sigma}_{0,n+1}^2$ 은 다음처럼 나타난다.

$$\hat{\xi}_{(n+1)} = \hat{\xi}_{(n)} + \frac{Q\{\hat{\xi}_{(n)}\}A_{n+1}^T (Z_{n+1} - A_{n+1}\hat{\xi}_{(n)})}{(1 + A_{n+1}Q\{\hat{\xi}_{(n)}\}A_{n+1}^T)} \quad (9)$$

$$Q\{\hat{\xi}_{(n+1)}\} = Q\{\hat{\xi}_{(n)}\} - \frac{Q\{\hat{\xi}_{(n)}\}A_{n+1}^T A_{n+1} Q\{\hat{\xi}_{(n)}\}}{(1 + A_{n+1}Q\{\hat{\xi}_{(n)}\}A_{n+1}^T)} \quad (10)$$

$$\hat{\sigma}_{0,(n+1)}^2 = \hat{\sigma}_{0,(n)}^2 \frac{n-3}{n-2} + \frac{(z_{n+1} - A_{n+1}\hat{\xi}_{(n)})^T (z_{n+1} - A_{n+1}\hat{\xi}_{(n)})}{(n-2)(1 + A_{n+1}Q\{\hat{\xi}_{(n)}\}A_{n+1}^T)} \quad (11)$$

표면패치를 성장시킨 후에는 패치의 크기, 거칠기와 기하학적 형태에 대한 기준을 정하여 패치를 검사한다. 만약 패치가 기준을 만족하지 못하면 성장된 패치는 버려지며 패치에 포함된 점들은 다른 패치를 구성할 수 있게 된다. 기준은 다음과 같다.

- 크기(Size): 패치에 포함된 점의 개수 $> \eta_p$
- 거칠기(Roughness): $\hat{\sigma}_0^2 < \eta_v$
- 기하적 형태(Geometry) : 변수 근사에 이용되는 normal matrix의 조건의 수 $< \eta_{gg}$

3.4 패치경계의 계산

반복확장을 통해 생성된 개별의 표면패치는 비슷한 평면 계수를 나타내는 점의 집합으로 구성된다. 표면패치의 경계는 패치에 포함된 점의 군집이 나타내는 외형적인 형상을 의미한다. 패치의 경계는 평면계수와 더불어 패치를 명시적으로 서술하는 중요한 속성이다.

패치에 포함된 점들은 3차원 공간에 위치한 표면 상에 불규칙하게 분포되어 있는데 이러한 점의 군집이 갖는 외형적 형상을 계산하는 것은 많은 연구자들이 조사하였던 난해한 과제이다. 이를 위한 가장 대표적인 방법은 Convex Hull이라 불리는 모든 점들을 포함하는 최소의 볼록다각형(convex polygon)으로 외형적 형상을 나타내는 것이다 (Berg, 2000). 이 방법은 패치의 오목한 부분이나 구멍 뚫린 부분 등을 포함하는 실제 경계를 표현하는 데 한계가 있다. 오목한 부분과 뚫린 부분을 수용하기 위해 Richards 등(1977)은 “space filling hull”이라는 각각의 점을 중심으로 하는 일정한 크기의 원의 집합의 외곽선으로 경계를 계산하는 방법을 제시하였다. 이를 보완하여 Toussaint(1988)은 점의 불규칙한 분포에 의해 점과 점 사이의 간격이 달

라지는 것을 고려하기 위해 원의 반지름을 한 점과 이 점에 가장 가까운 점 사이의 거리의 절반으로 결정하였다.

본 연구에서는 Edelsbrunner 등(1983)이 제시한 “ α -shapes”을 이용하였다. α -shapes은 개념적으로는 space filling hull을 보다 일반화한 것으로서 지정된 α 값에 따라 다양한 세밀도를 갖는 경계의 모양을 나타낸다. 여기서 세밀도를 나타내는 α 값은 0에서 무한대의 값을 지정할 수 있다. α 값이 무한대일 경우는 convex hull과 동일하게 되며, 0인 경우는 경계선에 모든 점이 포함되게 된다. 또한, α 값과 무관하게 모든 α -shapes은 Delaunay triangulation(Berg, 2000)으로 구성되는 에지들의 부분집합으로 이루어지는 특징이 있다. 본 연구에서는 α 값을 점의 인접성을 결정하는 거리의 제곱에 비례하는 값으로 결정하였다.

