

고정밀 위성영상에서 도심지역 건물변화 탐지를 위한 중첩방법

이승희* · 박성모* · 이준환* · 김준철**

전북대학교*, 서남대학교**

Designation for Change Detection of Building Objects in Urban Area in High-Resolution Satellite Image

Seung-Hee Lee*, Sung-Mo Park*, Joonwhoan Lee*, and Joon-Cheol Kim**

Chonbuk National University*, Seonam University**

Abstract : The automatic analysis of high-resolution satellite image is important in cartography, surveillance, exploiting resources etc. However, the automatic analysis of high resolution satellite image in the urban area has lots of difficulty including a shadow, the difference of illumination with time, the complexity of image so that the present techniques are seemed to be impossible to resolve. This paper proposes a new way of change detection of building objects in urban area, in which the objects in digital vector map are designated and superimposed on the the high-resolution satellite image. The proposed way makes the buildings on the vector map parameterize, and searches them in the preprocessed high-resolution satellite image by using generalized Hough transform. The designated building objects are overlaid on the satellite image and the result can help to search the changes in building objects rapidly.

Key Words : Urban Area, Change Detection of Building Objects, Generalized Hough Transform, Digital Map.

요약 : 고정밀 위성영상의 자동분석은 지도제작, 감시, 자원탐사 등을 효율적으로 수행하는데 있어 중요하다. 그러나, 도심지역의 고정밀 위성영상의 자동분석은 그림자, 분광정보의 시변성, 영상의 복잡성 등 때문에 현재의 기술로 해결하기 어려운 부분들이 산재해 있다. 본 논문에서는 디지털 수치지도 상의 건물객체들을 고정밀 위성영상에 중첩하여 도심지역의 건물들의 변화 탐색을 용이하게 하는 방법을 제안한다. 제안된 방법에서는 수치지도상의 건물들을 매개변수화 하고, 전처리된 고정밀 위성영상에서 일반화된 Hough 변환 방법을 이용하여 탐색하고, 탐색된 부분에 중첩시킨다. 중첩된 영상은 건물들의 변화 여부를 빠르게 찾는데 도움을 줄 수 있다.

1. 서론

고정밀 위성영상 처리란 고도 500km~800km 상공의 지구탐사위성에서 수신한 해상도 5m 이하의 위성영상을 처리, 분석, 가공하는 소프트웨어 기술을 말한다. 세계적으로 위성영상의 상용화가 확대되어 감에 따라 각 나라들은 앞 다투어 원격 탐사 기술을 이용해 고 고정밀 위성영상에서 공간 정보를 얻고자 노력하고 있으며, 국내에서도 위성영상의 산업적 수요가 다변화되면서 위성영상 처리량이 급증하고 있다(김동원, 2000).

하지만 도심지역의 고정밀 위성영상은 건물 그림자, 도로상의 차량, 영상 보정에 수반되는 기하학적 오류 등으로 자동적인 해석이 어려우며, 위성영상의 세그멘테이션 및 세그멘테이션 된 객체의 자동분별은 현재의 기술로는 거의 불가능하다고 판단된다.

위성영상을 이용하여 도심지역의 건물의 변화를 탐지하기 위해서는 같은 공간을 시간의 차이를 두고 취득한 두 가지의 정보가 필요하다. 이러한 정보에 따른 변화 탐지의 방법론적인 접근은 영상 대 영상, 영상 대 벡터, 벡터 대 벡터의 방법 3가지로 살펴볼 수 있다.

영상 대 영상의 비교는 서로 다른 시점의 영상에 대해 각 영상별 분류 후 비교하여 변화영역을 탐지한다. 위성영상의 해상도가 높을수록 영상에서 얻을 수 있는 정보는 많아진다. 그러나 위성영상의 자동화에 필요한 영상 분석은 시간에 따른 일조량의 변화로 인한 건물의 그림자, 도로상의 차의 변화 등에 따라 변화탐지에 어려움이 따른다. 영상 대 벡터의 비교는 일종의 CAD 기반의 영상해석 방법으로 벡터화 된 수치지도를 래스터 위성영상을 이용하여 관심 영역에 대해 변화를 탐지한다(Mather, 1987; Kim *et al.*, 2002). 그러나 래스터 영상과 벡터 영상 사이의 기하학적인 오류로 인하여 직접적인 비교는 어렵다. 벡터 대 벡터의 비교는 위성영상을 벡터화하여 벡터정보인 수치지도와 벡터 대 벡터로 비교하여 변화 영역을 탐지하고, 그 정보를 이용하여 수치지도를 새롭게

갱신하는 방법이다. 그러나 래스터 영상을 벡터화하기 위해서는 위성영상의 세그멘테이션 및 분류 작업이 선행되어야 가능한 방법이다.

이에, 본 논문에서는 도심지역의 건물들의 변화를 탐지하는 강인한 반자동 변화 탐지 방법을 제안한다. 제안된 반자동 변화탐지는 벡터 대 래스터 방법으로 벡터 영상인 디지털 수치지도의 객체(예: 도로, 건물 등)를 고정밀 위성영상에서 탐색하고, 그 결과를 이용하여 래스터영상에 중첩한다. 중첩된 두 영상은 인간의 시각에 의해 쉽게 변화여부를 탐지하도록 도와줄 수 있다.

