

## 항공레이저측량 자료의 스캔라인 특성을 활용한 건물 포인트 분리에 관한 연구

### A Study on Segmentation of Building Points Utilizing Scan-line Characteristic of Airborne Laser Scanner

한수희\* · 이정호\*\* · 유기윤\*\*\* · 김용일\*\*\*\* · 이병길\*\*\*\*\*

Han, Soo Hee · Lee, Jeong Ho · Yu, Ki Yun · Kim, Yong Il · Lee, Byung Kil

#### 要　　旨

본 연구는 항공레이저스캐너의 스캔라인 특성을 활용하여 건물 포인트를 효율적으로 분리하는 것을 목표로 한다. 포인트 간의 고도 유사성 및 인접성을 기준으로 포인트들을 분류하였으며, 분류 대상 클래스의 탐색 범위를 소수의 스캔라인으로 제한함으로써 분류가 진행됨에 따라 분류 속도가 저하되는 현상을 방지하였다. 또한 건물의 형태 및 스캔라인의 특성으로 인해 동일 개체가 두 개 이상의 클래스로 분리되는 현상을 감지하고 하나의 클래스로 통합하는 기능도 구현하였다. 결과적으로 개별 건물, 옥탑과 같은 부속 건물, 비건물 포인트를 동시에 분리할 수 있었다.

핵심용어 : 항공레이저스캐너, 라이다, 스캔라인, 건물 포인트 분리

#### Abstract

The goal of this study is to segment building points effectively utilizing scan-line characteristics of airborne laser scanner. Points are classified as to their altitude similarity and adjacency with other classified points, and point searching range for the classification is restricted within some number of scan-lines, preventing classification speed from lowering as the process goes on. Besides, we detected wrong discrimination of one object into more than two classes, then integrated them into a single class. Consequently we could discriminate points of each building from others, its annexes and none building points simultaneously.

Keywords : Airborne laser scanner, LiDAR, Scan-line, Building point segmentation

## 1. 서　　론

항공레이저스캐너로부터 취득한 포인트의 표고 정보로부터 3차원 공간 정보체계를 구축하기 위해서는 건물 및 비건물 개체 포인트의 분리가 필수적이다. 그러나 항공레이저스캐너 자료는 불규칙한 분포의 방대한 3차원 포인트 좌표로 구성되어 있어 원하는 좌표의 표고를 취득하여 분석을 수행하기 위해서는 래스터 표고 모델이나 pseudo grid와 같은 형태로의 자료 구조 변환이 필요하다.

래스터 표고 모델의 경우 포인트의 표고 정보를 정규 격자 형태로 보간한 것으로서, 특정 좌표의 표고 정보 검색이 용이하므로 다양한 종류의 보풀로지 필터(mor-

phological filter)의 적용을 통해 개체를 분리할 수 있다 (김형태, 2001; Franz Rottensteiner와 Christian Briese, 2002; Tim Haithcoat 등). 그러나 레스터 생성을 위한 보간 과정에서 정보의 왜곡 현상이 발생할 수 있으며, 특히 건물과 같은 개체의 외곽선이 모호해지는 단점이 있을 수 있다.

Pseudo grid(좌윤석, 2003)는 포인트의 표고 정보를 그대로 유지하면서 정규격자의 좌표 검색 기능을 제공하는 특별한 형태의 자료구조로서, 메모리상의 가상 정규 격자 셀에 포인트를 저장해 놓고 원하는 좌표의 셀에 속해 있는 포인트를 추출하여 사용할 수 있도록 한 것이다.

기존의 여러 관련 연구들이 위의 두 가지 범주에서 수

2005년 11월 28일 접수, 2005년 12월 9일 채택

\* 서울대학교 공과대학 지구환경시스템공학부 박사과정 (scivile2@snu.ac.kr)

\*\* 서울대학교 공과대학 지구환경시스템공학부 박사과정 (ilome@hanafos.com)

\*\*\* 정회원, 서울대학교 공과대학 지구환경시스템공학부 조교수 (kiyun@snu.ac.kr)

\*\*\*\* 서울대학교 지구환경시스템공학부 부교수 (yik@snu.ac.kr)

\*\*\*\*\* (주) 타스테크 (basil@tastech.co.kr)

행되었으며 분류 정확도 향상을 위해 항공레이저측량 부가 정보(한수희, 2001; Abdullatif Alharthy and James Bethel, 2002), 항공 또는 위성 사진(G. Sohn, and I. Dowman, 2003), 수치 지도 등을 함께 이용한 경우도 있었다. 그러나 대부분의 경우 개별 건물과 부속 건물, 비지면 포인트의 분리를 동시에 수행할 수 없었다.

