

위성영상에서의 건물 윤곽선 검출 알고리즘

Nguyen Thi Bich Huyen, 김태현, 박동철  
명지대학교

Extraction of rectangular boundaries from areial image data

Nguyen Thi Bich Huyen, Tae-Hyun Kim, Dong-Chul Kim  
Myong Ji University

**Abstract** - 본 논문은 위성사진 데이터에서 경계선 추출에 대한 새로운 알고리즘을 제안한다. 새로운 알고리즘은 조각 선소들을 연결하기 위하여 몇 가지의 Heuristics를 사용하고, CNN(Centroid Neural Network)을 이용해 선소들을 군집화 하는 방법을 제시한다. 제안된 새로운 알고리즘은 실제의 위성영상 데이터에 대한 실험을 통해 그 유용성이 확인되었다.

1. 서 론

위성사진의 분석에서 건물탐지는 매우 중요한 작업으로, 지리 정보, 공사 계획, 환경 조사등의 여러 가지의 용도에 사용된다. 그러나 위성사진의 복잡성과 다양성 때문에, 위성사진의 분석은 여러 가지의 어려운 문제를 지니게 된다. 이 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로, 건물지붕 인식문제를 위한 새로운 방법을 제시한다.

특히, CNN(Centroid Neural Network) 알고리즘[1]과 선분할 함수의 결합에 의한 선분의 그룹화 과정에 본 논문의 초점을 맞추었다. 이미지에서 2-D의 특징들을 사용하는 계층적 Bottom-Up 재구성법에 따라 지붕의 형태를 처리하기 위하여, 고전적인 k-means 알고리즘에 기초한 무감독 경쟁 알고리즘인 CNN 을 사용하였다. CNN 알고리즘은 학습을 위한 학습틀과 전체학습 반복수를 필요로 않는 장점이 있다. 제안된 새로운 그룹화 방법은 오류가 있는 선분들을 완벽한 직선으로 연결하기 위해 CNN알고리즘과 특별히 디자인 되어진 유사 함수를 사용 하였다. 이러한 접근으로 이미지에서 오류 요소들은 감소되고 지붕들은 더욱 정확하게 표현된다. 선분을 위한 함수가 하나의 선형 구조에 속한 두 선분의 유사성을 계산하기위해 먼저 사용되고 비슷한 선들을 직선의 구조로 연결하기위해 CNN 알고리즘이 사용된다. 그 다음 얻어진 직선들의 edge-base grouping hierarch의 사용에 의해 건물의 지붕들이 탐지된다. 즉, 건물의 사각 경계선을 획득하기위해 낮은 수준의 원선들이 기하학적 특징들에 근거하여 목표에 가까운 윤곽으로 그룹화 된다는 의미한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 선분의 함수와 CNN을 간단히 요약하고 선분을 연결하기위해 두 알고리즘이 어떻게 연동되는지 설명하며, 사각형 구조를 위한 경계선의 연결을 과정을 설명하며, 제 3장에서는 실제 위성영상을 이용하여 제안된 알고리즘을 적용하여, 알고리즘의 유용성을 확인하며, 제 4장에서는 본 논문의 결론이 주어진다.

2. 본 론

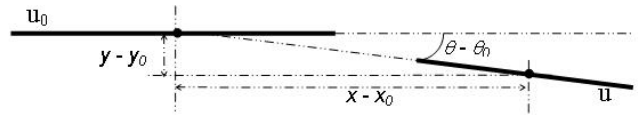
2.1 선분의 그룹화

2.1.1 선분할 함수(Metric of Line segments)

Nacken[2]은 선분을 위해 특별히 디자인된 함수를 소개 했는데, 이 함수는 테두리 영상에서 선분들 사이의 동질성과 독립성을 측정하는 것이다. 두 목표사이의 거리뿐만 아니라 그들의 내부 특징 차이들도 근거로 삼아서 복잡한 특징들을 가지는 구조들을 비교할 때 큰 장점이 있다.

