

위성탐사 영상에서 퍼지함수를 이용한 윤곽선 추출기법

전영준*, 김진일**
*,**동의대학교 컴퓨터공학과

A Edge Detection Method using the Fuzzy Function in Satellite Remote Sensing Image

Young-Joon Jeon*, Jin-Il Kim**
*,** Dept. of Computer Engineering, Donggeui University

요 약

본 연구는 위성탐사 이미지에서 탑재 센서가 갖는 한계인 공간해상도의 문제를 퍼지함수의 정의를 이용하여 해석하는 방법을 제안한다. 이는 한 화소(SPOT의 HRV의 경우 20m×20m)에 포함된 혼합정보들의 내용을 예측할 수 있으며, 대비되는 화소 군집들간에서의 윤곽선 추출이 가능해진다. 본 연구의 결과는 Landsat TM 위성이미지에서 강 유역의 경계선과 교량의 중앙선 추출에 적용시켜 보았으며, 만족할 만한 결과를 보였다.

1. 서론

인공위성으로부터 취득한 위성영상에 대한 연구는 1972년 NASA(미항공우주국)에 의해 ERTS-1(Earth Resources Technology Satellite-1)이 발사된 이후, 지구의 광범위한 지역의 정보를 주기적으로 쉽게 취득할 수 있다는 점에서 지속적인 연구가 되어왔다.

일반적으로 사용되는 원격탐사를 위한 인공위성의 탑재 센서는 LANDSAT의 MSS와 TM 그리고 SPOT의 HRV 등이다. 각 센서의 IFOV(Instantaneous Field Of View)는 분광 밴드에 따라 차이가 있으나 LANDSAT의 MSS는 79m×79m, TM의 경우 30m×30m이며, SPOT의 HRV인 경

우(밴드 1~3) 약 20m 정도이다. 또한, 화소를 표현하기 위한 비트 수는 6~8비트로 64~256가지의 분광 강도로 물체의 분류를 가능하게 한다. 이러한 탑재 센서의 한계는 대상 물체의 윤곽 파악이나 물체의 정확한 크기 및 분류를 하는데 장애요인이 되며, 이로 인해 위성이미지 데이터의 실용적 사용에 상당한 제약을 받는다. 즉, 위성탐사 이미지 분류에서는 한 화소가 하나의 항목(one-pixel-one-class)으로 분류가 된다는 점이다. 그러나 실제 상황에서는 한 화소가 하나의 분류만으로는 적절히 표현할 수 없는 복합적 범주의 패턴이나 혼합된 형태의 분류를 갖는다. 즉, 위성이미지 내의 혼합 화소(mixed pixel : mixel)의 문제가 야기된다.

위성이미지 분류의 최근 연구 동향은 1980년대 후반에 들면서 인공지능, 퍼지, 신경망 이론이 본격적으로 등장하면서 기존의 통계적 이론에서 보다 개선된 제안들이 속속 소개되고 있다. 이에 퍼지 기법을 적용하여 분류의 개선을 시도한 연구 [1-2]가 있으며, 신경망 이론의 위성이미지 분류에의 적용에 대한 연구[3-5]에서도 기존의 MLC (Maximum Likelihood Classification) 방법보다 나은 결과를 얻을 수 있음을 보인다. 신경망 이론은 기존의 통계적 분류에서 수용하지 못하는 정규 분포에 대한 편차가 위성이미지에서는 많이 발생한다는 점이며, 이 점이 신경망 이론의 적용에 긍정적인 장점으로 부각되는 점이다.

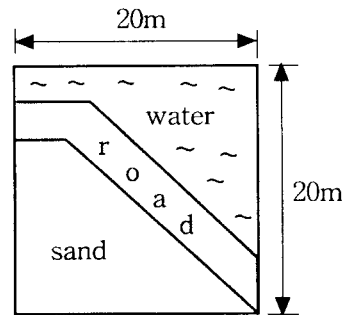
또한, 혼합 화소에 대한 연구[6-8]에도 다양한 시도가 있었으며, 대체로 만족할 만한 결과들을 보였다. 그러나 이를 처리하는데에는 학습을 위한 처리 외에 기본적인 분류에 많은 컴퓨터 자원을 소모하는 문제가 있었다.