제안된 방법에서 두 영상을 비교할 시에는 다른 추정방법보다 상대적으로 강인한 일반화된 Hough 변환을 이용하였다. 일반화 된 Hough 변환은 벡터 지도상의 객체를 매개변수를 이용하여 정형(template)으로 만들며 이들 객체를 전 처리된 래스터영상에서 탐색하여 최적의 정합된 위치를 지적해 준다(Ballard and Brown, 1982; Sonka *et al.*, 1998). 래스터 영상의 전 처리는 위성영상의 뚜렷한 경계선들을 제공하며, 매개변수화 된 정형들과 비교된다.

제안한 방법을 확인하기 위하여 서울 강남지역의 IKONOS 영상과 1000분의 1 수치지도를 이용하여 실험하였다. 실험 결과 제안한 방법은 대략적인 건물의 위치 탐지하는데 양호한 결과를 보였으며, 지도제작 및 위성영상 데이터베이스에서 관심영역 탐색 등에 활용할 수 있으리라 기대된다.

본 논문 구성으로는 제 2장에 전반적인 변화탐지의 개요와 수치지도의 래스터화에 대하여 기술하였으며, 제 3장에서는 실험의 수행과 결과에 대해서 기술하였고, 제 4장에서는 결론을 맺었다.

2. 제안된 건물변화 탐지방법

1) 제안된 방법의 개요

일반적으로 수치지도와 위성영상을 비교하여 변화를 탐색하는 과정에는 수치지도상의 지역과

해당 위성영상을 중첩하여 판단한다. 이를 위해 수치지도상의 위치가 정확하게 위성영상의 어느 부분에 해당되는지를 판단해야 하며, 판단된 위치에 수치지도상을 정확하게 중첩시켜야 한다. 그러나 수치지도상의 위치가 위성영상의 어느 부분에 해당되는지를 찾아내는 과정도 시간이 걸리는 작업이고, 또한 위성영상을 얻어내는 과정에 수반된 기하학적인 왜곡 보정 과정에서 오류 때문에 정확한 중첩이 어렵다(Richards, 1994).

제안된 방법에서는 수치지도와 위성영상의 축척과 해상도는 동일하며, 방위가 일치하고 단지 변위는 서로 다른 기준점을 가정하여 다르다고 가정한다. 또한 위성영상은 기하보정이 완료된 후로 가정하며, 수치지도와 위성영상 간의 왜곡은 전역적인 변위에 기인한다고 가정한다.

제안된 방법의 개요는 Fig. 1과 같으며, 건물탐색의 과정은 다음과 같다. 제안된 방법에서 탐색

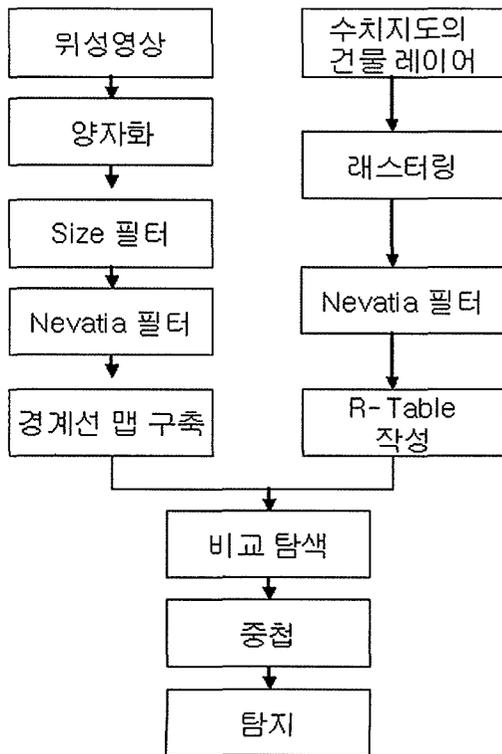


Fig. 1. Overall scheme of successive change detection.

대상 건물의 정형은 일반화된 Hough 변환에서는 R-table의 형태로 표현되며 2장 4절에서 기술된다.

• 건물탐색의 과정

Step 1: 위성영상을 전 처리하여 경계선 맵을 구성한다.

Step 2: 수치지도상의 건물객체의 정형 구성

2-1. 수치지도의 건물을 래스터화 한다.

2-2 래스터화 된 건물객체들을 각각 레이블화한다.

2-3 레이블링 된 수치지도에서 건물 외곽을 필터링을 통하여 방향정보를 찾아낸다.

2-4 방향정보를 이용하여 건물객체별 정형을 작성한다.

Step 3: 구성된 정형을 이용하여 위성영상의 경계선 맵에서 최적의 매칭 점을 찾는다.

Step 4: 레이블링 된 수치지도중심과 위성영상에서 검색된 매칭 점의 변위를 저장한다.

Step 5: 변위 값들의 최빈수를 이용하여 수치지도의 건물객체들을 이동시켜 중첩한다.

Step 6: 변화된 부분을 찾는다.

