

계층 구조와 텍스처 특징을 이용한 위성 영상의 분류

°업 기문, 김 정호, 김 정기, 이 쾌희

서강대학교 전자공학과

Classification of satellite image using pyramid structure and texture features

°Gi Mun Um, Jeong Ho Kim, Jeong Kee Kim, Kwae Hi Lee

Dept. of E.E. Sogang Univ.

Abstract

Before performing an adaptive stereo matching using satellite images, classification is needed as a preprocessing step. This paper describes that classification of three land cover types: river, mountain, and agricultural fields. We proposed that classification algorithm using pyramid structure and texture features. Results of applying the proposed algorithm to satellite image improved classification accuracy.

I. 서론

인공위성으로부터 얻은 영상 데이터를 분류하여 도시의 발전 정도를 파악하거나 경작지 분포등을 알아내는 연구는 1970년대부터 많은 연구가 이루어져 왔다 [1,2]. Data는 미국에서 발사된 LANDSAT위성의 Multispectral 영상인데, 그 해상도가 79m×56m로서 각 화소의 밝기는 거의 한지역을 대표한다고 볼 수 있으므로, gray level등의 1차원적 통계특성만을 사용하여 화소단위의 분류를 행하여도 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 그러나, 1986년 프랑스의 SPOT 위성이 발사되면서 인공위성 데이터의 해상도는 흑백영상의 경우 10m×10m까지, multispectral영상의 경우에는 20m×20m까지 증가하게 되었다. 이러한 해상도의 증가는 시각적인 면에서는 여러 지역들이 잘 구별될 수 있게 되었지만, computer를 이용한 분류에 있어서는 새로운 문제를 발생시켰다. 즉, sensor의 공간적 해상도가 증가함에 따라 하나의 지역은 하나의 화소이 아닌 여러 화소들의 모임으로 이루어지게 되었고, 이것은 이제 더이상 각 화소만의 분석에 기초를 둔 영상의 분류와 해석은 충분하지 못한 결과를 낳게 되었다 [3,4]. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 연구에서는 다음 2 가지 방법을 사용하였다. 하나는 원영상을 계층적 구조로 나누고 낮은 해상도 수준에서 분류한 결과를 윗 수준의 분류에 이용하는 방법이고, 다른 하나는 지역내부의 밝기 변화를 분류를 위한 하나의 공간적 정보로서 고려하는 텍스처 특징이 대표적인 방법에 속한다. 본 연구에서는 stereo matching의 수행시간을 줄이기 위한 전처리 단계로서 지상을 산악, 농경지, 강 등으로

분류하기 위해 이 2 가지 방법을 사용하였다..

II. SPOT 위성

SPOT위성은 1977년에 프랑스에 의해 개발된 위성으로서, 이 위성은 2대의 HRV (High Resolution Visible) sensor를 탑재하고 있다.

1. SPOT 영상의 특징 [5]

제공되는 SPOT의 data는 전처리 수준에 따라 level 1, level 1A, level 1B, level 2, level S등으로 구분되며, 또한 spectral mode에 따라 multispectral mode와 panchromatic mode가 있다. 본 연구에서 사용한 영상은 level 1A 흑백영상 (panchromatic scene)이다.

2. 실험에 사용한 SPOT영상

본 연구에 사용한 영상은 1987년 11월 29일 02시 28분 54초에 SPOT 위성이 한반도를 촬영한 영상으로, 한 화소당 해상도는 지상의 10m에 해당하고, 6000×6000전체 영상중 보은 1000×1000 지역이다.

III. 텍스처 특징을 이용한 위성영상 분류 알고리즘

1. 기존의 영상분류 알고리즘

수학적으로 1차 (first order) 및 2차 (second order)통계특성이 비슷한 영상으로 정의되는 텍스처를 이용한 영상분류 방법에는 gray level run length matrix (GLRLM)를 이용한 방법, gray level difference matrix (GLDM)를 이용한 방법, 그리고 spatial gray level difference matrix (SGLDM)를 이용한 방법등이 있다 [6,7].