본 연구에서는 위와 같은 자료 구조 재구성 작업 없이, 원시 항공레이저스캐너 포인트 자료로부터 인식 가능한 스캔라인 정보를 이용하여 효율적인 포인트의 분류를 수행하였다. 분류의 기준은 포인트 간의 고도 유사성 및 인접성이며, 스캔라인의 특성을 최대한으로 이용하기 위해 단일 스트립에 대해서만 적용을 하였다. 일부 건물의 특수한 형태와 스캔라인의 특성으로 인해 하나의 건물이 두 개 이상의 클래스로 분리되는 현상이 발생할 수 있으나, 이를 자동으로 감지하여 하나의 클래스로 통합시키는 기능도 구현하였다. 결과적으로 개별 건물과 비건물 포인트의 분리는 물론 육탑 등의 부속 건물 포인트 분리를 동시에 수행할 수 있었다. 본 연구에서 제안한 건물 포인트 분리 방식의 대략적인 구성은 그림 1과 같다.

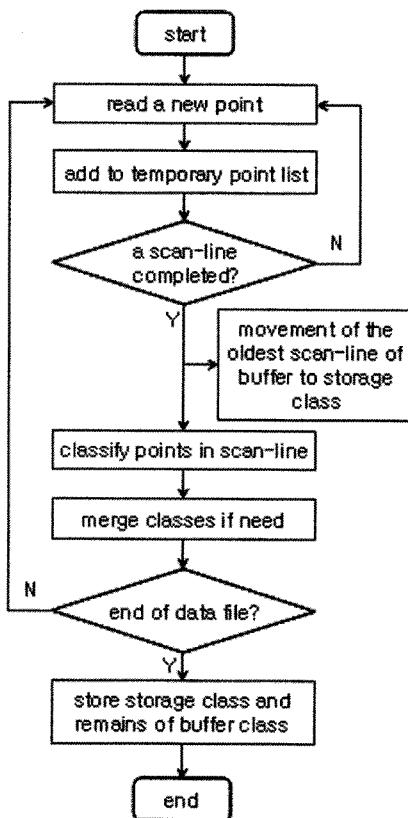


그림 1. 제안된 건물 포인트 분리 방식

## 2. 스캔라인(scan-line)의 인식

전처리 단계로서 포인트를 스캔라인 단위로 분리하여 포인트마다 해당 스캔라인 ID 정보를 저장시킨다. 일반적으로 항공레이저스캐너는 횡 방향으로 왕복운동하며 포인트의 측량을 수행하고 그 순서대로 정보를 기록한다. 즉, 포인트의 자취가 일정 방향으로 진행하다가 스캐너의 FOV(Field of View)에 이르러 반대 방향으로의 진행을 시작하게 되면 하나의 스캔라인이 종료되고 새로운 스캔라인이 시작된다(그림 2).

스캔라인의 시작과 끝은 연속된 두 개의 자취 벡터를 통해 판별할 수 있다. 즉, 연속한 세 포인트  $p_1, p_2, p_3$ 에 대하여, 두 벡터  $\overrightarrow{p_1p_2}, \overrightarrow{p_2p_3}$ 의 사이각  $\theta$ 가 둔각일 경우  $p_2$ 를 새로운 스캔라인의 시작으로 인식한다. 그러나 건물의 옆면 포인트 또는 뛰는 포인트의 영향으로 인하여 새로운 스캔라인의 시작으로 잘못 인식되는 경우가 발생할 수 있다. 따라서 새로운 스캔라인의 종료 및 시작 벡터의 전-후 벡터들의 관계도 함께 검토하여 정확도를 높인다. 예를 들어,  $p_3$ 가 새로운 스캔라인의 시작 후보 포