건물의 변화를 탐지하는 것은 다음의 세 가지 경우가 있다. 첫 번째는 “기존 건물”인데 이는 수치지도에도 존재하고, 위성영상에도 존재하는 경우이다. 두 번째는 “없어진 건물”로서 수치지도에는 존재하나 위성영상에는 존재하지 않는 경우가 된다. 마지막은 “신규 건물”로서 수치지도에는 존재하지 않고 위성영상에는 존재하는 경우이다. 사용자는 수치지도와 위성영상의 매칭을 통해 얻은 중첩된 영상에서 이들 변화를 탐지할 수 있다.

2) 위성영상의 전처리 및 수치지도의 래스터링

위성 영상은 그림자나 객체 표면의 빛의 반사도 또는 자동차와 같은 유동성 있는 객체의 움직임 등의 영상의 복잡성 때문에 직접적인 알고리즘의 적용이 불가능하다. 때문에, 관심 영역의 경계선정보를 얻기 위해서는 영상의 전처리 과정이 필요하다. 또한 영상의 전처리는 일반화된 Hough 변환에

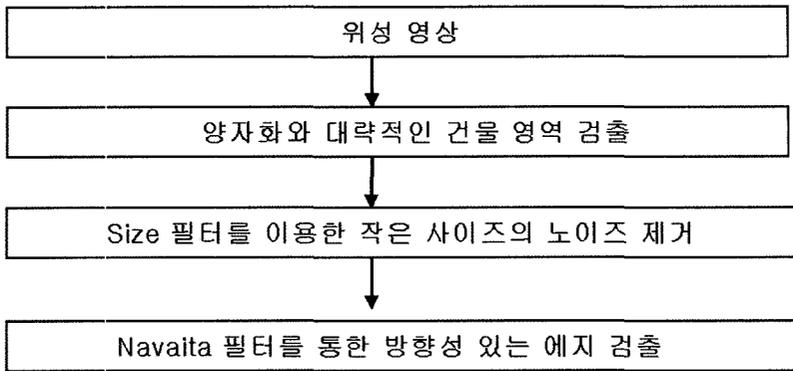


Fig. 2. Preprocessing of satellite image.

있어서 계산량을 줄이는 효과도 있다. 하지만 불필요한 경계선을 제거하는 과정에서 비교 시에 필요한 의미 있는 정보들 또한 사라질 가능성이 있으므로 계산량을 줄이는 것과 정보의 습득은 길항 관계가 있음을 고려하여 전처리가 되어야한다. 본 논문에서 제안된 전처리 과정은 Fig. 2와 같다.

(1) 양자화와 잡음 제거

도심지역의 위성영상에 포함된 주 객체는 도로와 건물 그리고 그림자 부분이다. 본 논문에서는 건물의 영역이 주 관심 부분이므로 Table 1을 이용하여 양자화를 수행하여 대략적인 건물 영역을 검출한다(예철수 외, 2000). Table 1의 밝기 정보는 영상획득 시점에 따라 달라지기 때문에 표에 나열된 객체를 포함하는 다양한 고정밀 위성영상의 밝기분포로부터 얻어진 상대적인 휘도 정보를 의미한다. 또한 Table 1의 결과는 상대적인 휘도 크기와 이에

따른 대략적인 객체들을 의미하기 때문에 건물의 영역검출 과정은 정확한 건물의 경계선을 추출하는 것보다는 대략적인 탐색을 위한 목적을 가진다. 일반적으로 건물이나 입체영역은 빛의 밝기에 따라 표면에 반사되는 밝기 정도가 다르지만 그림자나 도로의 평면 영역은 명암도가 낮기 때문에 조도에 따른 변화 폭이 적다. 이러한 특성은 조도에 따라 변하는 위성영상의 특성을 고려할 때, Table 1을 이용하면 그림자와 도로 부분과 건물 부분의 특징을 대략적으로 반영할 수 있을 것이라 예상된다.

Table 1에서 양자화는 영상에서 가장 밝은 값과 가장 어두운 값의 차이를 등간격 8단계로 나누었다. 검은색을 0 흰색을 255 값을 가지는 색으로 나타냈을 때, 위성영상은 촬영되는 환경에 따라 밝고 어두움이 나뉘어 지므로 가장 밝은 값과 가장 어두운 값의 차이를 양자화 하면 다른 영상에도 적용할 수 있는 대략적인 양자화가 된다. Table 1을 보면 알 수 있듯이, 3단계 이상을 선택하면 대략적인 건물 영역을 구할 수 있다.

