

원격탐사 자료 기반 지형공간 특성분석을 위한 텍스처 영상 비교와 템플레이트 정합의 적용

류희영^{1,*} · 전소희¹ · 이기원² · 권병두¹

¹ 서울대학교 지구과학고우과, 151-748, 서울특별시 관악구 신림동 산 56-1

² 한성대학교 정보시스템공학과, 136-792, 서울특별시 성북구 삼선동 3가 389

Comparison of Texture Images and Application of Template Matching for Geo-spatial Feature Analysis Based on Remote Sensing Data

Hee Young Yoo^{1,*}, So Hee Jeon¹, Kiwon Lee² and Byung-Doo Kwon¹

¹ Department of Earth Science Education, Seoul National University, Seoul 151-748, Korea

² Department of Information Systems, Hansung University, Seoul 136-792, Korea

Abstract: As remote sensing imagery with high spatial resolution (e.g. pixel resolution of 1 m or less) is used widely in the specific application domains, the requirements of advanced methods for this imagery are increasing. Among many applicable methods, the texture image analysis, which was characterized by the spatial distribution of the gray levels in a neighborhood, can be regarded as one useful method. In the texture image, we compared and analyzed different results according to various directions, kernel sizes, and parameter types for the GLCM algorithm. Then, we studied spatial feature characteristics within each result image. In addition, a template matching program which can search spatial patterns using template images selected from original and texture images was also embodied and applied. Probabilities were examined on the basis of the results. These results would anticipate effective applications for detecting and analyzing specific shaped geological or other complex features using high spatial resolution imagery.

Keywords: texture image, GLCM, template matching

요약: 공간 해상도 1m 이하의 고해상도 원격 탐사 영상의 민감 활용이 활발해 질에 따라, 이를 위한 전문 분야별 영상 분석 방법의 개발 요구가 증가하고 있다. 다양한 영상분석 기법 중에, 주변 화소들간의 공간 분포 관계에 의해 특성이 결정되는 텍스처 영상의 분석은 이러한 목적을 위한 유용한 영상 분석 방법 중 하나이다. 이 연구에서는 원시 영상으로부터 GLCM 알고리즘에 의해 생성된 텍스처 영상에 대해서 방향 인자, 미스킹 커널의 크기, 번수의 종류에 따른 결과를 비교, 분석한 뒤 각각의 결과 영상의 지형공간 특성 분석의 적용성에 대하여 알아보았다. 또한 원시 영상과 텍스처 영상에서 특성 정리를 포함하는 템플레이트를 설정하고 이를 기준으로 반복적인 패턴을자동으로 검색하는 템플레이트 정합 프로그램을 구현하여 이를 원시 영상과 텍스처 영상에 적용하였고, 처리 결과에 기초하여 항후 적용 가능성을 검토했�다. 이 연구의 결과는 일정한 패턴으로 나타나는 지구과학적인 지형 특성이나 고해상도 위성영상 정보를 이용한 인공 지형지물의 파악 및 분석에 효과적으로 적용될 수 있을 것으로 예상된다.

주요어: 텍스처 영상, GLCM, 템플레이트 정합

서 론

다양한 위성영상정보는 전세계적인 지구환경을 위한 중요한 정보원인 동시에 주기적으로 광범위한 시

역의 특성 분석을 가능하게 하는 최신 정보를 제공하고 있다. 이러한 위성영상정보는 1970년대 이후 시속적으로 여러 지구과학 분야의 연구에 이용되어왔다. 현재 여러 종류의 원격 탐사 영상들이 널리 사용됨에 따라, 이를 처리하기 위한 영상 분석 방법들이 연구, 개발되고 있다. 그 중 대상 화소를 중심으로 일정한 마스크 장에 포함되는 이웃 화소들 사이의 기

*Corresponding author: skyblue@mantle.snu.ac.kr
Tel: 82-2-878-7233
Fax: 82-2-874-3289

본적인 통계량을 계산하여 이를 영상으로 표현하는 텍스처 영상화 기법은 원시 영상에서 나타나지 않는 새로운 정보 및 결과의 추출과 공간적 특성의 패턴을 가능하게 하는 유용한 영상 분석 방법 중의 하나로 알려져 있다. 이러한 텍스처 영상 생성 및 분석 방법은 여러 가지가 개발되어 있고 이들을 비교하는 연구도 수행된 바 있다. 이러한 기존 연구로는 분류 단계에서 공간 영역의 GLCM(Grey Level Co-occurrence Matrix)과 주변에 변화에 의한 주파수 영역의 텍스처 정보를 비교하는 연구(Dulyakam et al., 2000), Mailard (2003)의 GLCM, Semi-variogram 결과와 주파수 영역의 텍스처 비교 연구, Bharati et al. (2004)에 의한 GLCM과 웨이블릿 텍스처 분석 그리고 PCA(Principal Component Analysis)에 기초한 다양한 통계 분석을 비교 연구 등이 있다. 이와 같은 다양한 텍스처 영상화 방법 중에서, 대부분의 원격 탐사 소프트웨어들은 그간의 여러 연구에서 효용성이 인정된 GLCM에 의한 텍스처 영상 생성 및 분석 기능을 제공하고 있다.