가. Gray Level RunLength 방법 (GLRLM)

이 방법은 서로 다른 길이의 gray level run 갯수를 계산하는 방법인데, gray level run은 같은 gray level을 갖는 인접한 화소의 집합을 말한다. 이를 행렬의 형태로 쓴것이 gray level run length 행렬 $R(\theta)$ 이며, 다음식과 같다.

$$R(\theta) = [r'(i, j|\theta)] \quad (1)$$

이 식의 의미는 θ 의 방향으로 gray level i 가 길이 j 의 run을 가지는 횟수를 뜻하며 이때 각도는 0°, 45°, 90°, 135°를 가질수 있다. 이 행렬로부터 얻을수 있는 특징들은 다음과 같다.

(1) Short run Emphasis : 같은 gray level이 짧게 반복되는 부분을 강조하는 양으로 다음 식과 같이 주어진다.

$$RF_1(R(\theta)) = \frac{1}{T_R} \sum_{i=0}^{N_G-1} \sum_{j=1}^{N_R} \frac{r'(i,j|\theta)}{j^2} \quad (2)$$

(2) Long run Emphasis : 같은 gray level이 길게 반복되는 부분을 강조하는 양으로 다음 식과 같이 주어진다.

$$RF_2(R(\theta)) = \frac{1}{T_R} \sum_{i=0}^{N_G-1} \sum_{j=1}^{N_R} j^2 r'(i,j|\theta) \quad (3)$$

(3) Gray level distribution : 연속성 (runs)이 모든 gray level에 고루 분포되어 있을 때 최소가 되는 양으로 다음 식과 같이 주어진다.

$$RF_3(R(\theta)) = \frac{1}{T_R} \sum_{i=0}^{N_G-1} \left[\sum_{j=1}^{N_R} r'(i,j|\theta) \right]^2 \quad (4)$$

(4) Run length distribution : 연속성 (runs)이 고르게 분포되어 있을 때 최소가 되는 양으로 다음 식과 같이 주어진다.

$$RF_4(R(\theta)) = \frac{1}{T_R} \sum_{j=1}^{N_R} \left[\sum_{i=0}^{N_G-1} r'(i,j|\theta) \right]^2 \quad (5)$$

(5) Run percentages : 연속성 (runs)이 모두 짝을 때 최소가 되는 양으로 다음 식과 같이 주어진다.

$$RF_5(R(\theta)) = \frac{1}{T_P} \sum_{i=0}^{N_G-1} \sum_{j=1}^{N_R} r'(i,j|\theta) \quad (6)$$

여기서 N_G 는 gray level갯수, N_R 는 행렬내의 run length갯수를 뜻하며, T_R 은

$$T_R = \sum_{i=0}^{N_G-1} \sum_{j=1}^{N_R} r'(i,j|\theta) \text{ 이고, } T_P \text{는 영상안의 점들갯수이다.}$$

나. Gray Level Difference 방법 (GLDM)

$g(n,m)$ 를 영상의 화소라고 할때 주어진 displacement $\delta = (\Delta n, \Delta m)$ 에 대해 $g\delta(n,m) = g(n,m) - g(n+\Delta n, m+\Delta m)$ 를 정의하면, 이로부터 $f\delta$ 에 대한 확률밀도함수 $f'(i|\delta)$ 는 다음과 같이 표시된다.

$$f'(i|\delta) = P(g\delta(n,m)=i) \quad (7)$$

여기서 δ 는 (0,d), (-d,d), (d,0), (-d,0), (-d,-d)의 값을 가질 수 있으며, d는 화소간의 거리를 뜻한다.

이 확률밀도함수로부터 유도되는 특징들은 다음과 같다.