그림 1은 주어진 두 선분  $u_0$ 와  $u$ 사이의 유사도 추정을 위한 함수의 정의에 관계되는 설명인데, 선소함수의 정의는 다음과 같다.

$$f(u_0, u) = G_{\sigma_{angle}}(\theta - \theta_0) \times G_{\sigma_{lengthwidth}}(R_0^{-1}(x - x_0, y - y_0)) \tag{1}$$



<그림 1> 함수 정의를 위한 선소

여기서, 방향(각도)의 차이는  $\theta - \theta_0$  이고, 두 선 중점 사이의 수평 거리는  $x - x_0$ , 두 선 중점 사이의 수직거리는  $y - y_0$  이며, 위치벡터를 위한 가우시안 함수는  $G_x(x)$ 이고, 변위벡터를 위한 가우시안 함수는  $G_{\sigma_{x\sigma y}}(x,y)$ 이다. 한편,  $R_0$ 는  $\theta$ 의 회전각이다. 우리는 식(1)에서 변위각의 표준편차와 중점간의 거리가 모두 선분의 길이와 관계되어진다고 추측한다.

2.1.2 Centroid Neural Network

고전적인 k-means 알고리즘[3]에 기초한 무감독 경쟁 학습 알고리즘이다. CNN은 승자뉴런과 패자뉴런의 정의를 처음으로 도입하였다. epoch(k)에서 주어진 network에 data  $x_i$ 가 있을 때 승자뉴런은  $x_i$ 와 최소 거리에 있는 뉴런이고 패자뉴런은 epoch(k-1)에서는 승자뉴런이지만 epoch(k)에서 승자뉴런이 아닌 뉴런이다. CNN은 현재 데이터를 위한 output뉴런의 상태가 전epoch와 비교하여 바뀌었을 때만 weight를 갱신(또는 이동)한다.

CNN에서 현재 Epoch가  $n$ , 하나의 인풋벡터가  $x$ 로 나타내어질 때, CNN의 승자뉴런  $j$ 와 패자뉴런  $i$ 의 weight 갱신 함수는 다음과 같다.

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

$$w_i(n+1) = w_i(n) + \frac{1}{N_i-1}[x(n) - w_i(n)] \tag{2}$$

$w_j(n)$ 과  $w_i(n)$ 은 각각 승자뉴런과 패자뉴런의 현재 위치를 나타낸다. 위의 함수에서처럼 CNN은 학습틀을 위한 초기값이나 총 학습 반복수를 정해줄 필요가 없다.

2.1.3 선분의 그룹화를 위한 선분할 함수와 CNN 알고리즘

CNN 알고리즘의 사용으로 끊어진 선을 연결하거나 대체하여 긴 직선으로 만드는 새로운 접근법을 제시하였다. 하지만 본래의 CNN알고리즘을 이러한 형식에 사용하기 위한 약간의 수정이 필요하다. 처음에 CNN의 거리계산 함수에 유클리디언 거리계산법 대신 선분할 함수를 사용한다. 즉, 클러스터  $w_i$ 와 선분  $u$ 사이의 거리는 다음과 같이 정의된다.

$$d(u, w_i) = \frac{1}{f(u, w_i)} \tag{3}$$

여기서,  $f(u, w_i)$ 는 선분할 함수의 위치를 정의한다.

CNN을 이용해 얻은 각각의 군집은 영상에서 하나의 직선을 나타내며, 이들을 이용해 끊어진 작은 선소들을 긴 직선으로 나타낸다. 결과적으로, 각각의 클러스터는 특정한 성질(feature)을 가져야하는데 각 성질(feature)은 아래의 식과 같이 개별적으로 학습을 통해 갱신된다.

1) 평균 길이

$$w_{avg_{l_i}}(n+1) = w_{avg_{l_i}}(n) + \frac{1}{n_i+1}[x_{avg_{l_i}}(n) - x_{avg_{l_i}}(n)]$$

$$w_{avg_{l_j}}(n+1) = w_{avg_{l_j}}(n) - \frac{1}{n_j-1}[x_{avg_{l_j}}(n) - x_{avg_{l_j}}(n)] \tag{4}$$

본 연구는 한국과학재단 특장기초연구 (R01-2007-000-20330-0) 지원 에 의한 것임.

여기서  $w_{avg_i}(n)$ 와  $w_{avg_j}(n)$ 은 각각 승자뉴런과 패자뉴런의 평균길이이며,  $N_i$ 와  $N_j$ 는 각각 군집  $i$ 와 군집  $j$ 에 속하는 데이터의 수이다.

