

중심신경망을 이용한 3차원 선소의 군집화에 의한 위성영상의 3차원 건물모델 재구성

우동민[†] · 박동철 · 호하이느웬 · 김태현

명지대학교 전자공학과

Reconstruction of 3D Building Model from Satellite Imagery Based on the Grouping of 3D Line Segments Using Centroid Neural Network

Dong-Min Woo[†], Dong-Chul Park, Hai-Nguyen Ho and Tae-Hyun Kim

Department of Electronics Engineering, Myongji University

Abstract : This paper highlights the reconstruction of the rectilinear type of 3D rooftop model from satellite image data using centroid neural network. The main idea of the proposed 3D reconstruction method is based on the grouping of 3D line segments. 3D lines are extracted by 2D lines and DEM (Digital Elevation Map) data evaluated from a pair of stereo images. Our grouping process consists of two steps. We carry out the first grouping process to group fragmented or duplicated 3D lines into the principal 3D lines, which can be used to construct the rooftop model, and construct the groups of lines that are parallel each other in the second step. From the grouping result, 3D rooftop models are reconstructed by the final clustering process. High-resolution IKONOS images are utilized for the experiments. The experimental results indicate that the reconstructed building models almost reflect the actual position and shape of buildings in a precise manner, and that the proposed approach can be efficiently applied to building reconstruction problem from high-resolution satellite images of an urban area.

Key Words : 3D line, satellite image, centroid neural network, DEM, rooftop model, grouping.

요약 : 본 논문에서는 중심신경망을 이용하여 위성영상으로부터 직사각형 형태의 3차원 건물의 지붕모델을 재구성하는 방법을 연구하였다. 제안된 3차원 지붕모델 재구성 기법의 핵심은 3차원 선소의 군집화에 있다. 이를 위해 한 쌍의 스테레오 영상으로부터 구해진 DEM (Digital Elevation Map) 데이터와 2차원 선소에 의해서 3차원 선소를 발생하였다. 제안된 군집화 과정은 중심신경망을 이용한 방법에 의해 수행되며, 2단계로 구성된다. 첫 번째 단계에서는 선소 추출과정에서 끊어지거나, 중복된 3차원 선소를 건물을 이루는 주된 선소로 군집화하고, 두 번째 단계에서는 건물을 구성하는 주된 선소를 구하기 위해 서로 평행인 선소들의 군으로 군집화를 수행한다. 이 군집화 결과를 최종 클러스터링 과정을 통해 직사각형 형태의 지붕모델로 재구성하게 된다. 제안된 방법이 대전지역의 고해상도 IKONOS 위성영상에 의해 실험되었다. 재구성된 건물모델이 원래 건물의 위치와 형태를 대체로 정확히 반영하여, 본 논문에서 제안된 기법을 고해상도 위성영상에 적용하여 도시지역의 건물모델을 구축하는데 효과적으로 사용될 수 있음이 입증되었다.

접수일(2011년 2월 7일), 수정일(1차 : 2011년 3월 4일, 2차 : 3월 19일), 게재 확정일(2011년 3월 21일).

[†] 교신저자: 우동민(dmwoo@mju.ac.kr)

1. 서 론

고해상도 위성영상으로부터 건물을 자동적으로 추출하여 재구성하는 것은 원격탐사 분야에서 가장 어려운 연구들의 하나이다. 건물의 재구성을 완전히 자동으로 수행한다면, 위성사진 판독 및 변화추출 등의 전통적인 응용분야뿐만 아니라, 도시 계획, 환경 및 생태계 감시 및 추적, 컴퓨터 그래픽스, 가상현실 등의 새로운 분야에도 획기적인 응용이 가능하다.

고해상도 위성영상으로부터 3차원 재구성에 관련된 많은 연구가 수행되어 왔다. 자연 지형은 상관(correlation)에 근거한 스템레오 처리에 의해 정교하게 처리가 가능한 수준까지 진보했으나 (Grodecki and Dial, 2001), 건물과 같은 인공구조물은 인공건물에서 나타나는 고도의 불연속성으로 인해 상관에 의한 스템레오 처리에 의해 건물모델을 재구성하기가 매우 어렵다. 이런 이유로 대부분의 연구는 3차원 특징에 의존해 왔다.

계층적 군집화 기술 (Huertas and Nevatia, 1988)은 항공 및 위성영상으로부터 건물모델을 추출해 내는데 꼭넓게 사용되어 왔다. 이러한 전통적인 기법은 복잡한 영상 해석에서 찾아질 수 있는 조회특징(collated feature)을 정의하고, 이것들의 구조적 관계로부터 건물모델을 추론해내는 방법을 사용하였다. 이를 위해 모든 추론될 수 있는 특징의 군집들이 먼저 추출되고, 유력한 후보를 constraint satisfaction network에 의해 선정한다. 그러나 이러한 방법은 영상에서 추출된 선소를 모두 포함하게 되어, 계산에 필요한 연산량이 매우 클 수밖에 없다. 또한 선소의 정확한 추출이 안 되면, 정확한 결과를 얻기 매우 어렵다. Fischer *et al.* (1997)은 모델에 근거한 방식을 제안하였다. 건물을 점, 선, 연결된 영역과 같은 특징들의 집합으로 가정하여, 그래프의 형태로 구성하였다. 이러한 그래프의 검색으로 건물모델을 구축하였는데, 실험결과가 추출된 특징의 질뿐만 아니라 적절한 건물모델의 선정에도 민감하게 의존되는 단점이 있다. 이러한 3차원 영상해석에서 나타나는 문제를 해결하기 위해, 기존의 스템레오 영상에 영상을 더 추가하여 신뢰성을 높인 다중 스템레오 영상에 의한 방법 (Collins *et al.*, 1998; Kim and Nevatia, 2004) 및 2차원 지리정보 시스템의 데이터베이스를 영상에 접목

시킨 방법 (Suveg and Vosselman, 2004)도 연구되고 있으며, 거리 영상인 항공라이다 데이터를 이용한 방법 (조홍범 외, 2008)도 최근 많이 연구되고 있다.