이 연구에서는, GLCM 알고리즘에 의한 텍스처 영상화 프로그램 (이기원 외, 2005)을 사용하여 텍스처 생성에 요구되는 기본 입력 변수를 다양하게 설정한 결과를 비교하였다. 또한 원시 자료 영상에서 일의 특성 정보를 포함하는 기준 영상을 설정하고 이를 전체 영상에 적용하여 동일한 영상이나 패턴을 자동으로 추출하는 템플레이트 매칭(Template Matching) 기법을 추가로 구현하였다. 이 기법을 원시 영상과 GLCM에 의한 텍스처 영상에서의 개체 탐지와 공간 특성 정보 추출에 적용하였으며, 적용 결과 고찰 및 향후 적용 가능성에 대해 논의하였다.

적용 방법

GLCM(Grey Level Co-occurrence Matrix) 기반 텍스처 영상

일반적으로 텍스처 영상의 분석은 원시 영상에 포함되어 있는 특성적인 공간적 특성을 인식하고 분리해내는데 사용되고 있다. 이미지분석 측면에서 보면 텍스처란 이미지의 둘이나 색상의 변화 또는 균질한 정도를 의미하며, 주변의 픽셀을 고려한 화소값의 공간적 분포에 의해 그 특성이 결정된다. 위성영상에서 회복을 이루는 개체들은 다양한 물질로 이루어져있기 때문에 하나의 화소값을 이용해 그 특성을 파악해

내는 것은 거의 불가능하다. 따라서 픽셀 하나의 정보만 이용하는 것이 아닌 주변의 픽셀을 고려한 텍스처 분석은 원시 영상에서 얻을 수 없었던 새로운 정보를 제공할 것으로 예상된다.

텍스처 영상 생성방법 중 GLCM 방법은 마스크 영역 내의 중심화소와 그 이웃하는 화소의 밝기값(Digital Number)의 관계를 이용해 설정된 방향으로 동시에 존재하는 화소값의 순서쌍의 발생 빈도를 행렬 방식으로 정리하는 것이다(Haralick et al.(1973)). 텍스처 영상을 생성된 행렬 내에서 평균, 대비, 상관 관계 등과 같은 기본 통계량을 계산하여 얻게 된다. 계산된 결과 영상의 밝기값은 원시 영상의 누분적인 텍스처 특성을 의미하게 된다. 이 연구에서는 행렬 생성시에 고려한 방향 성분을 동-서(0°), 북동-남서(45°), 북-남(90°), 북서-남동(135°), 모든 방향(즉)의 4 가지 경우의 평균 값), 원형 방향(Cooper, G. R. J., 2004) 등의 6 가지로 구분하였다(이기원 외, 2005). 한편 GLCM 계산 행렬을 생성하기 전에 먼저 밝기 단계를 2(흑백), & 16으로 바꾸도록 하였는데, 새로 생성되는 행과 열의 수는 입력되는 영상의 밝기 단계의 수와 같게 되므로, 새로운 행렬을 생성하는 경우에는 항상 각각 2×2 , 8×8 , 16×16 크기의 정방 행렬을 생성하게 된다. 하나의 화소를 256 크기 이상의 밝기값으로 설정하고 이를 그대로 GLCM에 적용하는 경우에는 저장 공간이 많이 필요하고, 계산 시간도 많이 소요된다. 또한 텍스처 분석에 있어 높은 방사 정보 즉, 높은 밝기 단계의 해상도는 어느 정도의 밝기 단계를 넘는 경우 결과 영상에 크게 영향을 미치지 못하는 것으로 알려져 있으므로(Yun Zhang, 1999), 이 연구에서는 밝기 단계를 2, & 16로 하였으며, 공간 영역의 키널 마스크 크기의 경우에는 3×3 , 5×5 , 7×7 , 11×11 의 크기 까지만 고려하였다.