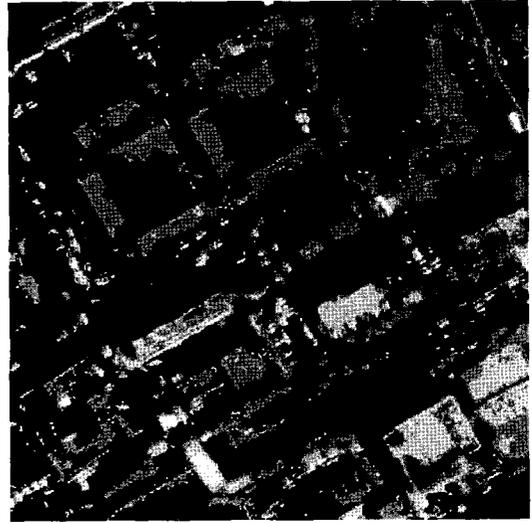
양자화를 거친 영상은 그림자 영역이나 도로 영역은 제거되지만, 자동차와 같은 작은 노이즈는 여전히 존재한다. 때문에 건물보다 작은 노이즈들을 제거하기 위해서 200개의 점(1m 해상도의 경우 200m²) 이하로 구성된 영역은 크기 필터를 사용하여 제거하였다. 서울 강남지역의 IKONOS영상의 Table 1을 이용한 양자화 결과는 Fig. 3(a)와 같으며, 밝기 정도 3 이상의 건물 후보 영역을 크

Table 1. Knowledge for quantization.

빛의 밝기 정도	객 체
0	그림자 영역
1	그림자 주변의 영역
2	그림자의 경계선, 도로의 중심 영역
3	도로의 경계, 빌딩의 경계
4	낮은 빌딩의 중심 영역
5	중간 빌딩의 중심 영역
6	높은 빌딩의 중심 영역, 반사된 물체
7	반사된 물체의 중심영역



(a) Result of quantization from Table 1



(b) Region more bright than level 3

Fig. 3. Results of quantization from Table 1.

기 필터를 통과한 후의 결과는 Fig. 3(b)와 같다.

(2) 방향성에 따른 맵의 구축

본 논문에서 사용한 일반화된 Hough 변환은 노이즈에 강인한 알고리즘인 반면에 계산량이 많다. 때문에 전처리를 통해서 관심영역의 경계선을 찾아 계산량을 줄이는 것이 전 단계의 처리에서 주된 목적이었다. 그 결과 앞서 수행된 과정을 거치면 건물영역이 아닌 불필요한 부분들이 제거되어 계산량을 줄이는데 기여한다.

이후의 전처리는 일반화된 Hough 변환을 적용하는데 있어 정형으로 사용되는 R-테이블을 구성하기 위한 방향성을 가진 경계선으로의 표현이 필요하다. 하지만 일반적인 경계선의 방향은 0° ~ 360° 까지의 값을 갖기 때문에 R-테이블 설계시 복잡성이 증대되는 어려움이 있다. 이러한 문제를 줄이려면 어떤 경계선 검출 필터를 선택하느냐가 중요하다. 위성영상에서의 건물은 도로변에 놓이거나 강변을 따라 위치하므로 대략적인 방향이 있다. 그러므로 건물의 경계선을 0° ~ 360° 를 모두 표현하는 것은 오히려 복잡성을 증가시키는 결과를 초래한다. 제안된 방식에서는 Fig. 4와 같은 0° , 30° , 60° , 90° , 120° , 150° 의 방향성을 표현할 수 있

는 Nevatia 필터 마스크를 사용하여 콘볼루션을 취하고 영상의 경계선 맵을 구축하였다(park et al., 2000). Fig. 3의 우측 그림과 같이 대략적인 건물영역을 추출한 영상에 Fig. 4의 Nevatia 필터 처리를 하게 되면 영상내 객체들의 경계선은 0° , 30° , 60° , 90° , 120° , 150° 의 방향으로만 표시된다.

3) 수치지도 상의 건물객체의 래스터링

벡터형태인 수치지도와 위성영상의 비교를 통한 변화탐지를 위해서는 수치지도의 래스터화가 필요하다. 수치지도는 DXF파일 형식으로 되어 있으며, 도구를 이용하여 관심영역인 건물 레이어만 획득한 뒤 비트맵으로 변환하여 사용하였다.

수치지도의 건물 경계선은 탐색할 객체의 정형인 R-테이블 구축 시에 중요한 매개변수가 되므로 위성영상의 전처리와 일관성 있는 방향으로 래스터링 되어야 한다. 또한 수치지도의 객체와 위성영상과의 매칭을 용이하게 하려면 수치지도의 객체별로 레이블링 되어야 한다. 덧붙여 R-테이블의 매개변수로 설계되려면 건물영역 안의 한 점을 임의로 선택하는데, 본 논문에서는 객체별로 영역의 센터를 임의의 점으로 잡았다. 래스터링은 건물별로 레이블링 된 객체들의 경계선을 Nevatia 필

100	100	100	100	100
100	100	100	100	100
0	0	0	0	0
-100	-100	-100	-100	-100
-100	-100	-100	-100	-100

0°

100	100	100	100	100
100	100	100	78	-32
100	92	0	-92	-100
32	-78	-100	-100	-100
-100	-100	-100	-100	-100

30°

100	100	100	32	-100
100	100	92	-78	-100
100	100	0	-100	-100
100	78	-92	-100	-100
100	32	-100	-100	-100

60°

-100	-100	0	100	100
-100	-100	0	100	100
-100	-100	0	100	100
-100	-100	0	100	100
-100	-100	0	100	100

90°

-100	-32	100	100	100
-100	-78	92	100	100
-100	-100	0	100	100
-100	-100	-92	78	100
-100	-100	-100	-32	100

120°

100	100	100	100	100
-32	78	100	100	100
-100	-92	0	92	100
-100	-100	-100	-78	32
-100	-100	-100	-100	-100

150°

Fig. 4. Nevatia filter mask.