본 연구에서는 퍼지함수를 사용하여 분류의 초기단계에서 혼합화소의 구성을 간단히 파악할 수 있는 처리기법을 제안하고, 그 결과를 평가할 것이다.

2. 혼합화소에 의한 정보의 손실

위성으로부터 취득한 이미지 데이터는 다음의 4가지 해상도를 갖는다. 첫째는 공간 해상도(spatial resolution)로서 위성 이미지상의 한 화소에 해당하는 실제 지상의 면적을 뜻하며, 둘째는 방사량 해상도(radiometric resolution)로서 미세한 에너지의 차이를 감지해내는 센서의 능력을 말한다. 셋째는 분광 해상도(spectral resolution)로서 센서가 물체로부터의 방사량을 몇 개의 밴드로 분해하여 감지할 수 있는가를 나타내는 것으로 밴드의 수와 비례한다. 마지막으로, 시간적 해상도

(temporal resolution)는 위성이 같은 지역을 탐사할 수 있는 주기를 나타낸다. 이 중에서 분광 해상도와 방사량 해상도는 한 사물에 대한 분광 방사 특성을 동시에 취득할 수 있다는 점에서 물체의 분류에 직접적인 정보를 제공한다. 또한, 공간 해상도의 한계는 본 연구에서 추구하고자 하는 mixel의 근본 원인이 되며, 이의 분류에서 일률적으로 하나의 영역(category)으로만 할당한다면 여기 내포한 복합된 다른 영역의 정보는 손실을 가져올 것이다. 이는 다른 화상 이미지 처리와 비교하여 한 화소에 많은 불확실성(uncertainty)이 포함되기 때문에 이의 해석을 위해서는 필수적으로 인공지능적인 기법의 도입이 요구되는 바이다. <그림 2-1>는 공간 해상도의 한계 속에 포함된 한 화소의 혼합된 형태를 보여준다.



<그림 2-1> 혼합화소(mixel)의 예 (SPOT HRV의 경우)

3. 퍼지 함수의 적용

3-1 기본 이론

본 절에서는 mixel의 분석을 위한 새로운 방법을 제안하기 위한 기본 이론을 정의한다.

(정의 3-1) 퍼지 시그모이드 함수(fuzzy sigmoid function)

퍼지 시그모이드 함수 S는

$S(v; a, \beta, v)$

$$\begin{cases} 0 & v \leq a \\ 2((v-a)/(v-a))^2 & a \leq v \leq \beta \\ 1-2((v-v)/(v-a))^2 & \beta \leq v \leq v \\ 1 & v \geq v \end{cases}$$

(단, a, β, v 는 각각 범위의 하한값, 중간값, 상한값이고 v 는 발생된 사건(event)값이다.)

$$B_i(P_{mn+1}), B_i(P_{m-1n+1}), (P_{m+1n+1}), B_i(P_{mn-1}), B_i(P_{m-1n-1}), B_i(P_{m+1n-1}) \text{ -- (식 3-2)}$$

(단 $i=1,2,3$ 밴드)

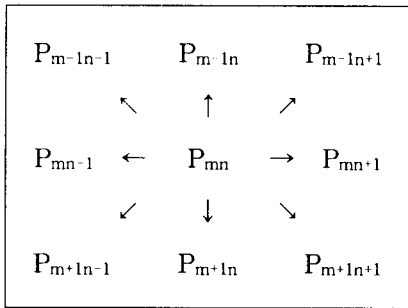
이다. 또한, 이의 평균값 β_i 는 다음과 같다.

$$\beta_i = (a_i + v_i) / 2 \text{ (단, } i=1,2,3 \text{ 밴드) -- (식 3-3)}$$

로 정의된다.

앞의 정의는 크리스프 값(crisp value)을 퍼지수로 변환시키기 위한 퍼지 함수로 채용되며, 퍼지 시그모이드 함수 S 에 대한 정의이다.

<그림 3-1>과 같은 형태의 분류 대상 화소가 있을 때 이 정의를 적용하면, 분류하고자 하는 화소 P_{mn} 의 퍼지수를 얻기 위한 a, β, v 는 다음과 같이 구할 수 있다.