4. 실험 및 결과

제안된 방법은 C++ 및 Standard Template Library(STL)을 이용하여 객체지향프로그램으로 구현된 완전 자동화된 시스템으로 구축하였다. 다양한 속성을 갖는 실측 항공 라이다 데이터를 구축된 시스템에 적용하여 제안된 방법을 검증하였다.

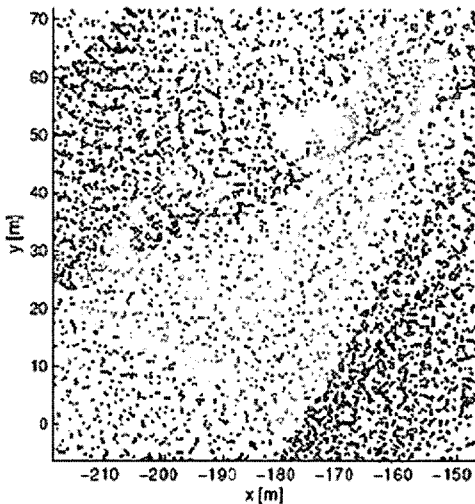
시험에 사용된 데이터는 미국 Ocean City(Csatho et al., 1998)의 데이터와 ISPRS Commission III, the Working Group III/3(Vosselman, 2002)에서 제공된 다양한 토지

이용과 밀도를 갖는 데이터를 이용하였다. 본 논문은 길이의 제약으로 인해 대표적인 하나의 데이터에 적용한 결과를 제시하고 있지만, 보다 다양한 데이터에 적용한 결과를 살펴보려면 Lee(2002)의 논문을 참조하면 된다.

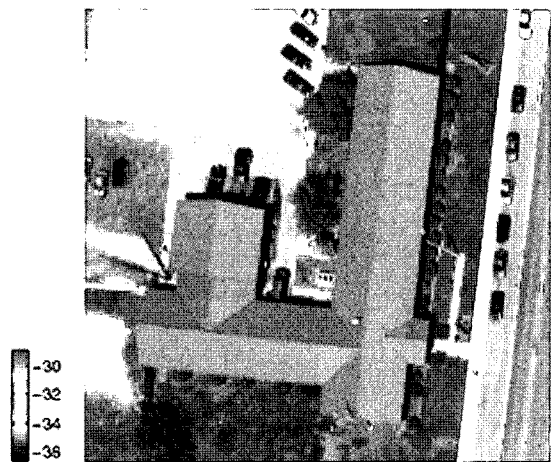
본 논문에서 제시한 입력 데이터는 그림 4에서 보는 바와 같이 도심지역의 데이터로써 복잡한 지붕구조를 갖는 건물, 건물에 인접한 나무, 주차장과 도로를 포함하고 있다. 전체 대상지역의 넓이는 $5,564\text{m}^2$ 이고, 4,633개의 점을 포함하여, 약 $0.83\text{점}/\text{m}^2$ 의 점밀도를 보인다.

첫 번째 과정으로 대상지역에 불규칙하게 분포한 점들에 2.5m를 임계값으로 2차원 및 3차원 인접성을 정의하였다. 2차원 인접성을 나타내는 38,796개의 에지, 3차원 인접성을 나타내는 35,964개의 에지가 정의되었다. 이로부터 2차원 인접성 에지중에 2,832개의 에지는 2차원으로만 인접한 “2D only” edge로 정의되었다.

두 번째 과정으로 인접한 7개의 점들을 상호적으로 가까운 순서대로 그룹핑하여 초기패치를 생성하였다. 그룹핑을 시작한 점의 위치에 따라 다양한 초기패치가 생성된다. 생성된 각각의 초기패치에 최소제곱법으로 평면을 근사하여 포함된 점들이 얼마나 평면에 유사한지를 나타내는 거칠기를 계산한다. 이어지는 반복 확장 과정에서 거칠기가 작은 순서대로 초기패치를 사용하게 되므로 거칠기가 초기패치의 가장 중요한 속성이다. 그림 5는 각각의 점을 시작점으로 그룹핑을 통해 생성한 초기패치의 거칠



(a) 높이에 따라 색상을 분류한 라이다 데이터의 2차원 표현



(b) 동일한 지역의 항공사진

그림 4. 시험데이터

기를 나타낸다. 거칠기의 정도에 따라 시작점의 색깔을 분류하여 표현하였다. 예상할 수 있듯이 건물의 경계 부근, 나무지역, 주차가 되어 있는 주차장 부근에서 생성된 초기패치의 거칠기가 크게 나타났음을 알 수 있다.