터를 사용하여 위성영상과 같이 6개의 방향을 가진 경계선 맵으로 구축한 뒤, R-테이블을 만든다.

4) 일반화된 Hough 변환을 이용한 매칭

(1) 일반화된 Hough 변환

Hough 변환이란 기하학적인 대상을 매개변수를 통하여 정형화하고, 이를 영상내의 객체들과 비교하여 대상을 찾는데 사용되는 강인한 추정방법이다. 건물과 같이 매개변수로 표현하기 어려운 임의의 도형에 대해서는 R-테이블을 구축하여 일반화된 Hough 변환을 이용한다. 일반화된 Hough 변환을 이용하기 위해서는 비교의 기준이 되는 모델을 정의해야 한다. 이것이 Table 2와 같은 R-테이블의 작성이다. Fig. 5는 임의의 도형에 대해 R-테이블을 작성하는 기하학적인 그림을 나타내었다. 이미 알고 있는 물체의 안에 기준 점 (x_c, y_c) 를 선택하고, 경계점까지의 길이 r 을 측정한다. 경계점에서는 그 점의 경사방향 ϕ 를 계산하고, 경사방향의 함수로 기준점까지의 길이 r 과 양의 x -방향으로부터의 각도 θ 를 저장한다. 또한 임의의 도형의 외곽선을 따라 경사방향을 구하면 동일한 경사방향의 여러 군데에서 발생할 수 있으므로 Table 1에서와 같이 하나의 경사방향 ϕ_i 에 대해 여러 개의 $r_j^i = (r_j^i, \alpha_j^i)$ 들이 존재하게 된다. R-테이블 상의 기준점 (x_c, y_c) 에서 경계선과 점 (x, y) 사이의 관계는 식 (1)과 같다(Kim et al., 2002). 탐색대상의 Table 2와 같은 R-테이블을 구성한 후에 영상에서 일반화된 Hough 변환 알고리즘을 이용한 동일대상의 기준점 탐색방법은 다음과 같다.

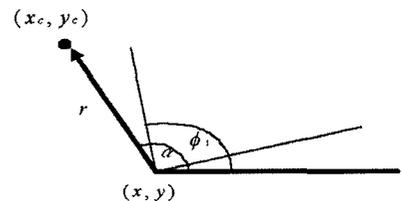


Fig. 5. Geometry for R-Table.

$$x_c = x + r(\Phi) \cos[\alpha(\Phi)] \quad (1)$$

$$y_c = y + r(\Phi) \sin[\alpha(\Phi)]$$

<일반화된 Hough 변환을 이용한 탐색 알고리즘>

Step 1. 기준 점을 누적하기 위한 공간

$A(x_{cmin}, x_{cmax}, y_{cmin}, y_{cmax})$ 를 만들고 0으로 초기화한다.

Step 2. 모든 경계선의 위치에서 다음계산 수행

2-1 Φ 값을 계산한다.

2-2 각각의 Φ 값에 대하여 R-테이블에서 (r, α) 을 찾아 가능한 중심을 계산한다.

$$x_c = x + r(\Phi) \cos[\alpha(\Phi)]$$

$$y_c = y + r(\Phi) \sin[\alpha(\Phi)]$$

2-3 계산된 (x_c, y_c) 의 누적 공간을 증가시

킨다.

$$A(x_c, y_c) = A(x_c, y_c) + 1$$

Step 3. 누적공간 상의 최빈점을 최적의 매칭 점으로 찾는다.

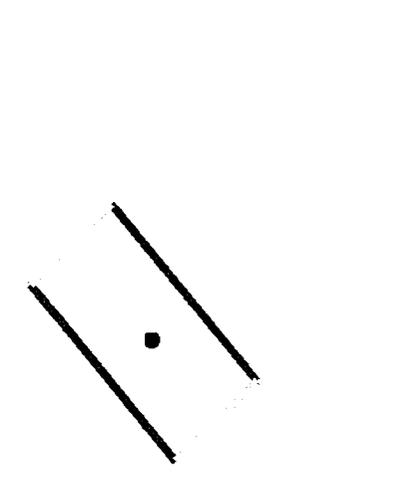
(2) 매칭

래스터링된 수치지도의 각각의 건물 객체는 일반화된 Hough 변환을 위한 R-테이블로 정형화 된다. 이와 동시에 위성영상은 전처리를 하고 난 뒤, 6개의 방향성을 표현하는 맵으로 구축되어 R-테이블의 매개변수가 된 수치지도의 건물이 위성 영상의 어느 위치에 있는 것인지 비교를 위한 준비를 한다.