그동안 수행되었던 많은 연구에도 불구하고 완전하게 자동화한 3차원 건물 재구성 시스템은 아직 개발되지 못한 상태이다. 이러한 문제가 완전히 해결되지 못하는 이유는 3차원 특징 추출이 완벽하게 수행되지 못하여, 후속 재구성 과정을 제대로 지원하지 못하기 때문이다. (Sohn and Dowman, 2001) 이런 이유로 완전하게 자동화된 시스템 대신에 반자동화 시스템 (Mayunga *et al.*, 2007; Kim, *et al.*, 2007)이 해결책으로 나타나고 있다. 이러한 반자동 시스템은 작업자의 조작이 필요하나, 전체 재구성 작업을 용이하게 해주는 지원시스템으로서 큰 이점을 가지고 있다. 본 논문에서 제안된 기법은 기본적으로 직사각형 형태의 건물의 재구성에 한정된 것이나, 반자동화 시스템에는 유용하게 사용될 수 있다.

제안된 방법의 핵심은 3차원 선소의 군집화에 있다. 이를 위한 3차원 선소의 추출은 DEM 데이터에 검출된 2차원 선소에 연관시키는 방식에 의해 수행된다. 이렇게 검출된 선소는 끊어짐 등에 의해 짧은 무수한 선소들로 나타난다. 본 논문에서는 중심신경망(centroid neural network) (Park, 2000)을 이용한 군집화를 먼저 수행하여 물체를 구성하는 주된 3차원 선소로서 구성하고, 후속 군집화 과정을 통하여 평행으로 배치된 선소의 군을 구성하며, 최종적으로 클러스터링 과정을 통하여 직사각형 형태의 3차원 지붕모델을 발생하게 된다.

짧게 끊어진 선소를 군집화 하는데 연관된 여러 가지 방법들 (Perona and Freeman, 1998; Shi and Malik, 2000; 예철수 외, 2003)이 이미 연구되어 왔다. 그러나 대부분의 기존 연구들은 경험적 기법에 의해 문제를 해결하는데 반해, 본 논문에서 제안된 방법은 중심신경망을 사용한 체계적이고 계층적인 방식을 사용하고 있다. 또한 본 논문에서 이용된 중심신경망은 효과적인 자율 학습 기법으로서 다른 기법과는 달리 학습에 필요한 계수에 대해 미리 정해진 계획을 설정하지 않더라도, 신속하게 수렴되는 이점을 가지고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 중심신경망 알고리즘의 개요가 소개되고, 중심신경망을 이용한 초기의 선소 군집화와 평행한 선소 군의 군집화가 설명된

다. 평행한 3차원 선소로부터 3차원 지붕모델을 구성하는 클러스터링 과정이 3장에서 기술된다. 실험 결과와 결론은 각각 4장과 5장에 나타난다.

2. 3차원 선소의 군집화

1) 중심신경망

중심신경망은 k-means 클러스터링 알고리즘에 기반을 둔 무감독 학습 알고리즘이다. 중심신경망은 클러스터링 과정에서 클러스터가 되는 승자뉴런(winner neuron)과 패자뉴런(loser neuron)의 개념을 도입하였는데, 이전 상태에서는 데이터를 획득하지 못하나 현재 상태에서는 데이터를 획득하는 경우 승자뉴런이 되고, 이에 반해 이전 상태에서는 데이터를 획득했으나, 현재 상태에서는 데이터를 획득하지 못하는 경우 패자뉴런이 된다. 이에 따라 클러스터의 중심 값이 변화하게 되어, 모든 클러스터의 데이터 대신에 각 에포크(epoch)의 가중치만을 다시 계산하게 된다.

일반적으로 데이터 x 가 시각 n 에서 망에 나타난다고 할 때, 승자뉴런과 패자뉴런의 가중치는 다음과 같이 갱신된다.

$$w_i(n+1) = \frac{1}{N_i+1} [N_i w_i(n) + x] \quad (1)$$

$$= w_i(n) + \frac{1}{N_i+1} [x - w_i(n)]$$

$$w_j(n+1) = \frac{1}{N_j+1} [N_j w_j(n) - x] \quad (2)$$

$$= w_j(n) - \frac{1}{N_j+1} [x - w_j(n)]$$

여기서 $w_i(n)$, $w_j(n)$ 은 시각 n 에서의 승자뉴런 i 와 패자뉴런 j 의 가중치이며, N_i 와 N_j 는 클러스터 i 와 클러스터 j 의 데이터 벡터의 개수이다.

2) 3차원 선소의 초기 군집화

실제 영상으로부터 3차원 선소를 추출할 때 많은 오류가 발생한다. Fig. 1(a)에 나탄 것 같이 하나의 선소가 수차례 겹쳐되어, 가깝고 평행한 여러 개의 3차원 선소를 발생시키기도 한다. 또한 여러 선소가 하나의 선형 구조의 일부분이지만, Fig. 1(b)와 같이 선소추출 과정에서 여러 개의 작은 선소들로 끊어져 나타나기도 한다. 이렇게 완전하지 않게 추출된 3차원 선소의 불확실성을 경감하기 위해 추출된 3차원 선소의 초기 군집화가 수행된다.