<그림 3-1> 다중 분광 밴드에서 분류 대상 화소(P_{mn})와 그 인접 화소

동일 밴드 내의 분광 강도의 최소값 a_i 는

$$a_i = \text{MIN}\{B_i(P_{mn}), B_i(P_{m-1n}), B_i(P_{m+1n}), B_i(P_{mn+1}), B_i(P_{m-1n+1}), B_i(P_{m+1n+1}), B_i(P_{mn-1}), B_i(P_{m-1n-1}), B_i(P_{m+1n-1})\} \text{ -- (식 3-1)}$$

(단 $i=1,2,3$ 밴드)

이고, 최대값 v_i 는

$$v_i = \text{MAX}\{B_i(P_{mn}), B_i(P_{m-1n}), B_i(P_{m+1n}),$$

이를 이용한 퍼지수는 (정의 4-1)을 이용하여 구할 수 있으며, 이때 각 밴드의 퍼지수 F_i 는

$$F_i = S(P_{mn}(B_i); a_i, \beta_i, v_i) \text{ -- (식 3-4)}$$

(단, $i=1,2,3$ 밴드)

로 구할 수 있다.

3-2 적용 알고리즘

다음은 퍼지 시그모이드 함수를 적용한 mixel의 분류 과정이다.

- (단계 1) 밴드 별로 나누어 인근화소를 기준으로 한 퍼지수를 계산한다.
- (단계 2) mixel 분류를 위한 기준을 결정한다.
- (단계 3) 단계 2에 따라 mixel의 정량성과 방향성을 판별한다.

이상의 과정으로 처리되며, mixel의 정량성에 대한 판단 규칙은 다음과 같다.

[알고리즘 1] 2개의 분류항목에 대한 mixel의 분류

가정

분류항목 A와 B는 기존의 분류기법에 따라 분류됨.

규칙

IF $RV(A) > RV(B)$ THEN $F(M)$ represents membership grade of category A

단,

RV(A) : 분류항목 A의 분광 강도의
평균값
RV(B) : 분류항목 B의 분광 강도의
평균값
F(M) : mixel의 퍼지수

mixel로 구분하지 않는다든지(오차의 한계를 줌), 밴드에 따른 분류의 영향에 대한 강도(weight)의 결정문제 등은 분류항목의 분광특성에 따른 고려가 되어야 할 것으로 판단된다.

[알고리즘 2] 3개의 분류항목에 대한
mixel의 분류

가정

분류항목 A, B, C는 기존의 분류기법에 따라 분류됨.

가능 mixel의 종류

: A&B, A&C, B&C, A&B&C

규칙

- (1) 좌상단에서 우하단 순서로 혼합화소를 분류한다.
- (2-1) 분류항목이 명백한 2가지일 때는 알고리즘 1의 방법에 따른다.
- (2-2) 분류항목이 3가지의 요소로 구성되어 있을 때에는 다음의 규칙에 따른다.

IF RV(A) > RV(B) > RV(C)

THEN F(M) represents
membership grade of category
A, 1-F(M) is shared category
B and C.

단, RV(A) : 분류항목 A의 분광강도의
평균값

RV(B) : 분류항목 B의 분광강도의
평균값

F(M) : mixel의 퍼지수

- (3) GO TO (1) until all mixels are
classified.

본 방법의 장점으로서는 학습 데이터가 필요 없을 뿐만 아니라 간단하게 프로그램이 가능하다는 점이다. 그런데 앞의 (단계 2)에 대한 기준 결정이 매우 중요하며, 이는 퍼지수 $F \geq 0.95$ 이거나 $F \leq 0.05$ 인 경우에는

4. 실험 및 고찰

본 연구결과는 인공위성 Landsat TM에서 획득한 영상에서 2개의 교량과 인접 지역에 대한 혼합화소의 분석에 적용시켜 보았다.

(1) 교량 지역

먼저, 두 교량의 실제 재원은 표 4-1과 같다.

<표 4-1> 두 교량의 재원

spec.	bridge A	bridge B
length	1160.8	1040.0
width	19.4	25.0

(unit = meter)

좁은 폭을 가진 교량의 퍼지값은 인접한 화소들의 최대·최소값들이 대상물을 이루는 주요 값이 아니기 때문에 그것을 혼합요소로서 보여줄 수 없다. 이 경우에 퍼지수는 개체의 중심에 접근한 정도를 의미한다. 교량을 포함한 이미지의 분석은 교량의 중심선을 추론하는 데에 적용한다.