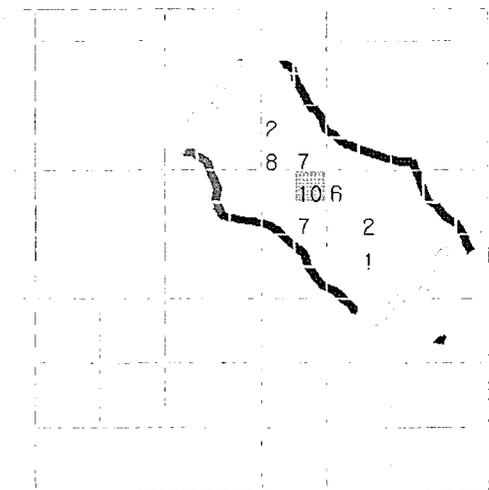
Fig. 6은 경계선의 방향과 중심에 의한 함수로 정의된 수치지도의 객체가 위성 영상에서 매칭 점을 찾는 과정을 나타낸다. R-테이블을 구축하는 과정에서 보았듯이, 수치지도는 래스터링과 필터링을 거쳐서 건물 객체의 경계선이 놓인 방향에 따라 값이 다르게 표시된다. Fig. 6(a)는 이 과정을 나타낸 것이다. 그 다음에는 경계선의 방향값 ϕ 가 같은 것들끼리 중심에서 경계선까지의 거리와 각을 저장하여 R-테이블을 만든다. 방향별로 R-테이블이 만들어지면 위성영상으로의 매칭을 시도한다.

Table 2. Example of R-table.

Angle measured from figure boundary to reference point	Set of radii $\{r^k\}$ where $r = (r, \alpha)$
ϕ_1	$r_1^1, r_2^1, \dots, r_{n1}^1$
ϕ_2	$r_1^2, r_2^2, \dots, r_{n2}^2$
\vdots	\vdots
ϕ_m	$r_1^m, r_2^m, \dots, r_{nm}^m$



(a) Object on rastered digital map



(b) Object on preprocessed satellite image

Fig. 6. Matching (a) and (b).

위성영상 역시 전처리에서 Nevatia필터링을 거쳤기 때문에 6개의 방향의 경계선으로 표현 되어 있다. 매칭 과정에서는 ϕ 값이 같은 곳에서 R-테이블에 저장된 매개 변수 값과 식 (1)을 이용하여 가능한 중심점을 찾아 누적공간을 증가시킨다. 이렇게 중심점을 찾아보면, 전처리된 위성영상이 가진 왜곡 때문에 Fig. 6(b)에서 처럼 한 곳으로 결정되지 않는다. 하지만 왜곡이 있었다 하더라도 수치지도상의 특정 건물에 해당하는 위성영상의 건물의 외곽선의 일부만 일치하더라도 일관성이 많기 때문에 가장 많이 누적된 곳을 중심점으로 찾으면 강인한 추정을 수행할 수가 있다.

5) 중첩을 위한 변위 결정

앞서 논의된 매칭과정을 거치면 수치지도상의 개개의 건물객체에 해당하는 위성영상 내에서의 중심을 결정짓는다. 하지만 이미 언급 된 것처럼 위성 영상의 왜곡이 심한 경우 Hough 변환 역시 잘못된 중심을 추정할 수 있다. 따라서, 제안된 방법에서는 수치지도의 건물 객체의 비트 맵과 위성 영상을 중첩시키기 위한 총 변위량을 다음과 같은 단계를 통하여 거리와 방향을 결정한다.

첫 단계는 수치지도상의 각각의 건물객체와 탐색된 위성영상의 해당 객체들 사이의 중심간의 거리들을 조사한다. 여기서 거리란 비트맵으로 표현된 수치지도 영상의 임의의 원점을 기준으로 한 건물객체의 중심의 위치와 역시 임의의 원점을 기준으로한 위성영상에서 탐색된 해당 건물의 중심사이의 식 (2)와 같은 유클리디안 거리를 의미한다.

$$D = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \quad (2)$$

개개의 건물들의 유클리디안 거리는 위성영상과 수치지도의 기하학적인 왜곡이 전역적이고, 일반화된 Hough 변환에 의한 매칭이 모두 정확하다면 일정한 값을 가질 수 있다. 그러나, 전자의 왜곡은 위성영상의 부분에 따라 약간의 차이를 보이는 국부적인 형태이며, 또한 위성영상의 전처리가 완벽하지 못하기 때문에 일정한 값을 가지지 않을 수 있다. 그러나, 가장 많이 일치하는 거리값으로

추정하면(즉 거리값에 대한 최빈추정) 안전한 변위의 거리값을 얻을 수 있다.

두 번째 단계에서는 추정된 거리값을 제공하는 건물들의 변위 중 가장 많은 방향을 탐색한다. 즉 안전한 거리값에 대한 추정치들에 해당하는 방향 중 가장 많은 빈도를 갖는 방향(방향에 대한 최빈추정)을 다시 추정하자는 것이다. 여기서 방향은

$$\text{atan}\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right) \quad (3)$$

에 의해 결정된다. 식 (2)와 (3)에서

Δx = 수치지도의 x 좌표 - 위성영상의 x 좌표

Δy = 수치지도의 y 좌표 - 위성영상의 y 좌표

을 의미한다. 이와 같이 최빈 추정을 이용하여 안정적으로 결정된 거리와 방향을 이용하여 두 영상을 중첩시키는데 필요한 총 변위량 Δx 와 Δy 를 결정한다.