초기 군집화 과정에서는 중심신경망을 이용하여 상기 기술된 여러 개의 선소들을 군집화함에 의해서 하나

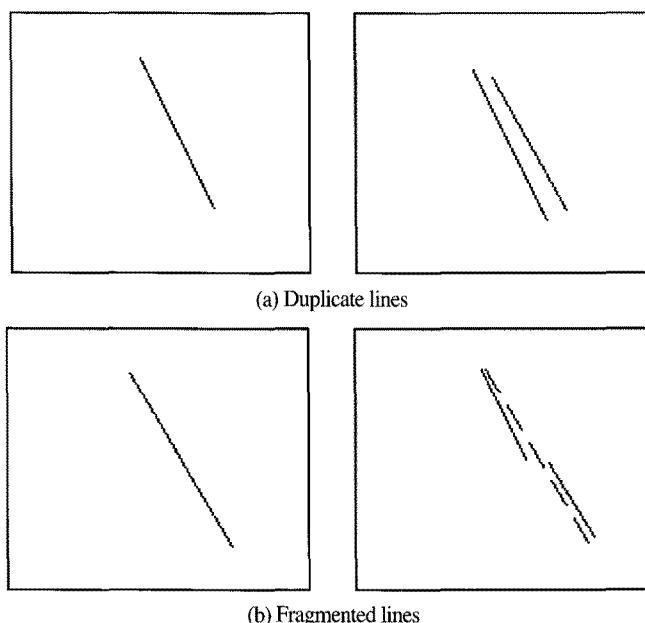


Fig. 1. Abnormality of the extracted 3D lines

의 선소로 대체하게 된다. 두 개의 선소를 군집화 하는 기준으로는 공선성(colinearity)과 근접도(nearness)이다. 공선성은 두 선소의 방향의 차이로서 나타나며, 근접성은 끝점의 거리로서 계산될 수 있다. 모든 이런 요인들이 하나의 기준으로 합성될 수 있는데, Nacken (1993)은 2차원 선소 군집화의 성능을 측정하기 위해, 이러한 기준들을 하나의 함수에 합성한 neighborhood 함수를 제안하였다. 본 논문에서는 neighborhood 함수의 개념을 3차원 선소로 확장하여, 중심신경망을 위한 거리측정 함수로 이용하였다.

3차원 선소 u 와 뉴런 w 간의 거리는 neighborhood 함수의 역수로 표현된다.

$$d(u, w) = \frac{1}{f(u, w)} \quad (3)$$

식 (3)의 3차원 neighborhood 함수는 xy 평면 및 yz 평면에서 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} f(u, w) &= G_{\sigma_{ang}}(\alpha_w - \alpha_u) \times G_{\sigma_{length\sigma_{width}}}(\mathcal{R}_{\alpha_u}^{-1}(x_w - x_u, y_w - y_u)) \\ &\quad \times G_{\sigma_{ang}}(\beta_w - \beta_u) \times G_{\sigma_{length\sigma_{width}}}(\mathcal{R}_{\beta_u}^{-1}(y_w - y_u, z_w - z_u)) \end{aligned} \quad (4)$$

식 (4)에서 $\alpha_w - \alpha_u$ 는 xy 평면에서 각도의 차이고, $\beta_w - \beta_u$ 는 yz 평면에서의 각도의 차이다. 또한 $(x_w - x_u, y_w - y_u)$ 는 xy 평면에서 두 선분의 중점 간의 변위이고, $(y_w - y_u, z_w - z_u)$ 는 yz 평면에서 두 선분의 중점 간의 변위이다. $G_\sigma(x)$ 는 각도의 정규화를 위한 1차원 Gaussian 함수이며, $G_{\sigma_x\sigma_y}(x, y)$ 는 변위의 정규화를 위한 2차원 Gaussian 함수이다.

뉴런이 어느 선소를 획득하기 위해서는 식 (3)에 정의된 그 선소로의 거리가 다른 뉴런보다 더 작아야 한다.

뉴런의 두 평면상의 각도는 식 (5), (6)에 의해 갱신된다.

$$\angle_i(n+1) = \angle_i(n) + \frac{1}{N_i+1} [\theta - \angle_i(n)] \quad (5)$$

$$\angle_j(n+1) = \angle_j(n) + \frac{1}{N_j+1} [\theta - \angle_j(n)] \quad (6)$$

식 (5), (6)은 xy 평면과 yz 평면에 대해 각도를 갱신하는 식으로서, xy 평면에서는 각도가 α 가 되며, yz 평면에서는 각도가 β 가 된다. 또한 선소의 중점에 대해서도 식 (1), (2)와 같은 갱신이 이루어지는데, 3차원 x, y, z에 대해 각각 수행된다.

이러한 과정에 의해 군집화가 수행되면, 각 군의 선소들은 하나의 대표 선소로 대체되어야 한다. 대표 선소를 구하기 위해서는 x, y 좌표 중에서 선소의 투영이 더 큰 좌표를 선정한다. 이를 위해 각 군의 갱신된 각도의 cosine 값의 크기인 $|\cos(\alpha)|$ 와 $|\cos(\beta)|$ 를 계산한다. 만일 $|\cos(\alpha)|$ 가 크면 x 좌표를 선정하고, $|\cos(\beta)|$ 가 크면 y 좌표를 선정한다. 각 선소들의 끝점 중 이렇게 선정된 좌표계의 값이 최소가 되는 점과 최대가 되는 점이 대표 선소의 새로운 끝점이 된다.