앞에서 언급한 것과 같이 GLCM을 이용한 결과 영상 생성은 키널 크기, 방향, 파라미터 세 가지 방법에 따라 다른 영상을 생성할 수 있다. 이 때 텍스처 파라미터는 Homogeneity, Contrast, Angular Second Moment(ASM), Dissimilarity, Entropy, Energy 등이 있으며 다음과 같은 수식에 의하여 계산한다(Hall-Beyer M., 2004).

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} g(i,j) \quad (1)$$

$$\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i-j)^2 g(i,j) \quad (2)$$

$$\text{ASM} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} g^2(i,j) \quad (3)$$

$$\text{Dissimilarity} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} g(i,j)|i-j| \quad (4)$$

$$\text{Energy} = \sqrt{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} g^2(i,j)} \quad (5)$$

$$\text{Entropy} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} g(i,j)(-\ln(g(i,j))) \quad (6)$$

위의 식에서 i, j 는 행렬 내에서의 좌표이고, $g(i, j)$ 는 i, j 좌표에서의 화소값이며, N_g 는 입력 영상의 밝기값들의 차원 즉, 밝기 단계의 범위를 나타낸다.

텍스처 영상의 작용 및 분석을 위한 텍스처 파라미터에 대해서는 아직까지 체계적 정리된 경우가 많지 않지만 일반적으로는 Homogeneity는 행렬 내 각 화소들 간의 균일한 정도를 나타내는데 이용되며, Contrast와 Dissimilarity는 각각 화소간의 병안도 차이를 알 수 있는 지도로 이용한다. 한편 ASM과 Energy는 병암의 균일함을 측정할 수 있는 계산으로 영상들의 중심 화소와 이웃 화소들간에 밝기 변화가 없는 경우에는 비교적 큰 값으로 계산된다. 그리고 Entropy는 병암 분포의 임의성을 측정하는 지수로서, 중심 화소와 이웃 화소들간에 밝기값의 변화가 많을 때 계산 값이 크게 나타난다. 어느 경우에나 텍스처 변수의 계산 값은 텍스처 영상의 밝기값과 비례한다.

템플레이트 정합(Template Matching)

템플레이트 정합은 템플레이트로 설정한 영상과 선택하고자 하는 영상을 비교하여 유사한 부분을 찾아내는 방법으로 일정한 모양을 갖는 시형시물을 찾는데 유용하게 이용될 수 있다. 지구과학 분야에서는 단층 선이나 산세 등과 같은 시형의 일정한 패턴을 자동으로 찾아내는데 이용 가능하다. 이 연구에서 사용한 템플레이트 정합의 원리는 다음과 같다. 우선 선택하고자 하는 객체 혹은 추출하고자 하는 시형 특성을 포함하는 부분 영상을 선택하여 템플레이트로

설정한다. 설정된 템플레이트 영상은 원시영상 위에서 이동 마스크로 작용하고, 원시 영상과 템플레이트 영상의 각 화소값의 차이를 합해 그 값을 비교한다. 차이 값들의 합이 작은 경우, 두 영상 사이의 차이가 작은 것이라고 그 위치가 템플레이트와 유사한 객체나 시형시물이 위치한 가능성이 기시게 된다는 개념을 이용한 것이다. 이 경우에 템플레이트와 원시 영상의 부분 영역이 최소값을 가진 곳의 위치가 “정합”되는 것으로, 이는 다음과 같은 MAD(Mean Absolute Difference)와 MSE(Mean Square Error) 계산을 통하여 가능하다.

$$\text{MAD} = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |T(x_i, y_j) - I(x_i, y_j)| \quad (7)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [T(x_i, y_j) - I(x_i, y_j)]^2$$

여기서 M, N 은 템플레이트의 가로, 세로 크기이고, i, j 는 템플레이트 내에서의 좌표인덱스, x_i, y_j 는 템플레이트 내에서의 좌표, T 는 템플레이트에서의 화소값, I 는 원시 영상의 화소값을 의미한다. MAD는 앞서 설명한 일반적인 템플레이트 정합에 적용될 수 있는 기본식으로, 각 화소값 차이의 절대값의 합을 계산해 템플레이트 위치를 찾아내는 방법이고, MSE는 단순한 차이의 절대값의 합이 아니라 차이의 제곱값의 합을 계산해 템플레이트 위치를 찾아내는 방법이다. 이 경우 템플레이트 사이즈는 $M \times N$ 이고, 원시 영상 사이즈는 $R \times C$ 이다. 그러므로 원시 영상에 템플레이트 영상이 올려진 횟수는 $(R-M) \times (C-N)$ 이며, 전체 팰셀의 횟수는 $(R-M) \times (C-N) \times (M \times N)$ 이 된다.