다음의 식은 교량의 중심선과 기울기를 추출하기 위한 것이며, 교량의 기울기 S는 다음과 같다.

$$S = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{x_{i+1} - x_i}}{n}$$

단, x: x좌표의 값(교량의 column 값)
y: y좌표의 값(교량의 row 값)
n: 총 row의 갯수

로 나타낸다.

교량에 있어서 각각의 column 값은 row의 화소값에 의한 퍼지수로부터 구할 수 있다. 또한, 다리 중심선의 한 점은 XY축 상에서 $(\sum_{i=1}^n x_i/n, n/2)$ 이다.

다음의 <표 4-2>는 교량에 대한 퍼지함수에 의한 분석결과이다.

<표 4-2> 두 교량의 화소에 대한 분석결과

spec.	bridge A	bridge B
point	(2.68,9)	(2.88,10)
slope	-19.37	5.94

(2) 강 유역의 경계지역

혼합 화소에 있어서 구성 요소의 비율은 퍼지값에 의해서 나타낸다. 그것은 [알고리즘 1]에 의해 큰 방사량 평균값을 가지는 분류항목의 귀속도를 보여준다.

강 유역의 경계지역에서의 방사량 값은 강에 인접한 지역의 귀속 정도의 평균이다. 왜냐하면 강 인근지역에 대한 방사량의 평균값은 물의 방사량 평균값보다 더 크기 때문이다. 즉, 퍼지 분석 알고리즘은 혼합 화소에 있어서 좁은 폭을 가진 개체에서는 그 항목의 중앙선을 추정하며, 대비된 두 분류항목들의 군집간에는 구성요소의 비율을 추측하는 것에 이용될 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 위성탐사 이미지의 혼합 화소에 대한 분류를 위한 퍼지분석 알고리즘으로써 퍼지함수를 적용하였다. 즉, 낮은 공간 해상도 이미지로부터 혼합화소에 포함된 혼합정보들의 주요 구성요소를 예측할 수 있었으며, 대상 이미지의 크기와 그 윤곽선을 추정할 수 있었다. 또한, 좁은 폭

을 가진 목표물에 대해서는 그 대상물에 대한 중앙선을 추정할 수 있었다. 본 퍼지함수의 적용은 프로그램을 간단히 작성하여 쉽게 적용이 가능하다. 보다 개선된 분류결과를 얻기 위해서는 분류항목의 분광특징들에 따른 다중분광 밴드의 적절한 선택이 요구될 것이다.

향후의 과제로는 실제 원격탐사 데이터에서 혼합화소에 포함된 복수개의 범주를 효과적으로 분류하고, 그의 방향성 결정을 위한 보다 개선된 연구를 수행하는 것이다.

[참고 문헌]

- [1] Kent, J.T. and Mardia, K.V., "Spatial classification using fuzzy membership models", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.10, No.5, pp.659-671, 1988.
- [2] Park, W. and Kim, J.I., "Land Cover Image Classification by Fuzzy Rules", Korea Information Society Review, Vol.17, No.25, 1999.
- [3] Salu, Y. and Tilton, J., "Classification of multispectral image data by the binary diamond neural network and by nonparametric, pixel-by-pixel methods", IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing, Vol.31, NO.3, pp.606-617, May, 1993.
- [4] Bishop, H., Schneider, W. and Pinz, A.J., "Multispectral classification of LANDSAT images using neural networks", IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing, Vol.30, NO.3, pp.482-490, May, 1992.
- [5] Heermann, P.D. and Khazenie, N., "Classification of multispectral remote sensing data using a back-propagation neural network", IEEE Trans. on Geosci. and Remote

- Sensing, Vol.30, NO.1, pp.81-88, Jan., 1992.
- [6] Wang, F., "Improving remote sensing image analysis through fuzzy information representation", PE&RS, Vol.56, pp.1163-1169, 1990.
- [7] Karaska, M.A., R.L. Huguenin, D.V. Blaricom and B. Savitsky, "Subpixel classification of Cypress and Tupelo Trees in TM Imagery", ASPRS /ACSM '95 Technical Papers, Vol.3, pp.856-869, 1995.
- [8] Kim,J.I., "Estimation of Class Mixture Proportion within a Pixel using the Fuzzy Partitioning Method", 11th Conference in Geologic Remote Sensing, Vol.2, pp109-118, 1996.