3) 평행선소의 군집화

3차원 선소를 각도에 따라 평행하게 배열된 선소로 집합시키기 위해 중심신경망이 이용하였다. 3차원 선소 간의 각도는 선소가 서로 교차하지 않는 한 정의되지 못하는데, 이렇게 교차하는 경우는 공간상에서 실제로 거의 없다. 따라서 두 개의 선소가 평행인지를 확인하기 위해 다음의 두 가지 점을 검사한다.

먼저 고도를 나타내는 z 값을 무시하고, xy 평면상에

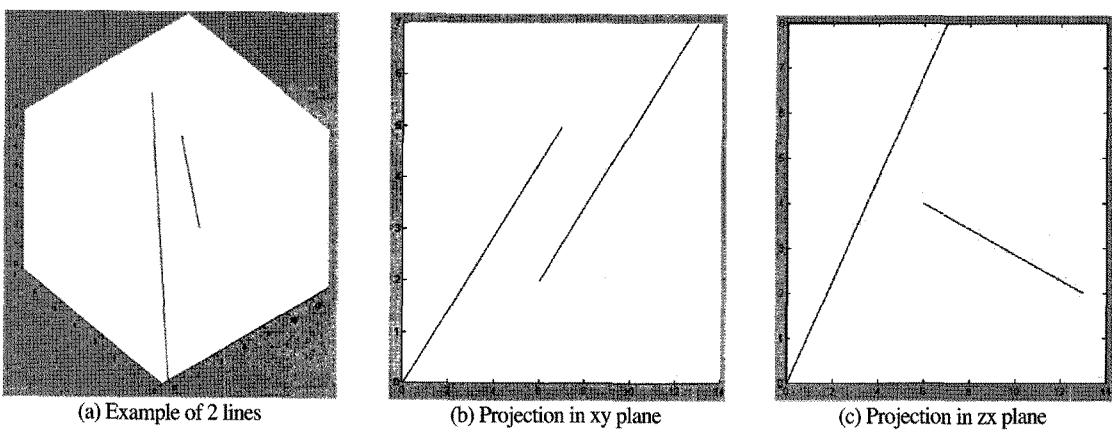


Fig. 2. Parallelizability of 3D lines

서 군집화를 수행한다. 이를 위해 중심신경망을 이용하여 xy 좌표 상에 평행한 선으로 3차원 선소들을 모은다. 승자 군은 그 뉴런 각도가 고려하고 있는 선소의 각도와 비슷한 것이 된다. 승자뉴런과 패자 뉴런의 가중치는 식 (5), (6)과 같이 생긴된다. 고려하고 있는 선소가 어느 클러스터에서 미리 나타나지 않는 경우, 즉 패자 뉴런은 없고 승자뉴런만이 있다면, 식 (6)은 수행되지 않는다.

두 번째로는 첫 번째 과정에서 무시되었던 z값과 x와 y좌표 중 하나를 고려하여 3차원 선소의 평행도를 다시 검사한다. 이는 첫 번째 과정의 2차원 평면에서는 평행으로 판정되었으나, 실제로 공간상에서는 평행이 아닌 선소를 제거하기 위한 것이다. 예컨대 그림 2(a)에서 나타난 두개의 3차원 선소는 Fig. 2(b)와 같이 xy 평면으로 투영했을 때는 평행이나, Fig. 2(c)와 같이 zx 평면으로 투영하면 평행이 아니다.

3. 3D 지붕모델 클러스터링

평행의 선소 쌍으로부터 건물의 지붕을 구성하는 것은 새로운 주제는 아니다. 이를 위해 우선 건물을 구성할 수 있는 평행의 선소 쌍을 평행의 선소 군에서 찾는다. 평행의 선소 쌍이 존재하면, 그 사이에 수직인 선소를 찾는 과정으로 진행된다.

먼저 클러스터 내에서 존재할 수 있는 각 군의 평행 선소를 결정한다. 이때 군내에 속한 모든 평행의 선소가 건물을 이루는 선소 쌍이 될 수는 없다. 선소 쌍이 되기 위해서는 길이의 차가 너무 커도 안 되며, 근접해 있어

야 한다. 예컨대, Fig. 3에 나타난 군에서 두 개의 쌍 (1, 2)와 (2, 3) 만이 선소 쌍이 될 수 있다. (3, 4)의 경우는 첫 번째 조건을 만족하지 못하며, (1, 3)의 경우는 두 번째 조건을 만족하지 못하는 경우이다. 이를 판정하기 위해 군에 속한 선소들을 건물에 대해 세분화 하는 과정이 필요하다. 동일한 건물을 구성하는 선소의 군은 다음의 두 가지 조건을 만족해야 한다.

첫 번째 조건은 한 건물을 이루는 평행의 선소 쌍이 되기 위해서는 두 선소를 투영하여 겹쳐진 부분이 어느 정도 나타나야 하는 것이다. 이를 위해 두 선소 중 짧은 선소를 긴 선소에 투영 한 후, 투영된 것과 긴 선소의 겹쳐진 부분의 길이를 구한다. 투영된 길이와 긴 선소의 길이의 비가 일정 임계치보다 크면, 첫 번째 조건이 만족된다.