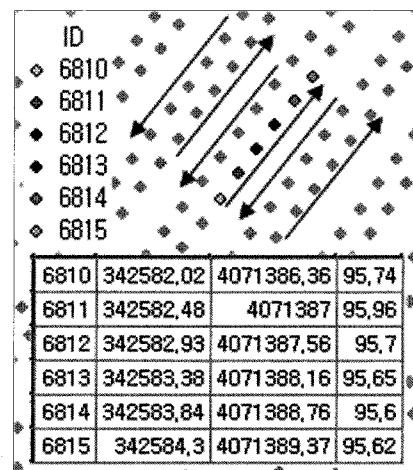


그림 2. 스캔라인의 형태

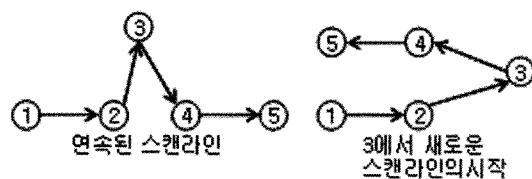


그림 3. 스캔라인의 인식 예

인트일 경우 두 벡터  $\overrightarrow{p_1p_2}$ ,  $\overrightarrow{p_4p_5}$ 의 사이각도 둔각을 이루는지의 여부를 확인한다(그림 3).

### 3. 포인트의 분류

#### 3.1 분류방식

최초로 분류자에 입력된 포인트는 새로이 생성된 클래스에 할당되고 이후로 입력되는 포인트들은 이전에 생성된 클래스의 멤버 포인트들과 고도 차이 및 유클리디언 거리 평가를 통해 해당 클래스로의 분류 여부가 결정된다. 만약 분류될 클래스가 존재하지 않을 경우 해당 포인트를 위한 새로운 클래스가 생성된다. 즉, 모든 신규 포인트( $p_{\text{new}}$ )에 대하여 그림 4와 같은 분류 루틴을 적용한다.

여기서,  $\text{dist}(p_x, p_y)$ 와  $\text{alt\_dif}(p_x, p_y)$ 는 각각 포인트  $p_x$ 와  $p_y$ 의 유클리디언 거리 및 고도차이를 나타낸다.  $t_d$ 와  $t_a$ 는 각각 포인트간 거리와 고도차이 임계치로서, 이들을 정할 명확한 기준은 없으나  $t_d$ 의 경우 평균 포인트 밀도보다 작은 값을,  $t_a$ 의 경우 건물 지붕과 지면간의 최소 높이차보다 작은 값을 선택한다.

#### 3.2 오 분리 클래스의 인식과 병합

스캔라인의 진행 방향과 특별한 형태의 다른 클래스에 의하여 하나의 클래스가 두 개 이상의 클래스로 분리되는 경우가 발생할 수 있다. 즉, 그림 5에서와 같이 포인트  $p_a$ 는 클래스 A로 분류되어야 하나 스캔라인의 진행 방향과 클래스 B로 인하여 고립되어 새로운 클래스 A'로 할당된다. 이후의 포인트들은 스캔 방향에 의하여 클래스 A나 클래스 A'로 나뉘어 분류된다.

이와 같은 단점을 보완하기 위하여, 신규 포인트의 분류 적합 클래스가 결정되어도 다른 클래스들에 대한 분

류 가능성 검사를 계속한다. 만약 신규 포인트가 두 개 이상의 클래스로 분류 가능할 경우 해당 클래스들을 동일한 클래스로 인식하고 병합한다. 즉, 그림 4에서와 같이 신규 포인트  $p_{\text{new}}$ 가 클래스 A와 클래스 A'의 멤버 포인트와의 고도유사성 및 인접조건을 만족할 경우 클래스 A와 A'를 동일 클래스로 인식하고 병합한다.

#### 3.3 효율적 분류를 위한 탐색 영역의 제한

본 연구에서 제시한 포인트 분류 방식에서는 신규 포인트가 특정 클래스로 분류 가능하더라도 오 분리 클래스의 인식을 위해서 나머지 클래스의 모든 멤버 포인트와의 고도 유사성 및 인접성을 검사해야 한다. 따라서 분류가 진행됨에 따라 클래스의 수와 각 클래스의 멤버 포인트의 수가 증가하므로 분류 속도가 저하될 수밖에 없다(그림 6).

그러나 이와 같은 단점을 스캔라인의 특성을 이용하여 극복할 수 있다. 즉, 신규 포인트가 여러 개의 스캔라인을 사이에 둔 다른 스캔라인의 멤버 포인트와의 인접성을 만족시킬 확률이 낮은 반면, 인접 스캔라인의 멤버 포인트와 인접 조건을 만족할 확률이 높다는 점을 이용하여 분류를 위한 탐색 영역을 제한시킬 수 있다(그림 7).