2) 평균 각도 (5)

$$w_{avg_{\theta_i}}(n+1) = w_{avg_{\theta_i}}(n) + \frac{x_{avg_i}(n)[x_{avg_{\theta}}(n) - w_{avg_{\theta_i}}(n)]}{N_i \times w_{avg_{\theta_i}}(n) + x_{avg_i}(n)}$$

$$w_{avg_{\theta_j}}(n+1) = w_{avg_{\theta_j}}(n) - \frac{x_{avg_j}(n)[x_{avg_{\theta}}(n) - w_{avg_{\theta_j}}(n)]}{N_j \times w_{avg_{\theta_j}}(n) - x_{avg_j}(n)}$$

여기서  $w_{avg_{\theta_i}}(n)$ 와  $w_{avg_{\theta_j}}(n)$ 는 각각 승자뉴런과 패자뉴런의 평균 각도이다.

분류처리는 각 클러스터의 에러 기준 값보다 작을 때까지 계속된다. 그 후 CNN은 종료되고 직선을 나타내는 클러스터들을 얻는다. 그 다음 하나의 그룹에 속한 모든 선분들을 선형적인 구조로 연결하는데 이 경우 위에서 제시한 평균각도에 의해 방향이 정해지고 클러스터의 최우측과 좌측을 연결한 직선이 생성된다.

2.2 건물 윤곽선 검출

위에서 얻어진 선들과 원래의 선들을 기초로 건물의 경계선을 생성하기 위해 지능적 조직화 전략에 기반한 hierarchical bottom-up 군집화 과정을 수행한다. 이것은 어떤 두선이 한 쌍의 모서리 형태로 통합되고, 다른 선들이 사각형의 모서리가 되기 위해 탐색되어 점점 사각형의 형태를 갖추게 되는 것이다. 하나의 사각형은 서로 평행한 한 쌍의 성분과 그것에 수직한 다른 한 쌍의 성분으로 형성되어야 한다는 원칙에 기반하며 이것은 건물의 지붕과 대응되고 지붕 인식을 위해 사용될 수 있다.

계층적 그룹화 형식은 다음과 같다.

- \* step 1 : 각 군집에 평행한 선 분류- 각 군집에 속하는 평균 각도에 의하여 다른 그룹과 분류한다.
- \* step 2 : 같은 평행 그룹에 속한 선들의 짝을 조사한다.
  - ① 두 선들 사이의 거리는 선의 길이를 초과하지 않는다.
  - ② 하나의 중복된 경계로 겹쳐진다.
- \* step 3 : 현재 클러스터와 수직을 이루는 다른 평행선들을 찾는다. 현재의 선들과 찾아지는 선들은 직각이 되어야 하며 반드시 두 개의 평행선에 관계되어진 영역에 존재해야 한다. 이 방법은 세 번째 변(모서리)을 얻을 수 있다.
- \* step 4 : step3에서 사용된 선들은 사용이 제약된다.
- \* step 5 : step4에서 결정된 후보들을 사각형 경계선의 형태. 각각 두 평행선과 두 수직선 사이의 중점을 찾고 이웃한 선분들은 직각을 이루어야 한다. 수직한 네 번째 모서리가 없을 때, 두 평행선 사이의 끝점을 연결하여 사각 형태에 상응하는 직선을 그린다.

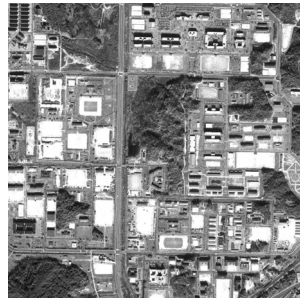
3. 실험 및 결과

실제의 위성사진을 이용하여 제안된 방법의 유용성을 평가하기 위한 실험들이 수행되었다. 한 지역의 위성사진에 테두리검출 알고리즘을 사용하여 다른 모양과 높이의 많은 건물들을 포함하고 있는 1024×1024크기의 테두리 영상을 얻었다. <그림 2>에서 보듯이 나무들과 길처럼 건물들을 간섭하고 있는 다른 많은 목표물들이 있다는 것을 알 수 있다. 결과적으로, 끊어진 선들은 물론 잡음 요소들도 많이 가지게 되어 결과 영상은 상당히 복잡하다. <그림 3>의 테두리 영상에는 총 1148개의 선분이 존재한다.