두 번째 조건은 한 건물을 이루는 평행의 선소가 되기 위해서는 두 선소가 가깝게 위치해야 하는 것이다. 이를 위해 두 선소 간의 거리가 구해져야 하는데, 이는 각 선소의 중점 간의 차로서 계산될 수 있다. 이렇게 계산된 거리가 일정 임계치보다 작으면, 두 번째 조건이 만족된다. 이러한 두 가지 조건이 만족된 평행의 선소 쌍은 건물을 이루는 기본 요소가 된다.

건물을 이루는 평행의 선소 쌍에 대해서, 다른 군에 속한 선소 중 방향이 수직인 선소를 찾는다. 검색되는 선소는 Fig. 4에 나타난 것과 같은 두 평행의 선소의 끝 점에 의해 발생되는 확장 영역(folding space) 안에 위치한다. 만일 두 개의 선소가 하나의 확장 영역 안에 포함된다면, 이 두 개의 선소가 하나의 긴 선소로 대치된다. 이 때 각 선소의 양 끝점이 새로운 선소의 끝점으로

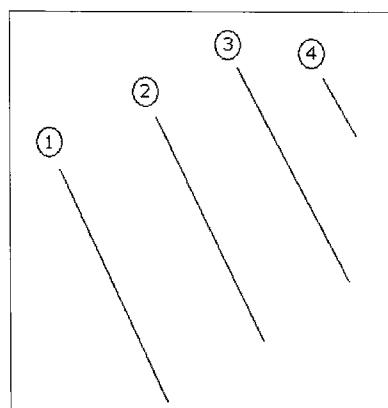


Fig. 3. Example of parallel lines in a group

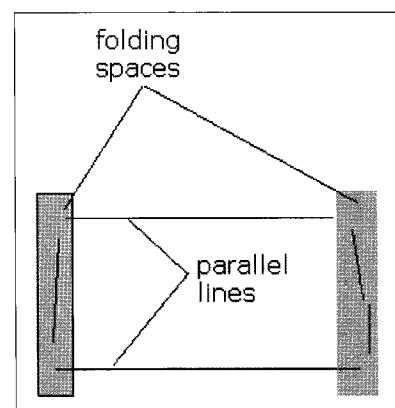


Fig. 4. A pair of parallel lines and folding spaces.

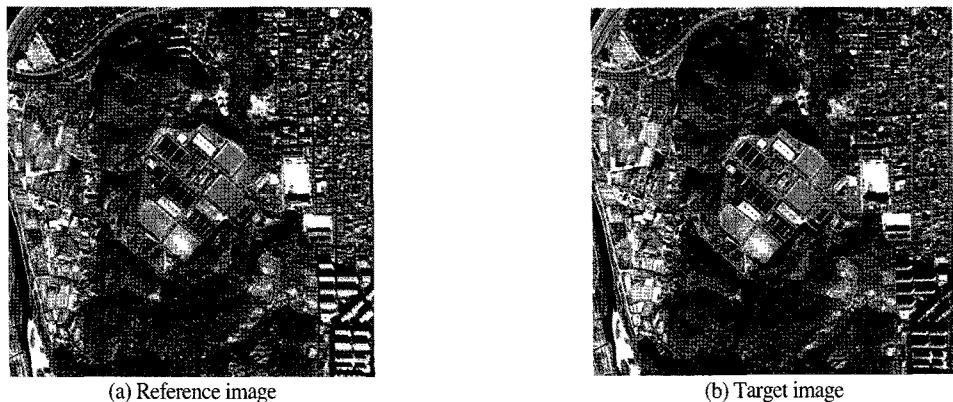


Fig. 5. A pair of IKONOS satellite images

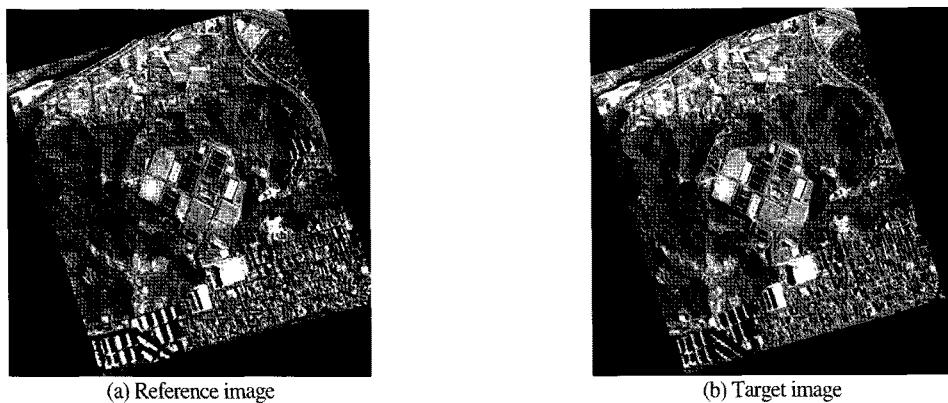


Fig. 6. A pair of epipolar resampled images

대치된다.

위에서 구해진 선소들을 확장하여, 선소 간의 거리가 최소가 되는 지점을 지붕의 3차원 꼭짓점으로 계산함에 지붕모델이 구성된다. 만일 하나의 확장 영역에서 선소가 없는 경우에는 지붕을 이루는 네 번째 선소는 평행 선소의 두 개의 나머지 끝점을 연결하여 구성한다.