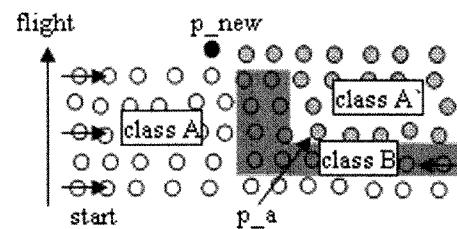


그림 5. 오 분리 클래스의 인식

```

for every class n
    for every point p_i (p_i ∈ class n)
    {
        if (dist(p_new, p_i) < t_d
            and alt_dif(p_new, p_i) < t_a)
        {
            classify p_new into class n
        }
    }
    if not classified
    {
        create new class n+1
        allocate p_new to class n+1
    }
}

```

그림 4. 분류 루틴

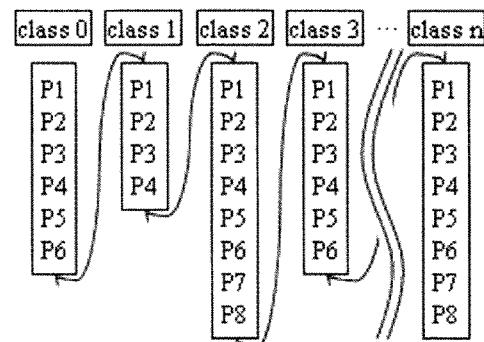


그림 6. 비효율적인 클래스 탐색 방식

이를 위하여 각 클래스를 버퍼(buffer) 클래스와 저장(storage) 클래스로 분리한다. 버퍼 클래스는 분류된 포인트들을 일시적으로 저장하며 신규 포인트들의 분류를 위한 탐색 영역으로 사용된다. 분류가 진행됨에 따라 스캔라인 수가 증가하여 주어진 스캔라인 임계치( $t_{pf}$ )를 초과하면 버퍼 클래스의 가장 오래된 스캔라인에 포함된 포인트들이 저장 클래스로 옮겨진다. 예를 들어, 그림 8에서와 같이 버퍼 클래스에 포함된 스캔라인 수가 4가 되면 스캔라인 n에 포함된 포인트들이 저장 클래스로 이동된다.

따라서 분류를 위한 탐색 영역이 고정된 수의 스캔라인으로 제한되므로 분류가 진행되더라도 탐색 클래스와 멤버 포인트의 수가 일정 선에서 유지됨으로써 분류 속도가 저하되지 않는다.

$t_{pf}$ 의 값은 스캔라인이 오분리 되는 경우를 대비하여 비교적 여유 있는 값(10~15)으로 정한다.

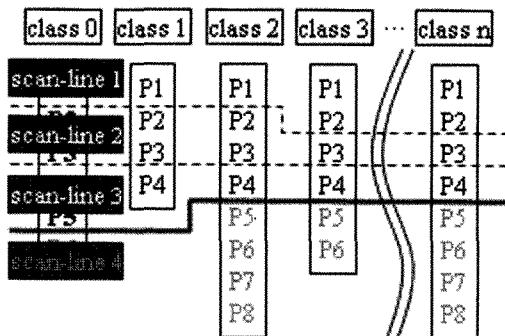


그림 7. 스캔라인에 의한 탐색 영역 제한

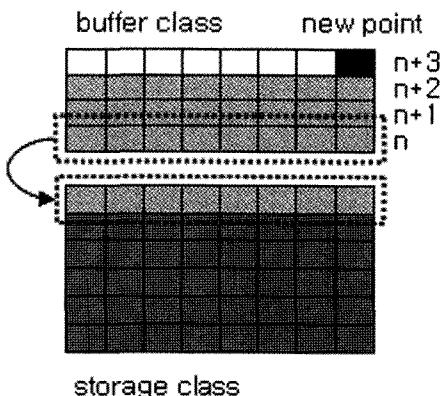


그림 8. 버퍼클래스와 저장클래스( $t_{pf} = 3$ 인 경우)

#### 4. 실험 및 결과 분석

본 연구에서 제시한 알고리즘을 연립주택 지역과 아파트 지역에 대하여 적용하였다. 대상지 1은 높이 10m 이하의 연립 주택들이 밀집한 지역으로써 주택들의 지붕은 평평한 형태와 사면 형태가 혼재되어 있다(그림 9). 대상지 2는 높이 30m 내외의 고층 아파트가 산재한 지역으로써 각 아파트의 옥상에는 7~8m 높이의 엘리베이터실이 존재한다(그림 11).