그러나 MAD 또는 MSE 방법을 이용한 경우 유사한 시형시물이라 하더라도 밝기에 변화가 있으면 찾아내지 못한다는 단점이 있다. 이러한 밝기 변화에 따른 오차를 해결하기 위한 방법으로 정규화 템플레이트 정합 방법이 이용될 수 있다. 이 방법은 원시 영상에서 각각의 화소값들의 차이를 계산하기 전에, 해당하는 원시 영상에서의 평균값을 각 화소에서 감산하고, 템플레이트 영상에서의 평균값을 각 화소에서 감산 후에 각각의 차이 값들의 합을 계산하는 방법으로 아래와 같은 NGC(Normalized Gray-level Correlation) 기법으로 구현이 가능하다(상우중, 하종은, 2003).

$$NGC = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} a(i,j)b(i,j)}{\sqrt{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} a(i,j)^2 \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} b(i,j)^2}} \quad (8)$$

이 식에서 $a(i, j)$ 는 템플레이트와 비교하는 영역 내 각 화소값에서 비교영역의 평균값을 빼준 값을 의미하며, $b(i, j)$ 는 템플레이트 내 각 화소값에서 템플레이트 영역의 평균값을 빼준 값을 의미한다.

템플레이트 정합 프로그램의 구현

이 연구에서 텍스처 영상 생성을 위한 처리 과정은 Fig. 1(a)와 같다. GLCM을 적용하기 위해서는 기하 보정 및 정위치 보정을 수행한 원시 영상을 불가동곱

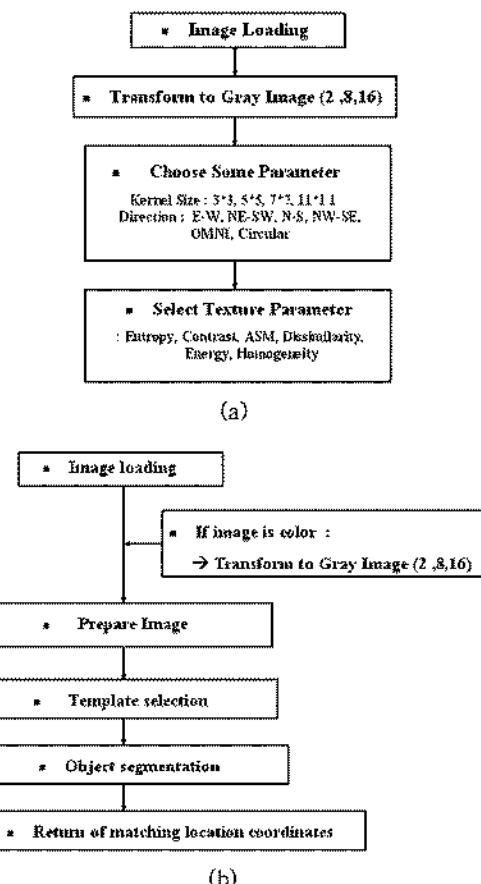


Fig. 1. (a) The flow chart of GLCM-based texture imaging, (b) The flow chart of template matching method.

2, 8, 16 단계를 갖는 영상으로 전환시킨 뒤, 커널 크기와 방향 인자를 선택한다. 그리고 템플레이트 선택과 관련하여 객체나 지형 지물의 특성을 잘 나타내는 텍스처 변수를 선택하여 연산을 수행한다. 한편 Fig. 1(b)는 템플레이트 정합과정을 나타내는 그림으로 원시 영상 또는 위의 과정을 통해 생성된 텍스처 영상을 대상으로 하여 사용자가 찾고자 하는 부분 영상을 템플레이트로 지정한 뒤, 영상 정합도를 의미하는 상관 계수 값을 지정하면, 전체 영상에서 템플레이트 영상과 상관계수 값 이상을 나타내는 부분영역의 위치와 개수를 얻을 수 있다. 템플레이트에 설정된 대상객체나 지형지물과 다른 방향으로 위치하는 동일 객체를 추출하기 위하여 시계적으로 90도, 180도, 270도의 위치에 존재하는 물체까지 탐지 할 수 있도록 프로그램을 설계하였다. 한편 프로그램 설계시에는 하나의 원시 영상에서 여러 개의 템플레이트를 동시에 추출하는 다중 템플레이트 정합(MTM: Multi-Template Matching)을 가능하게 하였다. 또한 템플레이트 정합 프로그램은 좌표를 지정해서 템플레이트를 설정하는 것이 아니라 그림 위에서 마우스로 사용자가 직접 템플레이트 영상을 설정하도록 하였다.