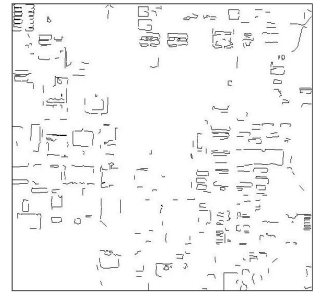
<그림 3>의 데이터에 대해 건물의 테두리를 추출하기 위하여 제안된 방법이 사용되었다. 첫 번째 단계로 끊어진 선들을 연결하기위해 선분할 함수와 결합된 수정된 형태의 CNN알고리즘을 수행한다. 직선추출을 위한 함수의 계수는 다음과 같다.

$$(p, q, r) = (2, 4, 4.5), L = 30.$$

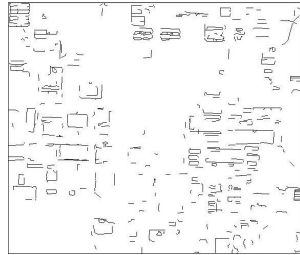
그룹화 과정은 이웃한 경계선에 같은 선형구조의 선분들이 없다고 간주될 때까지 계속된다. 그 결과로 대부분의 끊어져있던 선들이 거의 완벽하게 연결되었고, 그 결과가 <그림 4>에서 보여지는데, <그림 4>에는 총 961개의 선분이 존재한다. 이 결과는 선분할 함수와 결합한 CNN 알고리즘이 잡음으로 간주될 수도 있는 끊어진 선소들 187개 (전체 테두리 선소의 16.3%)를 알맞게 제거해 주었다는 것을 보여준다.



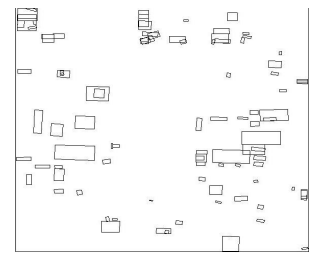
<그림 2> 입력 위성사진



<그림 3> 입력 테두리 영상



<그림 4> 연결된 테두리 영상



<그림 5> 추출된 건물외곽선

다음 단계는 추출한 직선들을 흐릿한 사각형의 모양에서 점차 뚜렷한 사각형 모양으로 군집화하는 것이다. 이 단계는 논문 2.2장의 내용을 따르며 결과는 <그림 5>에 주어진다. 0.67의 정밀 검출비율을 가지며, 100개정도의 사각형이 검출되었다. 이렇게 추출된 건물의 외곽선들은 높이와 그림자 정보를 이용한 3-D처리에 적용하기 위한 기초적 정보를 제공한다[4][5].

4. 결 론

위성사진에서 사각형태의 경계선을 추출하기 위한 새로운 접근법이 이 논문에서 제시되었다. 제안된 접근법은 테두리 검출 알고리즘으로부터 얻어진 테두리 영상에 존재하는 끊어진 선들을 연결하기위해 선분할 함수와 결합하여 수정된 형태의 CNN알고리즘을 사용하는 것이다. 이 접근법은 테두리 영상의 끊김이 많은 선들을 감소시키고, 보다 정확한 건물의 윤곽을 위한 사각 형태의 경계선을 검출할 수 있다. 원래의 선들이 사각의 형태를 갖추기 위해 점차적으로 연결되는 계층적구조의 CNN을 사용하여 뚜렷한 사각형태의 경계선을 검출해 낸다. 제안된 접근법에 대한 성능을 실제의 위성사진을 사용하여 평가 했다. 본래의 테두리 영상에는 1148개의 선분들이 있었지만 CNN을 사용하여 끊긴 선들을 연결한 후에는 961개의 선분이 남게 되었다. 이 논문에서 제안한 검출법을 사용하여 다른 크기를 가진 영상의 경계선 검출도 성공적이었다. 이후의 연구에서는, 높이와 그림자에 기반한 3-D 검출 작업에 의해 더욱 정확한 사각의 경계선을 얻을 수 있을 것이다.

[참 고 문 헌]

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

[2] D.-C. Park. Centroid neural network for unsupervised competitive learning. *IEEE Trans. on Neural Network*, 11(2), Mar 2000.

[3] C. Darken and J. Moody. Fast adaptive k-means clustering: Some empirical results. *Proc. of Int. Jont Conf. Neural Networks*, 2:238 - -242, 1990.

[4] O. Henricsson. The role of color attributes and similarity grouping in 3-d building reconstruction. *Computer Vision and Image Understanding*, 72(2):163 - -184, Nov 1998.

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