두 대상지에 대한 항공레이저측량 자료의 제원과 분류를 위한 파라미터는 표 2와 같다. 대상지 1, 2에 대하여 고도차이 임계치( $t_a$ ) 및 스캔라인 임계치( $t_{pf}$ )를 다르게 적용한 이유는 다음과 같다. 즉, 대상지 1의 경우 건물과 건물 주변의 비건물 개체의 고도 차이가 많이 나지 않으므로 작은  $t_a$ 를 적용했으며, 대상지 2의 경우 고층 건물에 의하여 스캔라인이 잘못 나뉘는 경우가 발생할 수 있으므로 비교적 큰 값의  $t_{pf}$ 를 적용하였다.

적용 결과 두 대상지가 실제 존재하는 건물보다 매우 많은 수의 클래스로 분류되었음을 확인할 수 있다. 그러나 이는 자동차, 수목의 일부, 기타 소형 인공 구조물 등으로 구성된 군소클래스의 영향에 의한 것으로서, 대상지 1의 경우 포인트의 개수가 10개 미만인 군소클래스의 포인트가 차지하는 비율이 전체의 5%이며(표 4), 대상지 2의 경우 아파트나 엘리베이터실과 같은 개체를 단독적

표 1. 각 대상지별 자료의 제원

대상지 1		
대상지역	가로	약 88m
	세로	약 97m
레이저포인트	포인트 수	11,419개
	점밀도	약 1.3개/m <sup>2</sup>
실험 설정 값	$t_d$	2m
	$t_a$	1m
	$t_{pf}$	10
대상지 2		
대상지역	가로	약 214m
	세로	약 224m
레이저포인트	포인트 수	71,848개
	점밀도	약 1.5개/m <sup>2</sup>
실험 설정 값	$t_d$	2m
	$t_a$	2m
	$t_{pf}$	15

**표 2. 대상지 1의 분류 결과 분석**

대상지 1				
	클래스 수	포함된 포인트 수		
포인트 10개 미만 클래스	236	79%	581	5%
포인트 10개 이상 클래스	61	21%	10,838	95%
합	297	11,419		



그림 9. 대상지 1의 항공사진

**표 3. 대상지 1의 분류 결과 분석**

대상지 2				
	클래스 수	포함된 포인트 수		
포인트 50개 미만 클래스	836	95%	581	3%
포인트 50개 이상 클래스	44	5%	69,960	97%
합	880	71,848		

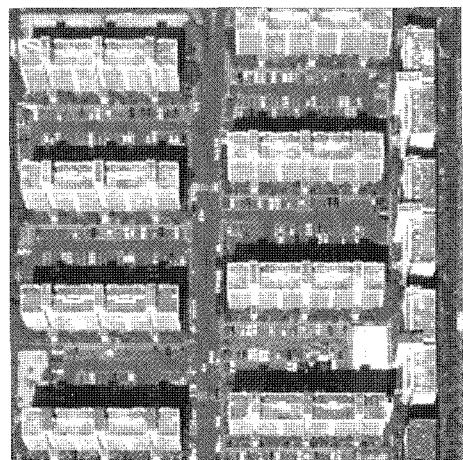


그림 11. 대상지 2의 항공사진

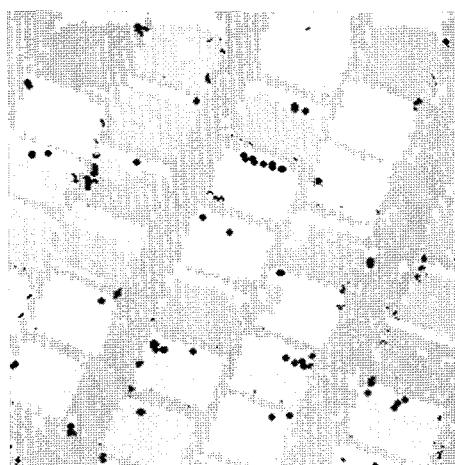


그림 10. 대상지 1의 분류 결과 영상

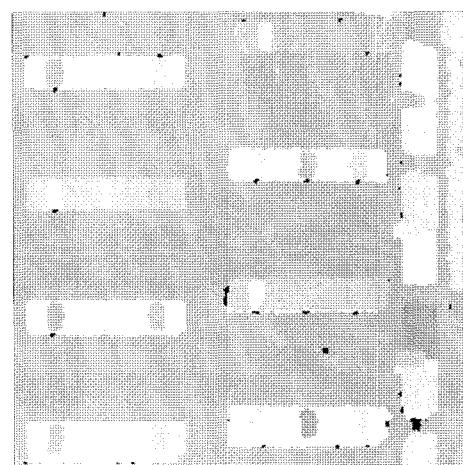


그림 12. 대상지 2의 분류 결과 영상

으로 구성할 수 없는 50개 미만의 포인트로 구성된 군소 클래스의 포인트가 차지하는 비율이 전체의 3%이다(표 5).