적용 결과

텍스처 영상 생성시 커널 사이즈와 바라미터의 변화에 따른 처리 결과를 분석하기 위하여 경기도 남양주시에서 획득한 공간해상도 6.6미터의 KOMPSAT-1 EOC 자료(Fig. 2)를 이용하였다. 해상도가 높을수록

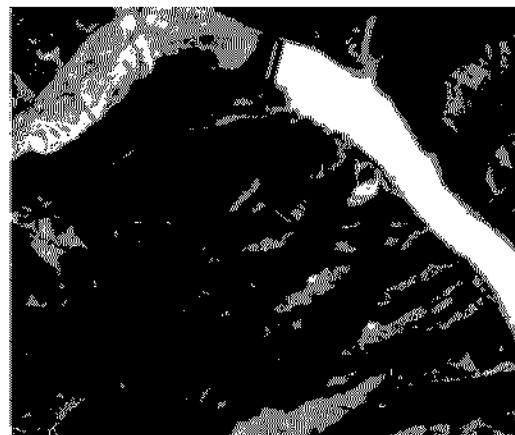


Fig. 2. KOMPSAT-1 EOC imagery used in this study.

여러 변수에 따른 결과를 상세히 관찰할 수 있으므로 텍스처 영상 생성에 대한 테스트는 KOMPSAT 영상으로 수행하였다.

GLCM-커널 사이즈에 따른 결과 비교

먼저 텍스처 영상에서 다른 모든 조건은 같게 하고 커널 사이즈만을 변화하였을 때의 결과를 살펴보았다. Fig. 3은 방향을 원형방향으로 설정하고, 텍스처 파라미터는 dissimilarity로 설정하여 커널 사이즈만 변화시키면서 나타나는 결과를 비교한 것이다. 커널 사이즈가 작은 경우에는 선이 가늘고 세부적인 해체도 자세히 볼 수 있는 반면, 커널 사이즈가 큰 경우 부드러워지는 특성이 나타나고, 굵은 선으로 광역적인 특징을 뚜렷하게 보여주는 것을 알 수 있다.

GLCM-텍스처 파라미터에 따른 결과 비교

텍스처 파라미터에 따른 결과 영상의 차이는 Fig. 4에 제시하였다. 텍스처 파라미터 중에서 Contrast와 Dissimilarity는 이웃하는 화소들간의 색상 대비 정도를 나타내므로 색상 차가 클수록 높은 밝기값을 보이게 된다. 따라서 낮은 밝기값을 갖는 영역은 주변 이 색상 차이가 작은 유사한 화소값으로 이루어진 영상이라는 것을 의미하게 된다. 그러므로 Fig. 4(a), (b) 영상을 살펴보면 이 영상을 대체로 유사한 값을 가진 화소들로 이루어진 영상임을 알 수 있고, 또한 밝게 나타나는 부분은 주요경제부분을 나타내고 있음을

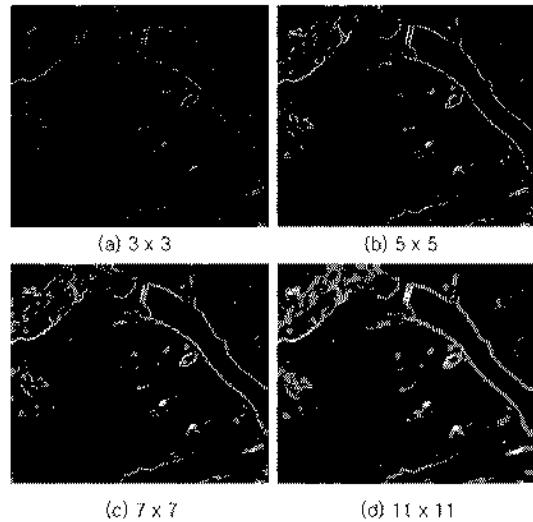


Fig. 3. The dissimilarity images by different kernel size.

볼 수 있다. 한편 Homogeneity를 나타내는 Fig. 4(c)의 경우에는 화소들간의 값이 유사하지 않은 부분에서 밝기값이 작게 나타남을 알 수 있고, 그 부분이 역시 경계를 나타낸다는 것을 살펴볼 수 있다. ASM과 Energy는 같은 명암 정도를 나타낼 때 높은 값을 갖게 된다(Fig. 4(d), (e)). 그리고 Entropy(Fig. 4(f))는 명암 분포의 임의성을 측정하기 위한 변수로서, 밝기값의 변화가 큰 경우에는 밝기값이 크게 나타나며 원시 영상에서 밝기값의 변화가 많은 원쪽