생성된 초기패치 중에서 거칠기가 작은 순서대로 선택하여 반복확장과정을 통해 성장시켜 표면패치를 생성한다. 예를 들어, 그림 6은 하나의 표면패치가 성장하는 과정을 보여주고 있다. 2257개의 점으로 이루어진 건물 주변의 주차장을 포함하는 지상면에서 추출된 패치이다. 그림에서 각각의 점이 나타내는 색깔은 패치를 성장시키는 과정에서 패치에 점을 포함시키는 순서를 나타낸다. 데이

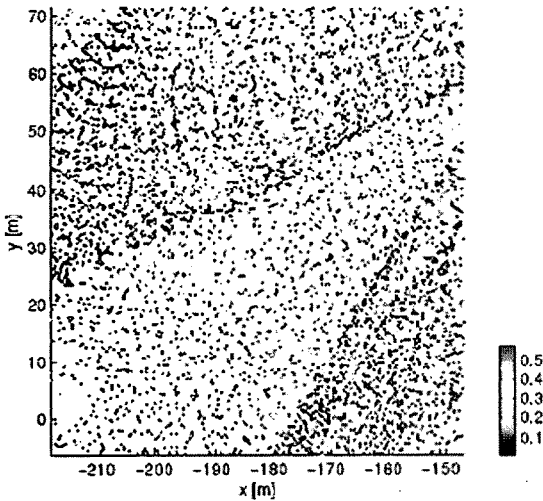


그림 5. 생성된 초기패치의 거칠기

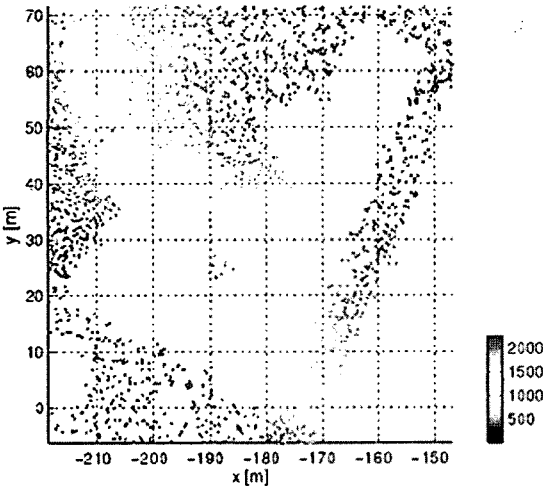


그림 6. 표면패치의 성장

터의 오른쪽 윗부분의 생성된 초기패치로부터 초기패치와 유사한 평면계수를 갖게 되는 점들을 포함시키면서 성장된 것이 그림에서 잘 나타난다. 특히, 건물, 나무, 도로 부분 등 상당히 다른 평면계수를 나타내는 점들이 효과적으로 제외된 것이 잘 나타난다.

최종적으로 분할된 표면패치는 그림 7과 같으며, 각각의 패치들에 포함된 점들과 경계를 나타내고 있다. 패치들은 구분할 수 있도록 6가지의 다른 색상으로 표현하였다. 패치 ID가 0에서 19를 갖는 전체 20개의 표면패치가 생성되었으며 각각의 패치에 포함된 점의 개수, 패치의 평면계수(a,b,c), 거칠기는 표 1과 같다.

전체 지역의 약 95%이상의 지역으로부터 패치들이 성공적으로 분할된 것을 그림 7로부터 알 수 있다. 분할된 표면패치에 포함된 점의 개수의 합은 4,180개로 전체 4,633개의 점 중에서 90% 이상이 표면패치로 분할된 것을 알 수 있다. 표면패치로 분할 되지 못한 점들은 예를 들어 주차장에 세워놓은 차의 표면에서 반사된 점들처럼 적어도 10개 이상의 인접한 점이 유사한 평면 계수를 공유하지 못하는 점들이다.