(1) Contrast : $f'(i|\delta)$ 의 moment of inertia를 나타내는 양으로 다음 식과 같이 주어진다.

$$CON = \sum_{i=0}^{N_G-1} i^2 f'(i|\delta) \quad (8)$$

(2) Angular second moment : $f'(i|\delta)$ 가 원점 즉 같은 gray level을 갖는 점에 모여 있을 때 큰 값을 가지는 양으로 다음 식과 같이 주어진다.

$$ASM = \sum_{i=0}^{N_G-1} [f'(i|\delta)]^2 \quad (9)$$

(3) Entropy : $f'(i|\delta)$ 가 거의 같은 값을 가질 때 최대가 되는 값으로 다음식과 같이 주어진다.

$$ENT = \sum_{i=0}^{N_G-1} f'(i|\delta) \log f'(i|\delta) \quad (10)$$

(4) Mean : $f'(i|\delta)$ 가 원점에서 멀리 떨어져 있을 때 큰 값을 가지며, 다음 식과 같이 주어진다.

$$MEAN = \sum_{i=0}^{N_G-1} i f'(i|\delta) \log f'(i|\delta) \quad (11)$$

다. Spatial Gray level Dependence 행렬 방법

이 방법은 2 차 joint 조건부 확률 밀도 함수 $P(i,j,d,\theta)$ 의 추정에 근거를 둔 방법으로 위의 3 가지 방법과 성능을 비교해 볼 때, 가장 우수하다고 알려져 있다 [6,7].

2. 제안한 위성 영상 분류 알고리즘

SPOT 위성 영상을 산악, 농경지, 강 지역 등으로 분류하기 위해 본 연구에서는 다음과 같은 방법을 사용하였다.

가. 계층 구조의 사용

본 연구에서 사용한 SPOT의 경우 해상도가 10m로서, 같은 영역이라도 창들의 크기에 따라 같은 텍스처 영역일지라도 서로 다른 영역으로 분류될 수가 있다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 계층 구조 영상을 사용하였다. 여기서 계층 구조 영상은 원래의 영상을 $n/2 \times n/2$ ($n=1,2,\dots$)으로 축소하여 만든 영상이다 [8]. 계층 구조를 이용한 분류 알고리즘은 저해상도로부터 분류를 시작하여 그 결과를 고해상도의 결과에 이용하는 과정을 반복하여 영상의 분류를 수행한다. 이를 위하여 r 번째 해상도의 영상 좌표와 r+1 번째 해상도의 영상 좌표는 다음과 같은 방법으로 대응시킨다.

$$Dr(i,j) = Dr+1([\![i/2]\!], [\![j/2]\!]) \quad (12)$$

여기에서 $[\![\cdot]\!]$ 는 가장 큰 최소 정수값이며, $Dr(i,j)$ 은 해상도 r에서의 좌표를 의미한다. 즉 r 번째 해상도의 4 화소는 r+1 번째 해상도의 1 화소와 대응되는 것으로 볼 수 있다. r 번째 해상도에서의 화소값은 식 (12)로 환산되는 r-1 번째 화소 위치의 화소값을 전부 더한 값을 대입한다.

그림 1은 이를 계층 구조를 그림으로 나타낸 것이다.

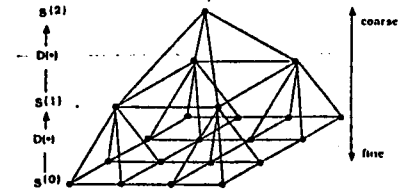


그림 1. 계층 구조.

나. Spatial Gray Level Dependence Matrix (SGLDM)을 이용한 텍스처 특징 추출

Spatial gray level dependence 행렬을 $P(i,j,d,\theta)$ 로 표시하면, 이것은 영상에서 d 만큼 떨어진 θ 방향의 두 화소의 gray level 값이 i에서 j로 변하는 빈도수를 의미한다. 이 행렬 $P(i,j,d,\theta)$ 는 N_G level로 양자화된 창들 내에서 행렬 $P(i,j,d,\theta)$ 가 계산되며, 행렬 $P(i,j,d,\theta)$ 를 구성하는데 사용된 모든 쌍의 갯수로 나누어 정규화시킨 후 텍스처 특징을 구하는데 사용된다 [4,9,10].

본 논문에서 사용한 특징들은 다음과 같다.