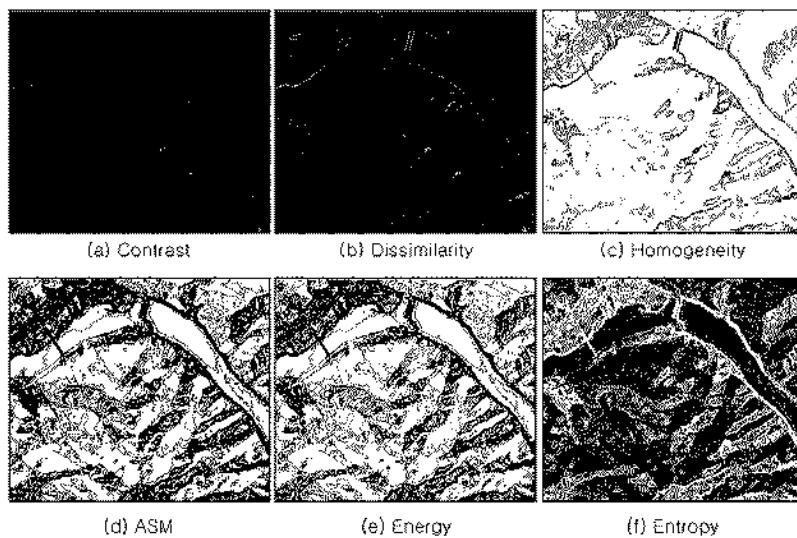


Fig. 4. Various texture images generated from the GLCM method.

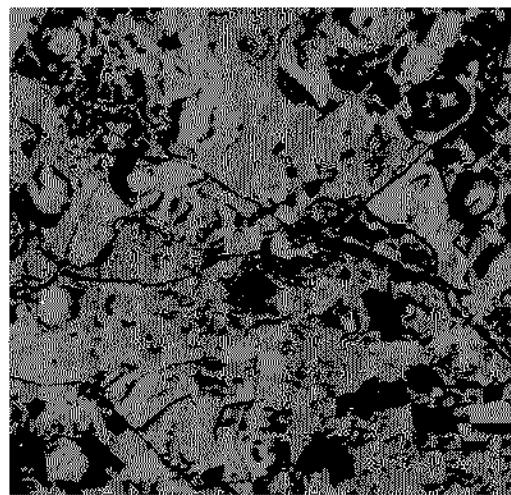
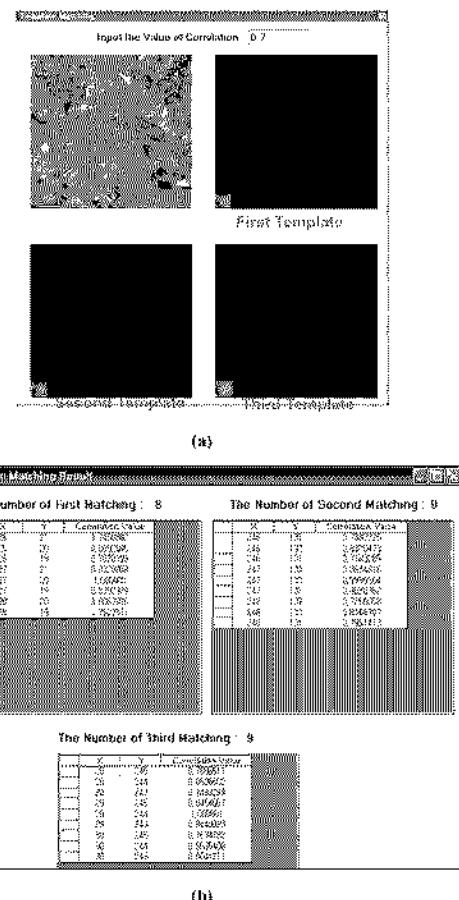


Fig. 5. Landsat TM imagery in Jeju used in this study.

상단 부분이 밝게 나타나는 현상을 볼 수 있다. 각각 다른 특징을 담고 있는 텍스처 파라미터를 이용한 분석을 통해, 눈으로만 보여지는 영상이 아니라 원시 영상에서는 잘 표현되지 않는 다른 정보를 알 수 있게 된다.