실제 표면이 평면과 유사한 건물의 지붕, 주차장, 도로 지역뿐만 아니라 나무지역에서도 패치(ID: 11, 14, 15, 16, 17, 19)가 분할되었다. 나무지역은 평면과 유사하지 않은 표면을 갖기 때문에 다른 지역에 비교하여 상당히 큰 약 0.2~0.3m의 거칠기를 갖는 표면패치로 분할되었다.

α -shapes 알고리즘으로 계산된 경계는 표면패치(ID:0)에서 볼 수 있듯이 오목한 부분과 뚫린 부분 등을 포함한

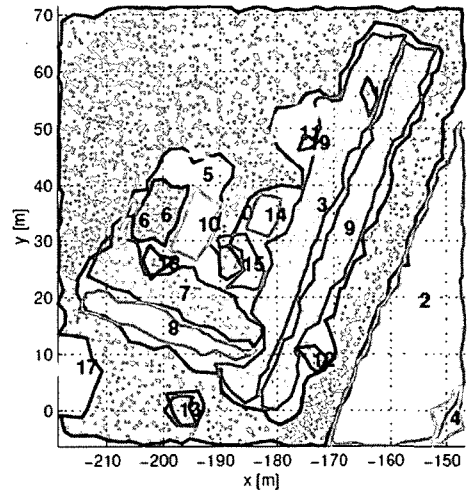


그림 7. 최종적으로 성장된 20개의 표면패치

표 1. 표면패치의 속성

ID	점의 개수	a	b	c	거칠기[m]
0	2257	-35.74	-0.002	-0.002	0.086
1	14	27.39	0.325	-0.082	0.019
2	746	-34.85	0.009	-0.005	0.098
3	317	9.94	0.216	-0.089	0.097
4	28	-36.83	-0.002	0.003	0.073
5	32	-38.93	-0.050	-0.133	0.044
6	103	19.48	0.227	-0.094	0.085
7	149	-39.46	-0.061	-0.151	0.193
8	85	-16.25	0.090	0.215	0.076
9	202	-72.19	-0.228	0.095	0.058
10	58	-75.40	-0.221	0.091	0.091
11	50	4.53	0.189	-0.060	0.306
12	15	-21.69	0.066	0.235	0.083
13	17	-35.84	-0.004	0.008	0.038
14	23	-96.53	-0.299	0.359	0.304
15	22	-45.36	-0.071	-0.097	0.318
16	22	-40.77	-0.017	0.118	0.242
17	17	-32.26	-0.026	-0.414	0.249
18	13	-24.04	0.015	-0.125	0.202
19	10	-18.12	0.088	0.071	0.220

점군집의 외형적 형상을 적절하게 표현하고 있다.

홍미롭게도 주차장과 도로면의 높이 차이가 크지 않음에도 불구하고 각각 서로 다른 패치(ID:0,2)로 구분된 것을 볼 수 있다. 이러한 결과는 패치를 반복확장을 통해 성장시키는 과정에서 각 점을 포함시킬 때마다 통계량을 갱신하였기 때문에 가능하였다. 이를 통해 이미 포함된 점들에 대한 평면근사오차의 크기에 종속적으로 새로운 점의 포함여부를 결정하는 통계적 시험의 임계값이 결정된다. 패치를 성장시키는 과정이 지속적으로 갱신된 임계값 이하의 동일한 변수를 가지는 점을 포함하도록 설계하였다.

지속적으로 갱신되는 임계값을 사용하는 방법은 고정된 임계값을 사용하는 다른 방법들과 비교하였을 때 더 좋은 분할의 결과를 생성한다. 예를 들어 일부 연구자들은 Hough Transform과 같은 Voting 방법을 이용하여 평면을 분할하였다(Maas 등, 1999). 이 연구에서는 세 가지 평면계수의 범위를 설정하고 격자화하여 3차원 배열을 수립한 후 모든 점에 대해 각각의 점이 가질 수 있는 평면계수에 해당하는 모든 cell에서 voting을 수행한다. 상

대적으로 Voting의 크기가 큰 배열로부터 평면패치를 분할한다. 이러한 방법은 균일한 cell의 크기를 설정하기 때문에 고정된 임계값을 사용하게 되며 이에 따라 아주 작은 차이의 변수를 가지는 평면을 구분하지 못하고, 큰 거칠기를 가지는 평면도 분할하지 못하는 단점이 있다.