3. 실험 및 결과

Fig. 7은 실험에 사용한 해상도 1pixel/1m×1m, 512×512의 IKONOS 영상이다. 수치지도는 래스터링과 필터링을 통해서 Fig. 8과 같이 경계선과 중심들이 결정되었고, R-테이블의 매개변수가 되었다. 앞서 언급된 위성영상의 전처리과정을 거친 영상은 Fig. 9와 같다. Fig. 9를 보면 자동차와 같은 비교적 작은 사이즈의 노이즈들은 제거되었으며, 건물의 영역으로 판단되는 부분은 방향성을 가진 경계선들로 표현되어 있어서 일반화된 Hough 변환의 R-Table 설계가 용이 하도록 표현되었다.

Fig. 8과 같이 래스터화 된 수치지도의 객체는 위성 영상에서 중심을 검색할 때에는 수치지도의 중심을 중심으로 250*250의 제한된 검색 영역 내에서 최적의 중심을 찾고, 각 중심간의 이동량을 측정하였다. 제한된 범위의 탐색은 수치지도상의 위치가 위성영상의 어느 부분에 해당되는지를 찾아내는 과정에 소요되는 시간을 줄이는 의도를 반영한 것이다.

중심의 변위는 유클리디안 거리를 이용하여 중

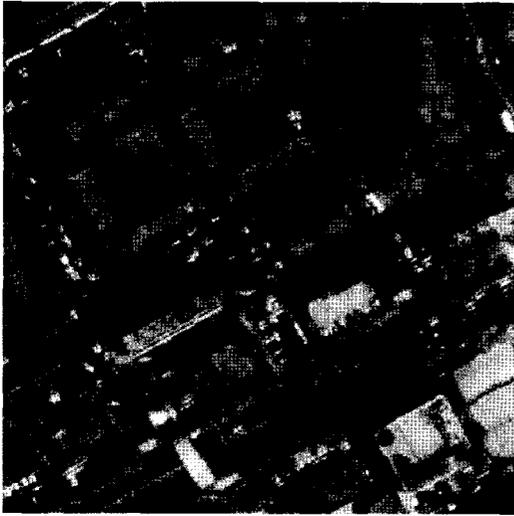


Fig. 7. Urban image from IKONOS.

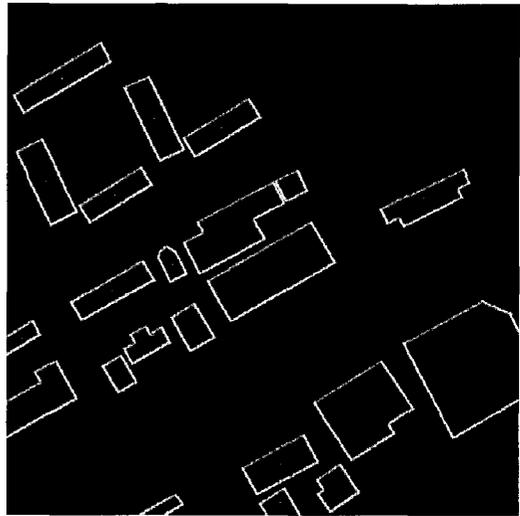


Fig. 8. Buildings of interest in digital map.

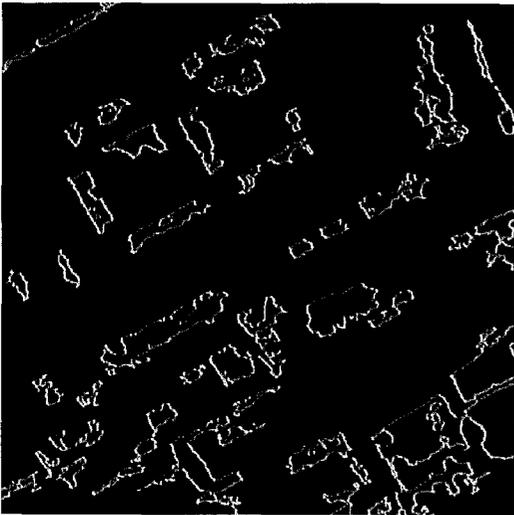


Fig. 9. Edge map after preprocessing.

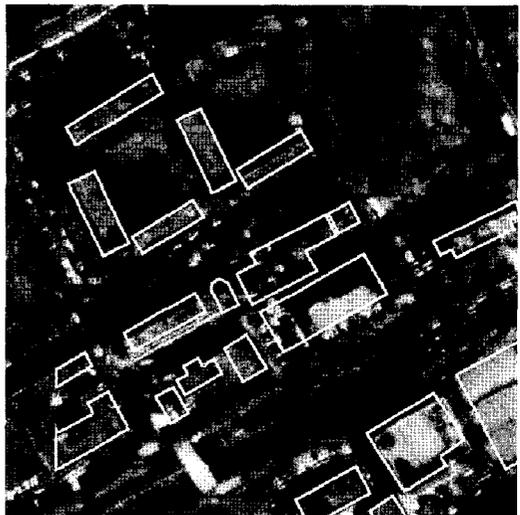


Fig. 10. Result of superposition.