템플레이트 정합 결과

이 연구에서는 제주도 LANDSAT 영상(Fig. 5)에서 하나의 오름을 템플레이트로 설정하고 이와 동일한 형상을 갖는 오름의 위치나 개수를 추출하는 실험을 수행하였다. 지구과학에서 관심을 갖는 객체는 대부분 규모가 크기 때문에 영상의 해상도가 낮더라도 확인이 가능하다. 또한 템플레이트 정합에서 해상도가 높은 영상을 사용하면 객체의 작은 차이에도 민감하게 반응할 수 있으므로 템플레이트 정합 테스트에는 앞서 이용한 KOMPSAT 영상보다 해상도가 낮은 LANDSAT 영상을 이용하였다. Fig. 6(a)는 MTM 실행결과를 보여주고, Fig. 6(b)는 상관계수를 0.7로 하였을 때 얻어진 결과를 예시하였다. 정합된 부분 영상의 개수는 여러 개로 나타나지만 추출된 영상 좌표에서 알 수 있듯이 여러 개의 비슷한 모양을 갖는 다른 오름을 찾아낸 것이 아니라 지정한 템플레이트 부근을 반복적으로 찾아낸다는 것을 확인할 수 있다. 이는 정확한 템플레이트 위치에서 한, 두 화소가 어긋나더라도 기준 템플레이트와 비슷하기 때문에 여러 개가 정합된 것으로 나타나는 것이다. 따라서 상관계수를 0.5로 설정한 결과 Fig. 7에 나타나는 것



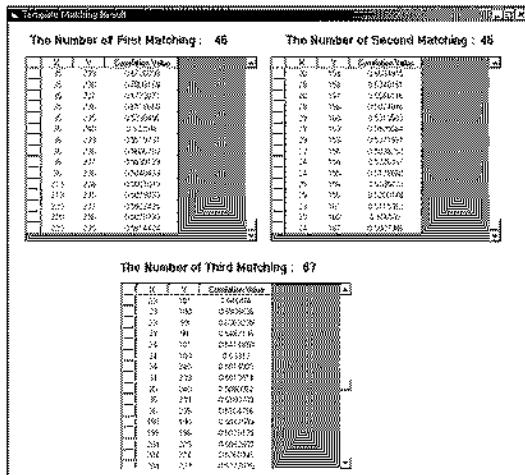


Fig. 7. Template matching result (correlation value is 0.5).

된다. 이 연구에서는 원시 영상뿐만 아니라 각각 특별한 특성을 가지고 있는 텍스처 영상에 대하여 템플레이트 정합을 적용하였다(Fig. 8). 원시 위성 영상의

템플레이트 부분과 같은 템플레이트를 지정해 프로그램을 실행시킨 결과 모두 비슷한 위치를 찾아점을 알 수 있었다. 텍스처 영상에 대한 템플레이트 정합의 결과는 위성 영상에 적용했을 때와 유사한 결과를 보이며 원시 영상에 나타난 지형의 특성이나 개체의 형상 정보를 텍스처로 변환하여 적용하는 경우에는 원시 영상에 적용한 경우보다는 장점이 있을 수 있다. 일반적으로 동일한 개체나 지형 특성이라도 밝기값으로 표현되는 위성영상에는 화소 값이 차이를 보이게 되므로 이러한 경우에 원시 영상보다는 텍스처 영상이 보다 효율적으로 적용될 수 있다. 더 나은 결과를 위해 매경의 효과를 줄여주거나 혹은 방향이 다르지만 같은 물체의 탐지를 위해 방향 부분을 더욱 정밀하게 고려해 주는 프로그램의 구현이 필요하다.