(1) Angular second moment : 영상의 homogeneity를 나타내는 것으로 같은 경우를 가진 원소를 특히 강조하며, 다음 식과 같이 표시된다.

$$ASM = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j, d, \theta)^2 \quad (13)$$

(2) Contrast : 영상의 지역적 변화를 나타내는 것으로 다음 식과 같이 표시된다.

$$CON = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - j)^2 P(i, j, d, \theta) \quad (14)$$

(3) Entropy : 영상의 gray level 변화가 심한 정도를 나타내는 것으로 다음 식과 같이 표시된다.

$$ENT = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j, d, \theta) \log(P(i, j, d, \theta)) \quad (15)$$

(4) Inverse difference moment : 영상의 homogeneity를 나타내는 것으로 대각선 성분만을 특히 강조하며, 다음 식과 같이 표시된다.

$$IDM = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{1}{1 + (i - j)^2} P(i, j, d, \theta) \quad (16)$$

다. 분류 알고리즘

계층 구조 영상을 얻고 각지역에 대한 training 집합을 얻어서 텍스처 특징을 구한 후, 분류를 행하는 알고리즘은 unsupervised clustering과 supervised clustering 알고리즘이 결합된 방법을 사용하였으며, 그 방법은 다음과 같다.

(1) 각 지역의 training 집합으로 얻어진 gray level 및 텍스처 특징값들과 분류하고자 하는 영상을 창틀을 띄워 scanning하면서 구해진 특징값들과의 Euclidean distance가 최소가 되는 지역의 class에 그 창틀의 class를 할당한다.

(2) 각 지역에 대한 특징값들은 새로 할당된 지역들 간의 평균을 구하여 그 값으로 update된다.

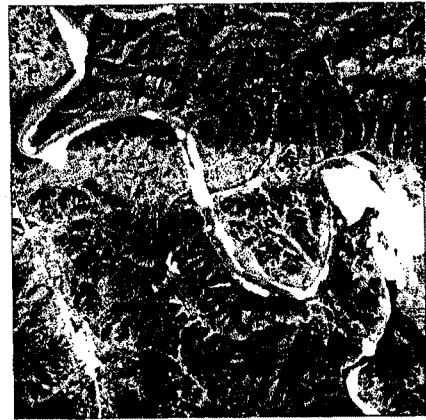
(3) Update된 값은 지역별 특징값과 이전 단계에서의 특징값이 동일하면, 알고리즘을 끝낸다.

(4) (3)의 조건을 만족하지 않으면, (1)에서 (3)까지의 과정을 반복한다.

IV. 실험 결과 및 고찰

지금까지의 알고리즘을 computer simulation을 통하여 실험하고 그 결과에 대해 알아 보았다. 실험 환경은 Mips workstation을 사용하고, 위성영상은 1000 x 1000 원 영상과 그 영상을 500 x 500과 250 x 250의 해상도로 나눈 영상을 사용하였다. 그림 2에 세 영상을 나타내었다. 실험 영상은 강과 산악, 농경지가 모두 포함하도록 취하였다. 사용한 특징들은 1 차원 통계특성인 평균 gray level과 angular second moment, contrast, entropy, inverse difference moment 등이며, 특징 계산시 사용한 창틀의 크기는 250 x 250 영상의 경우 10 x 10으로 결정하였으며, 양자화 레벨은 32 level을 사용하였다. 먼저 그림 3은 특징으로 gray level만을 사용하고, 최소단위의 분류기를 사용하여 분류를 한 후 후처리로서 mode filter를 사용한 결과이다. 그림 4는 10 x

10 창틀내의 표준 편차를 특징으로 분류를 한 후 후처리를 사용한 결과이다. 그림 6은 gray level과 텍스처 특징들을 결합하여 분류한 결과이다. 세 경우의 성능을 비교하면, gray level과 텍스처 특징을 결합하여 분류한 결과가 가장 좋았으며, 강 지역이 그림 3의 경우에는 다른 지역과 거의 구분이 되지 않으나, 그림 6에서는 강이 약간의 굵김이 있지만 다른 지역과 어느 정도 구분이 되는 결과를 보이고 있다. 그림 4에서는 강지역은 그림 3과 거의 차이가 없고, 다른 지역은 오히려 더 좋지 않은 결과를 보였다. 그림 5는 그림 6의 방법을 사용되 계층 구조의 영상을 사용하지 않은 결과이다. 그림 6에서는 그림 5보다 고립된 점들이 적어 계층구조 영상을 이용하여 분류 성능을 개선시킬 수 있었다.