평면 계수의 차이가 미세하더라도 계수에 할당된 불확실성 또한 충분히 작으면 평면은 통계적으로 차별화될 수 있다. 본 연구는 이러한 원리를 분할 방법에 적용하여 패치를 반복확장하는 과정에서 패치의 통계량을 순차적최소제곱법에 의해 효율적으로 갱신하고 이를 통해 결정되는 가변적인 임계값을 사용하였다.

5. 결 론

본 연구는 항공 라이다 측량으로 취득된 3차원 점의 집합을 자동으로 분할(segmentation)하여 표면패치를 자동으로 구성하는 효율적인 방법을 제안하고, 이를 실측 데이터에 적용하여 제안된 방법의 성능을 검증하였다.

제안된 분할 방법은 3차원 점간의 인접성을 수립하고, 소량의 인접점을 그룹핑하여 초기패치(seed patch)를 생성하고, 초기패치의 성장을 통해 표면패치(surface patch)를 생성하는 과정으로 구성된다. 본 연구를 통해 불규칙하게 분포한 점들에 인접성을 정의하고 점군집의 외형적 형상을 계산하는 다양한 방법을 검토하고 라이다 데이터에 적합한 방법을 제시하였다. 제안된 분할 방법은 인접점 검색과 초기패치 선택에 있어 “Priority Heap”을 이용하고, 반복확장과정에 있어서 순차적최소제곱법을 적용함을 통해 계산의 효율성이 높은 방법을 개발하였다. 또한, 반복확장과정에서 점의 포함여부를 결정하는 임계값을 통계적 분석을 기반으로 설정하는 방법을 제시하였고, 임계값을 가변적으로 설정해 기존의 고정된 임계값을 사용하는 방법이 갖는 단점을 보완하였다.

본 연구에서 제안한 분할 방법을 통해 대용량 3차원 점으로 구성되는 라이다 데이터는 보다 명시적이고 강인한(robust) 표현 형태인 표면 패치의 집합으로 변환할 수 있다. 라이다 데이터를 표면패치의 집합으로 표현하는 중간 처리 과정을 통해 보다 응용 중심적 처리 단계인 빌딩 추출과 같은 객체 인식의 문제를 보다 효과적으로 해결할 수 있다.

본 연구의 향후 과제로는 제안된 분할 방법을 다양한 특징과 범위를 가진 입력 데이터를 가지고 육안 검사를

통한 정성적 분석뿐만 아니라 수동으로 분할한 결과와의 비교를 통한 정량적 분석을 수행하는 것과 항공사진영상, 다중분광 영상, GIS데이터 등 이종 데이터와의 융합을 통해 분할의 결과를 개선하는 것, 분할의 결과로 생성된 표면패치의 집합을 DEM생성, 건물의 추출, 변화탐지 등과 같은 과정에 적용하는 것이 있다.

감사의 글

본 연구는 2004년도 서울시립대학교에서 지원한 교내 학술연구조성비로 수행되었습니다. 이에 깊은 감사를 드립니다. 또한, 논문의 편집과 교정에 많은 도움을 준 서울시립대학교 최경아 연구원에 감사 드립니다.

참고문헌

김형태, 심용운, 박승룡, 김용일 (2002), LIDAR 데이터를 이용한 수치정사사진의 제작, 한국측량학회지, 제20권, 제2호, pp. 137-143.

유환희, 김성삼, 정동기, 홍재민 (2005), LIDAR 자료를 이용한 DTM 생성 정확도 평가, 한국측량학회지, 제23권, 제3호, pp. 261-272.

이동천, 염재홍 (2005a), LiDAR 데이터를 이용한 수치지도의 건물 및 등고선 레이어 생성, 한국측량학회지, 제23권, 제3호, pp. 313-322.

이동천, 염재홍 (2005b), LiDAR 데이터 분할과 지붕형태 분석에 의한 건물 모델링, 대한토목학회논문집, 제25권, 제6D호, pp. 921-928.

조우석, 좌윤석, 이영진 (2003), 항공 레이저스캐닝 데이터를 이용한 건물 자동추출, 대한토목학회논문집, 제23권, 제5D호, pp. 727-733.

한동엽, 조영욱, 김용일, 유기운 (2003), LiDAR 데이터의 점밀도에 따른 지물의 3D 모델링, 대한토목학회논문집, 제23권, 제5D호, pp. 711-717.