2

이 연구는 다양한 원격탐사 영상정보를 이용해 원시영상에서는 얻을 수 있는 새로운 정보를 태스처

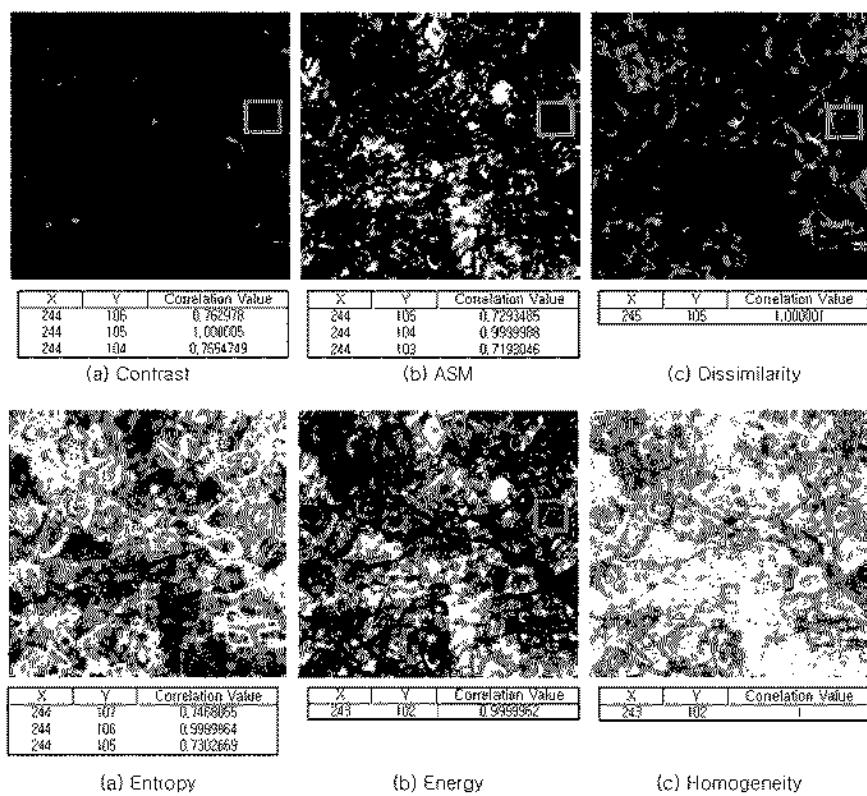


Fig. 8. Results of template matching using texture images.

영상으로부터 얻어내거나, 템플레이트 매칭을 이용해 유사한 형태를 갖는 시형시물을 찾아내어 시형공간 분석에 이용하는데 그 목적이 있다. 먼저 GLCM을 이용해 텍스처 영상을 생성한 결과, 밝기 단계, 커널 사이즈, 방향, GLCM, 각각의 방법에 따라서 다양한 영상이 생성되고 각각 다른 의미를 나타낸다는 것을 알 수 있었다. 밝기단계의 경우는 2(혹, 배)로 비운 경우보다 8이나 16을 사용해서 영상을 생성하는 것 이 더 좋은 결과를 얻었다. 커널사이즈의 경우에는 그 크기에 따라 얻을 수 있는 주요 정보와 특징에 차이가 있으므로 적용하고자 하는 영상이나 연구목적에 따라 크기를 조정하는 것이 바람직한 것이다. 텍스처 영상은 초기에 설정되는 변수나 환경에 따라 원래의 영상에서는 볼 수 없었던 특특한 특징을 보이므로 그 영상들의 분석을 통해 새로운 특성을 알아낼 수 있다는 상성이 있다. 따라서 목적에 따라 적절한 변수들을 적용한다면 복잡한 시형을 가진 영상의 특성을 찾아내고 분석하는데 도움을 줄 수 있다. 한편 템플레이트 정합은 영상에서 특징적인 개체의 형상이나 시형 특성의 반복성이나 주기성을 분석하는 방법으로 활용이 가능하며, 정합에 의한 결과는 영상 정보로부터 직접 추출되는 데이터베이스 정보로 가공이 가능한 것으로 생각된다. 그러나 이 연구에서 제시한 MTM(Multi-Template Matching) 방법의 경우 템플레이트 주변부를 높은 상관계수의 정합 지역으로 계산하는 문제와 동일한 추출 대상 개체라도 90°, 180°, 270°의 방향을 제외한 다른 방향으로 위치하는 개체의 추출에 문제가 있으므로 추가연구가 필요하다.

사사

본 연구는 2004년도 과학기술부 나목적실용위성개

발사업 단위연구과제(M1-0211-00-0002)의 세부내용 중 일부로 수행되었음.

참고문헌

- 강동중, 하종은, 2003, Visual C—을 이용한 디지털 영상처리, 사이언티피디어, 277 p, 305 p.
 이기원, 전소희, 권병드, 2005, GLCM/GLDV 기반의 알고리즘 구현과 그를 이용한 고 해상도 영상의 Texture 영상분석, 대학원학회지, 21 (2), 1-13.
 Bharati, M. H., Liu, J.J., and MacGregor, J.F., 2004, Image texture analysis: methods and comparisons, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 72 (1), 57-71.
 Cooper, G. R. J., 2004, The texture analysis of gravity data using co-occurrence matrices, Computers & Geosciences, 30 (1), 107-11.
 Dulyakarn, P., Rangsanseri, Y., and Thitimajshima, P., 2000, Comparison of two features for multispectral imagery analysis, Proceeding of Asian Conference of Remote Sensing.
 Haralick, R. M., Shanmugam, K., and Dinstein, I., 1973, Textural features for image classification, Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, SMC -3, 610-621.
 Maillard P., 2003, Comparing Texture Analysis Methods through Classification, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 69 (4), 357-367.
 Yun Zhang, 1999, ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing 54 (1), 50-60
 URL: Hall-Beyer M., 2004, GLCM Texture: A Tutorial v.2.7.1, http://www.ucalgary.ca/~mhallbey/texture/texture_tutorial.html

2005년 8월 4일 원고 접수
 2005년 9월 5일 수정원고 접수
 2005년 9월 6일 원고 채택