4. 실험 결과

제안된 방법의 타당성을 입증하기 위해, 대전 지역 IKONOS 위성영상을 이용하여 실험을 수행하였다. Fig. 5에서 나타난 스테레오 영상의 해상도는 1 m이고, 그 크기는 1536×1536 이다. 실험 영상에는 여러 가지 형태와 높이를 가진 건물이 여러 다른 물체들과 혼재하여 나타난다. 복잡한 형태의 건물 군이 각 영상의 중심 부위에 현저히 나타나고 있다.

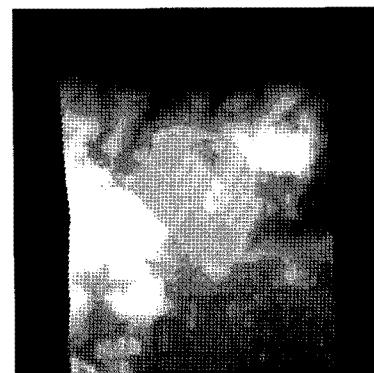


Fig. 7. DEM data

3차원 선소를 구하기 위해, 먼저 에피풀라 리샘플링 (epipolar resampling)을 하여, 에피풀라 영상을 그림 6과 같이 구한다. 또한 이로부터 영역기반 스테레오 방식을 이용하여 DEM을 구한다. Fig. 7은 구해진 DEM을 보여주는데, 자연지형과 건물이 수치고도의 형태로 적절히 나타나고 있다.

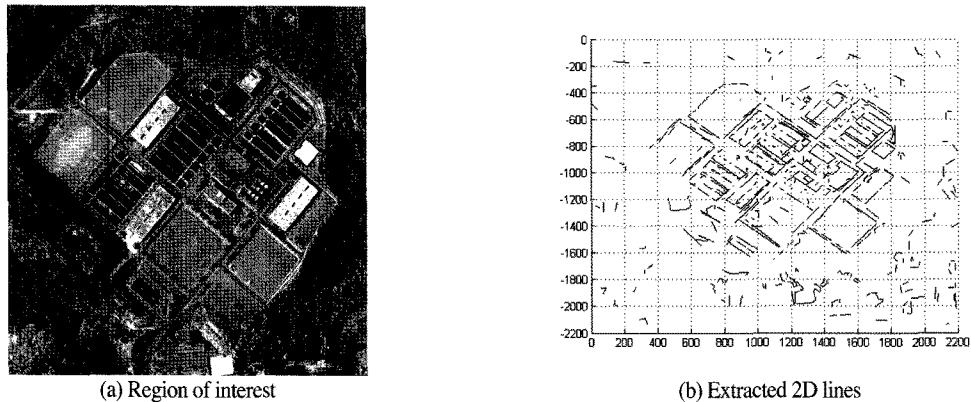


Fig. 8. 2D line extraction in the region of interest

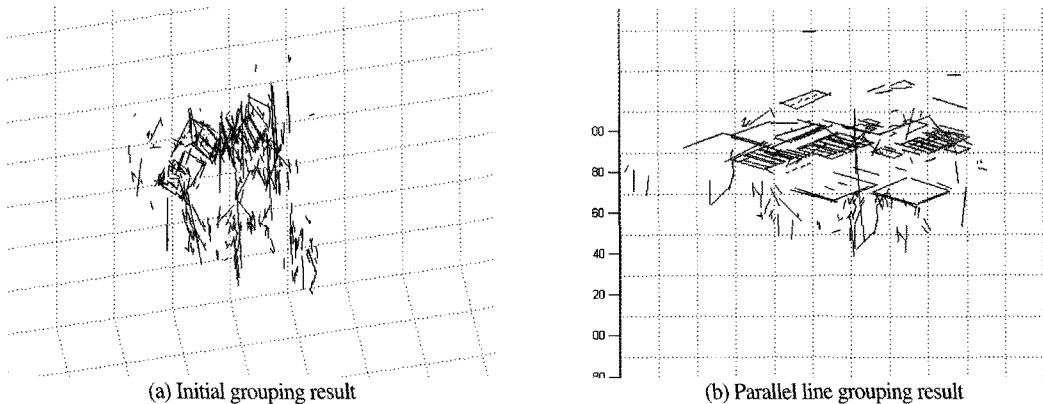


Fig. 9. 3D line grouping result

3차원 선소 추출을 위해 먼저 2차원 선소가 추출되어야 한다. 위성영상으로부터 3차원 건물의 모델을 발생하기 위해서는 영상 내에서 건물과 같은 큰 구조물의 선소가 추출되고, 미세한 부분은 선소로 나타나지 않는 선소 추출 기법이 요구된다. 건물추출에 보다 더 적합한 diffusion filter를 이용한 선소 추출을 위해 물체 내부를 blurring 시켜서 정확한 선소를 찾게 하는 Nonlinear Isotropic Diffusion Filter를 이용한 경계선 추출기법 (Perona and Malik, 1990)과 선소화 과정을 이용하여 2차원 선소 추출이 수행되었다.

Fig. 8(a)에 나타난 영상의 중앙 부에 위치한 건물 군에 대해 선소 추출을 실험하였다. Fig. 8(b)와 같이 2차원 선소가 구해지는데, Nonlinear Isotropic Diffusion Filter를 이용한 선소 추출기법을 이용하였는데도 불구하고 많은 수의 2차원 선소가 검출되었다. 총 2,252개의 선소가 검출되었는데, 검출된 2차원 선소는 선소의 끊어짐, 혹은 인접된 물체와의 간섭 등의 현상도 나타났

다. 검출된 2차원 선소에 DEM의 고도 정보를 이용하여, 3차원 선소가 구성된다. 따라서 최초 3차원 선소의 형태 및 개수는 2차원 선소와 같게 나타난다.