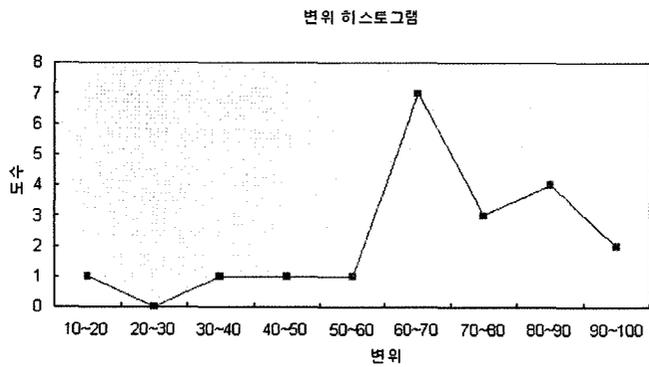


Fig. 11. Histogram of displacement.

심의 이동량을 구했고 결과는 아래의 Fig. 11의 그래프와 같다. 본 실험에서는 이동량의 값이 구간 60~70에서 가장 최적으로 나타났으며, 이에 따라 최적의 값 들 중 방향성이 같은 변위를 갖는 것에 해당하는 중심의 변위 만큼 수치지도의 경계선을 이동시켜 위성영상에 중첩 시켰다. 그 결과는 Fig. 10과 같다.

이로써 기존건물의 위치를 찾을 수 있었다. 그러나 실험 과정에서 수치지도와 위성영상이 만들어진 시점이 비슷하여, 없어진 건물과 신규건물에 대해서는 결과를 보여줄 수가 없었다.

4. 결 론

본 논문에서는 고 정밀 위성영상에서 영상 대 벡터의 방법을 이용하여 반자동의 건물의 변화 탐지방법을 제안하였다. 이 방법은 일종의 CAD 기반 영상해석 방법으로 수치지도의 건물객체를 위성영상에 중첩시킴으로서 사람이 변화를 탐지하는데 도움을 준다는 의미이다. 수치지도나 위성영상의 기하학적인 보정 에러가 있는 경우에는 정확한 건물을 탐지하기 곤란하다. 또한 건물의 경우 도로에 있는 자동차의 변화는 영상을 획득한 시간에 따라 다르므로 변화된 건물로 판단될 소지가 있는 등의 어려움이 있다.

이에 논문에서는 일반화 된 Hough 변환을 이용하여 노이즈에 강인하게 건물을 탐지할 수 있는 방법을 제안하였다. 개발한 반자동 변화탐지 방법은 벡터 영상인 수치지도의 객체를 고정밀 위성영상에서 찾아야 할 객체로 이용하여 찾고, 그 결과를 위성영상에 중첩하는 방법이다. 두 영상의 비교에는 일반화된 Hough 변환의 R-테이블을 이용하여 벡터 지도상의 건물 객체를 매개변수화 하였다. 한편 위성영상의 경계선 영상은 매우 복잡하여 분석하기가 쉽지 않으므로 전처리 과정을 거쳐 불필요한 경계선 들을 제거하였다.

제안한 방법을 확인하기 위하여 강남지역의 IKONOS영상과 1000분의 1 수치지도를 이용하여

실험하였다. 실험 결과 대략적인 건물의 위치 탐지는 양호한 결과를 얻었다. 제안된 방법은 이러한 변화탐지 목적뿐 아니라 수치지도 상의 임의의 객체 및 객체군을 위성영상 DB에서 찾아내는데도 적용가능하다.

하지만 기하학 적인 왜곡과 더불어 위성영상의 전처리과정에서 의미 있는 경계선 정보의 손실이 있으므로 이를 줄일 수 있는 세련된 전처리방법의 개발이 필요하다.

참고문헌

김동원, 기영석, 권선필, 2000. 위성영상정보의 활용에 관한 정책적 쟁점, 한국행정학회, 하계학술대회 발표논문집 - 국정관리의 새로운 방향과 과제, pp. 181-194.

Mather, P. M. 1987. *Computer Processing of Remotely Sensed Images*, John Wiley & Sons.

[3] Kim, J. C., S. M. Park, J. W. Lee, and S. Jeong, 2002. Designation of a Road in Urban Area Using Hough Transform, *Proc. ISRS '2002*, pp. 766-771.

[4] Ballard, D. H. and C. M. Brown, 1982. *Computer Vision*, Prentice Hall, pp. 123-131.

[5] Sonka, M. et al., 1998. *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*, PWS, pp. 163-173.

[6] Richards, J. A. 1994. *Remote Sensing Digital Image Analysis*, Springer Verlag.

[7] 예철수, 이쾌희, 2002. 그림자 정보를 이용한 KOMPSAT 위성영상에서의 건물 검출, *KSRS*, 16(3), pp. 235-242.

[8] Park, W., S. Kwak, and T. G. Kim, 2000. Line Rolling Algorithm for Automated Building Extraction from 1-meter Resolution Satellite Images, *Proc. ISRS '2000*, pp. 31-36.

[9] Robert, M. H. and L. G. Shapiro, 1992. *Computer and Robot Vision*, Addison Wesley, pp. 337-340.