한수희, 김용일, 유기운 (2003), LiDAR 반사강도와 DSM을 이용한 토지피복 분류에 관한 연구, 대한토목학회논문집, 제23권, 제1D호, pp. 107-114.

Ahuja, N. and Tuceryan, M. (1989), Extraction of early perceptual structure in dot patterns: integrating region, boundary, and component gestalt, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 48, No. 3, pp. 304-356.

Berg, M. d. (2000), *Computational geometry : algorithms and applications*, 2nd Edition. Springer, Berlin ; New York.

Boyer, K. L., Mirza, M. J. and Ganguly, G. (1994), The robust sequential estimator: a general approach and its application to surface or gainzation in range data, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 10, pp. 987-1001.

Chaudhuri, B. B. (1996), A new definition of neighborhood of a point in multidimensional space. *Pattern Recognition Letters*, Vol. 17, No. 1, 11-17.

Chen, L.-H. and Lin, W.-C. (1997), Visual surface segmentation from stereo, *Image and Vision Computing*, Vol. 15, No. 2, 95-106.

Csatho, B., Krabill, W., Lucas, J. and Schenk, T. (1998), A multisensor data set of an urban and coastal scene, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 32, No. 3/2, pp. 26-31.

Edelsbrunner, H., Kirkpatrick, D. G. and Seidel, R. (1983), On the shape of a set of points in the plane, *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 29, No. 4, pp. 551-559.

Fitzgibbon, A. W., Eggert, D. W. and Fisher, R. B. (1997), High-level CAD model acquisition from range images, *Computer Aided Design*, Vol. 29, No. 4, pp. 321-330.

Haala, N. and Brenner, C. (1999a), Extraction of buildings and trees in urban environments, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 54, No. 2-3, pp. 130-137.

Haala, N. and Brenner, C. (1999b), Virtual city models from laser altimeter and 2D map data, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 65, No. 7, pp. 787-795.

Hoffman, R. and Jain, A. K. (1987), Segmentation and classification of range images, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 9, No. 5, pp. 608-620.

Hoover, A., Jean-Baptiste, G., Jiang, X., Flynn, P. J., Bunke, H., Goldgof, D. B., Bowyer, K., Eggert, D. W., Fitzgibbon, A. and Fisher, R. B. (1996), An experimental comparison of range image segmentation algorithms, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 18, No. 7, pp. 673-689.

Koster, K. and Spann, M. (2000), MIR: an approach to robust clustering application to range image segmentation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No. 5, pp. 430-444.

Kraus, K. and Rieger, W. (1999), Processing of laser scanning data for wooded areas, *Photogrammetric Week*, Institute for Photogrammetry, University of Stuttgart, Stuttgart, Germany, pp. 221-231.

Lee, D.-C., Yom, J.-H., Kwon, J.-H. and We, G.-J. (2002), 3-Dimensional Building Reconstruction with Airborne LiDAR Data, *Korean Journal of Geomatics*, Vol. 2, No. 2, pp.123-130.

Lee, I. (2002), *Perceptual Organization of Surfaces*, PhD Dissertation, The Ohio State University, Ohio, USA.

Maas, H. G. 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.

Murakami, H., Nakagawa, K., Hasegawa, H., Shibata, T. and Iwanami, E. (1999), Change detection of buildings using an airborne laser scanner, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 54, No. 2-3, pp. 148-152.

Richards, F. M. and Mullins, L. J. (1977), Areas, volumes,

- packing, and protein structure, *Annual Review of Biophysics and Bioengineering*, Vol. 6. pp. 151-76.
- Sonka, M., Hlavac, V. and Boyle, R. (1999), Image processing, analysis, and machine vision, 2nd Edition. PWS Pub., Pacific Grove, CA, USA.
- Toussaint, G. T. (1988), A graph-theoretical primal sketch, *Computational Morphology*, pp. 229-260.
- Vosselman, G. (2002), ISPRS test on extracting DEMs from point clouds: a comparison of existing automatic filters. <http://www.geo.tudelft.nl/frs/isprs/filtertest/>.
- Yang, M. and Lee, E. (1999), Segmentation of measured point data using a parametric quadric surface approximation, *Computer Aided Design*, Vol. 31, No. 7, pp. 449-457.
-
- (접수일 2006. 2. 28, 심사일 2006. 3. 10, 심사완료일 2006. 3. 20)