최초 3차원 선소에 대해 초기 군집화를 수행하면, 현저하게 그 수가 감소된 주된 3차원 선소가 구해진다. 총 1276개의 3차원 선소로 군집화가 수행되었는데, Fig. 9(b)가 초기 군집화가 수행된 3차원 선소이다. 초기 군집화 결과를 보면, 건물의 형상으로부터 발생된 3차원 선소 외에도 사선 방향으로의 선소들도 매우 많이 관측된다. 이런 선소는 건물의 자붕 모서리와 바닥 모서리 간의 선소이거나 한 건물의 자붕 모서리에서 옆 건물의 바닥 모서리까지 발생된 오류의 선소이다. 특히 후자의 경우는 2차원 정사영상에서는 길이가 길게 나타나지 않으나, 3차원으로 환산하면 길이가 상당히 길어서 초기 군집화 과정에서 주된 선소로 나타나고 있다.

초기 군집화 된 3차원 선소에 대해 평행선소의 군집화가 수행되었다. 본 논문에서는 직사각형 형태의 3차

원 지붕모델을 발생하는 가정 하에 군집화가 수행되므로, 수평면인 xy 평면과의 각도가 $\pm 10^\circ$ 이내로 군집화되는 평행선소 만을 발생하였다. 그 결과 총 297개의 평행선소로 군집화 되었으며, Fig. 9(b)와 같이 나타난다.

3차원 선소 중 영상의 중앙 부에 위치한 건물 군에 대해, 3차원 건물모델 추출을 실험하였다. 그림 10은 건물 군내의 개별 건물들을 숫자로 표시한 그림이다. 건물 군내에는 건물 외에도 정화조 시설 및 운동장의 외각선 등 실제 건물이 아닌 직사각형 형태가 많이 나타나 있다. 실제로 이 지점의 건물을 관측한 결과 총 8개의 건물이 존재하였다.

지붕모델의 클러스터링 과정은 건물을 구성하는 선소 쌍을 검출하고, 이로부터 연결하는 선소 쌍을 구하는 방식으로 진행되는데, 이를 위해 선소 쌍의 두 선소 간 투영비의 임계치를 0.8로 하고, 선소 중심점 사이의 거리를 위한 임계치를 두 개의 선소 중 긴 선소의 길이로 설정하였으며, Fig. 4에 나타난 확장영역의 두께는 긴

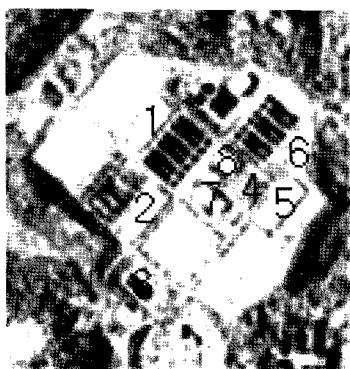
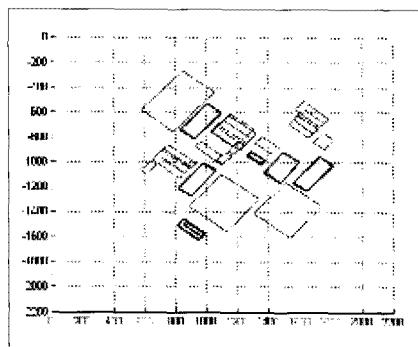


Fig. 10. Actual buildings in the region of interest

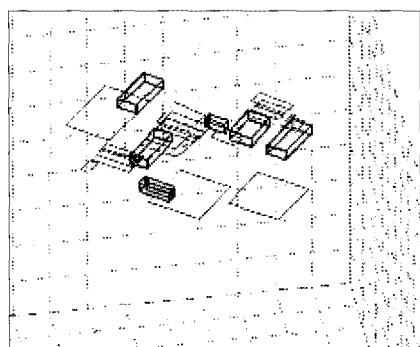


(a) Extracted rooftop model

선소의 0.1배로 설정하여 실험을 수행하였다.

실험 결과 총 165쌍의 많은 선소 쌍이 검출되었는데, 이는 인접한 다른 건물 간의 선소도 선소 쌍으로 검출되어, 한 선소가 2개 이상의 선소 쌍에 동시에 포함되는 경우도 발생되었기 때문이다. 이러한 선소 쌍에 확장 영역을 정의하여 이 선소들에 속적인 선소를 찾아 직사각형 형태의 지붕모델을 검출하였다. 이러한 과정에 의해 조건을 만족하는 총 36개의 지붕모델이 발생되었으며, Fig. 11(a)은 이렇게 추출된 지붕모델을 나타낸다. 그러나 이렇게 검출된 직사각형 모델은 운동장 및 정화시설과 같은 건물이 아닌 구조물도 포함한다. 따라서 건물의 지붕모델을 추출하기 위해 DEM의 고도 정보를 이용하여, 건물주위의 바닥면의 평균 고도와 직사각형 지붕모델 중에서 평균 고도가 3 m 이상인 것만을 건물의 지붕모델로 추출한 결과 총 6개의 모델이 건물의 지붕모델로 추출되었다. Fig. 11(a)에 나타난 지붕모델 중 굽게 나타난 직사각형이 건물의 지붕모델로 검출된 것이며, Fig. 11(b)에서는 이렇게 건물로 추출된 지붕모델 만을 직육면체 형태로 표시하였다.