(a)



(b)



(c)

그림 2. 계층구조 영상.

(a) 1000 x 1000, (b) 500 x 500, (c) 250 x 250.



그림 3. gray level을 사용한 최소단위의 분류 결과.



그림 4. 창틀 10 x 10 내의 표준편차를 이용한 분류 결과.



그림 5. gray level과 텍스처 특징을 사용한 분류 결과.
(비계층적 방법)

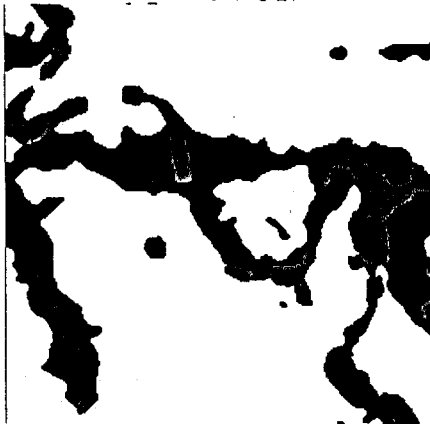


그림 6. Gray level과 텍스처 특징을 사용한 분류 결과.
(계층적 방법)

V. 결론

본 연구에서는 SPOT 위성의 흑백영상을 산악, 농경지, 강 지역으로 분류를 하기 위하여 계층 구조와 텍스처 특징을 사용한 알고리즘을 제안하였다. 텍스처 특징을 사용하여 분류한 경우 기존의 1 차적 통계특성인 평균 gray level과 표준편차 등을 이용한 최소 단위의 분류기에 비해 개선된 결과를

얻었다. Gray level을 사용하였을 경우 다른지역과 구분이 되지 않던 강지역에서 텍스처 특징을 결합함으로써 다른 지역과 구분이 이루어졌다. 계층 구조를 이용함으로써 고립된 영역이 제거되어 좀더 좋은 분류 결과를 얻었다.

참고 문헌

- [1] J. R. Jensen, and D. L. Toll, "Detecting residential land-use development at the Urban fringe," P. E. & R. S., vol. 48, no. 4, pp. 629-643, April 1982.
- [2] H. D. Williamson, "The discrimination of irrigated orchard and vine crops using remotely sensed data," P. E. & R. S., vol. 55, no. 1, pp. 77-82, Jan. 1989.
- [3] P. Gong and P. J. Howarth, "An assessment of some factors influencing multispectral land-cover classification," P. E. & R. S., vol. 56, no. 5, pp. 597-603, May 1990.
- [4] D. J. Marceau, P. J. Howarth, J. M. Dubois, and D. J. Gratton, "Evaluation of the gray level co-occurrence matrix method for land-cover classification using SPOT imagery," IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, vol. GE-28, no. 4, pp. 513-519, July 1990.
- [5] CNES, SPOT User's handbook, CNES and SPOT IMAGE, pp. 5 - 7. 1988.
- [6] R. W. Conners and C. A. Harlow, "A Theoretical Comparison of Texture Algorithms," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell., vol. PAMI-2, no. 3, pp. 204-222, May 1990.
- [7] J. S. Weszka, C. R. Dyer and A. Rosenfeld, "A Comparative Study of Texture Measure for Terrain Classification," IEEE Trans. on System Man and Cybern., vol. SMC - 6, no. 4, pp. 269-285, April 1976.
- [8] C. Bouman and B. Liu, "Multiple Resolution Segmentation of Textured Images," IEEE Trans. on Pattern analysis and Machine Intell., vol. PAMI-13, no. 2, pp. 99-113, Feb. 1991.
- [9] R. M. Haralick, K. Shanmugan, and I. Dinstein, "Texture features for image classification," IEEE Trans. on Syst. Man Cybern., vol. SMC-3, no. 6, pp. 610 -621, Nov. 1973.
- [10] R. W. Conners, M. M. Trivedi, and Charles A. Harlow, "Segmentation of a High-Resolution Urban Scene Using Texture operators," Computer vision, Graphics, and Image Processing, vol. 25, pp. 273-310, 1984.