추출된 건물 클래스와 군소 클래스의 멤버 포인트(검정색으로 표현)의 분포 형태는 그림 10, 그림 12와 같다.

결과적으로 대부분의 건물과 옥탑 등이 추출되었으며 군소 클래스를 제거하더라도 각 클래스의 형태를 크게 헤치지 않음을 확인할 수 있었다. 기존의 여러 관련 연구에서는 건물과 비건물 포인트의 분리 후 개별 건물간의 분리 및 레이블링이 후처리 과정을 통해 수행되었으나 본 연구에서는 이와 같은 작업을 단일 과정을 통해 수행할 수 있었다. 처리 성능 면에서, 70,000여개의 포인트를 처리하는데 약 7초(P4 2.8GHz 수준의 CPU)의 시간이 소요되었으며, 분리된 포인트의 좌표와 클래스 ID를 단순히 저장하기 위하여 메모리의 사용율이 증가하였을 뿐 처리 면에서는 버퍼클래스를 저장하기 위한 적은 크기의 메모리만이 사용되었다.

## 5. 결 론

본 연구에서는 항공레이저스캐너의 스캔라인 특성을 활용하여 개별 건물, 옥탑과 같은 부속 건물, 비건물 포인트를 동시에 분리하였다. 항공레이저스캐너의 포인트 클라우드의 처리 효율성을 높이기 위한 특별한 자료체계(레스터, 가상격자 등)로의 변환 과정을 생략하고도 비교적 빠른 속도와 적은 메모리의 사용으로 포인트 분리를 수행할 수 있었다. 이를 위하여 포인트 간의 고도 유사성 및 인접성을 기준으로 포인트들을 분류하였으며, 분류 대상 클래스의 탐색 범위를 소수의 스캔라인으로 제한함으로써 분류가 진행됨에 따라 분류 속도가 저하되는 현상을 방지하였다. 또한 건물의 형태 및 스캔라인의 특성으로 인해 동일 개체가 두 개 이상의 클래스로 분리되는 현상을 감지하고 하나의 클래스로 통합하는 기능도 구현하였다.

알고리즘 적용 결과 실존 건물보다 매우 많은 수의 클래스가 생성되었지만 대부분의 건물과 옥탑 등이 추출되었으며 군소 클래스를 제거하더라도 각 클래스의 형태를 크게 헤치지 않음을 확인할 수 있었다.

## 감사의 글

본 연구에 대한 공학연구소의 지원에 감사드리며, 본 연구의 수행에 필요한 LiDAR 데이터와 항공사진을 제공해주신 (주)한진정보통신에 감사드립니다.

## 참고문헌

1. 김형태, 2001, GIS 건물레이어 자동구축을 위한 LiDAR 데이터와 항공사진의 융합, 박사학위논문, 서울대학교
2. 좌윤석, 2003, 항공 레이저 스캐닝 데이터를 이용한 건물 자동 추출에 관한 연구, 석사학위논문, 인하대학교
3. 한수희, 2002, LiDAR 반사강도와 고도 자료를 이용한 토지피복 분류에 관한 연구, 석사학위논문, 서울대학교
4. Abdullatif Alharthy and James Bethel, 2002, "Heuristic Filtering and 3D Feature Extraction from LiDAR Data", Proceedings of the ISPRS Commission III Symposium
5. Franz Rottensteiner and Christian Briese, 2002, A New Method for Building Extraction in Urban Areas from High-Resolution LiDAR Data, Proceedings of the ISPRS Commission III Symposium
6. G. Sohn and I. Dowman, 2003, Building Extraction Using LIDAR DEMs and IKONOS Images, Proceedings of the ISPRS working group III/3 workshop
7. Tim Haithcoat, Mr. Wenbo Song and James Hipple, 2001, Automated Building Extraction and Reconstruction from LiDAR Data, LiDAR R&D Program for NASA/ICREST Studies Project Report 09/16/01, NASA