건물 검출결과를 Fig. 10의 실제 건물과 비교하면, 건물 1~5까지의 5개 물체는 정확히 건물의 지붕모델로 추출되었다. 그러나 건물 6과 건물 8은 직육면체 형태의 지붕모델로는 검출되었으나, 그 높이가 임계치보다 낮게 측정되어 건물의 지붕모델로 발견되지 못한 경우이며, Fig. 11(a)의 중앙에 검출된 작은 직육면체는 이와 반대의 경우로서, 실제로는 건물이 아닌 구조물의 윤곽이지만, 건물로 오인식된 경우이다. 실제 건물 중 건물 7만이 본 실험에서 지붕모델로 전혀 추출되지 않은 경



(b) Extracted building model

Fig. 11. 3D rooftop and building reconstruction result

우이다.

이러한 실험결과를 보면 전체 건물 중에서 완전히 지붕모델로 추출하지 못한 경우는 8개 건물 중 단지 한 개 건물뿐이며, 그 원인은 특정추출 단계에서 건물을 이루는 주된 선소를 검출하지 못한 것으로 사료된다. 그러나 대부분의 건물들이 추출되었으며, 그 형태 또한 실제 형태와 일치하여, 본 논문에서 제안된 방법이 3차원 건물 모델 구축을 위한 반자동 시스템으로는 매우 효율적으로 사용될 수 있다고 분석된다.

5. 결 론

위성영상 쌍으로부터 중심신경망을 이용하여 건물 지붕모델을 추출하는 새로운 방법을 제안하였다. 2차원 선소와 DEM으로부터의 고도 정보를 이용하여 구성된 3차원 선소를 초기 군집화 과정을 통해, 주된 3차원 선소를 구축하고, 각도에 의한 군집화에 의해 평행한 선소의 군으로 군집화가 이루어진다. 이로부터 건물을 이루는 평행 선소 쌍을 추출하며, 이를 근간으로 하여 3차원 지붕모델이 구성된다. 본 논문에서는 군집화 과정을 통해, 일반적인 선소 추출에서 발생되는 불완전하게 추출된 선소의 불확실성을 효과적으로 처리하여, 건물모델 구성에 나타나는 문제점을 최소화하였다. 위성영상을 실험에 의해 본 논문에서 제안된 방법이 실제 3차원 건물의 지붕모델 추출에 효율적으로 이용될 수 있음을 입증하였다.

사사

“본 연구는 2010년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(2010-0009655).”

참고문헌

예철수, 전승현, 이호영, 이쾌희, 2003. 선소의 추출과 그룹화를 이용한 원격탐사영상에서 건물 지붕의

복원, 대한원격탐사학회지, 19(2), 159-169.

조홍범, 조우석, 박준구, 송낙현, 2008. 항공 LiDAR 데이터를 이용한 3차원 건물모델링, 대한원격탐사학회지, 24(2), 141-152.

Collins, R. T., C. O. Jaynes, Y. Q. Cheng, X. Wang, F. Stolle, E. M. Riseman, and A. R. Hanson, 1998. The Ascender system: automated site modeling from multiple aerial images, *Computer Vision and Image Understanding*, 72(2): 143-162.

Fischer, A., T. Kolbe, and F. Lang, 1997. Integration of 2D and 3D reasoning for building Reconstruction using a generic hierarchical model. Proc. of Workshop Semantic Modeling for the Acquisition of Topographic Information, Bonn, Germany, 1997.

Grodecki, J. and G. Dial, 2001. IKONOS geometric accuracy. Proc. of Joint Workshop of ISPRS Working Groups I/2, I/5 and IV/7 on High Resolution Mapping from Space, 2001, 19-21.

Huertas, A. and R. Nevatia, 1998. Detecting buildings in aerial images, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 41(2): 131-152.

Kim, Z. and R. Nevatia, 2004. Automatic description of complex buildings from multiple images, *Computer Vision and Image Understanding*, 96(1): 60-95.

Kim, T., T. Javzandulam, and T. Lee, 2007. Semiautomatic reconstruction of building height and footprints from single satellite images. Proc. of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2007, 4737-4740.

Mayunga, S., Y. Zhang, and D. Coleman, 2007. A semi-automated approach for extracting buildings from QuickBird imagery applied to informal settlement mapping, *International Journal of Remote Sensing*, 28(10): 2343-2357.

Nacken, P. F. M., 1993. A metric for line segments, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(12): 1312-1318.

- Park, D., 2000. Centroid neural network for unsupervised competitive learning, *IEEE Trans. on Neural Network*, 11(2): 520-528.
- Perona, P. and W. Freeman, 1998. A factorization approach to grouping. *Proc. of European Conference on Computer Vision*, 1998, 655-670.
- Perona, P. and J. Malik, 1990. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Trans. on Pattern. Anal. Mach. Intell.*, 12(7), 629-639.
- Shi, J. and J. Malik, 2000. Normalized cuts and image segmentation, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(8): 888-905.
- Sohn, G. and I. Dowman, 2001, Extraction of buildings from high-resolution satellite data. Automatic extraction of man-made objects from aerial and space images (III), Baltsavias, E., Gruen, A., Gool, L. V. (eds.), A. A. Balkema Publishers, 2001, 345-354.
- Suveg, I. and G. Vosselman, 2004. Reconstruction of 3D building models from aerial images and map. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(3-4): 202-224.