

# 공간적 상관성의 반복적 결합을 이용한 원격탐사 화상 분류

## An Iterative Approach to Contextual Classification of Remote Sensing Images

박노욱\*, 지광훈

No-Wook Park\*, Kwang-Hoon Chi

한국지질자원연구원, 국가지질자원정보센터

E-mail: nwpark@kigam.re.kr

### 요약

본 연구에서는 원격탐사 화상의 분류를 목적으로 분광정보와 공간적 상관성의 반복적 결합방법을 제안하였다. 퍼지이론을 기반으로 공간적 상관성을 분류 과정에 적용하기 위하여 초기단계에서 정의된 소속 함수에 대해서 주변영역에 대한 필터링을 적용하였고, 특정 수렴 조건을 만족하는 단계까지 반복적 결합을 수행하였다. Landsat TM 화상에 적용한 결과, 향상된 분류정확도와 분광정보만으로 분류가 애매한 화소의 공간적 분포 양상을 확인할 수 있었다.

### 1. 서론

과거부터 현재까지 원격탐사는 광역 규모뿐만 아니라 국지적인 규모의 지표면과 대기 상태의 모니터링을 위한 효과적인 기술로 인식되어 왔다. 특히 지표환경 모니터링을 위한 토지 피복/이용도 작성은 그중 중요한 부분을 차지하며 이에 대한 연구가 많이 진행되어 왔다. 최근에는 다양한 자료 획득 기술의 발전으로 인하여 광학센서 화상, SAR 자료, GIS 자료 등을 이용한 통합 분석이 가능해짐에 따라 이러한 자료들을 이용한 토지 피복/이용도 작성에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있는 상황이다.

토지 피복/이용 분류의 경우, 기존 방법들은 대부분 화소 기반으로 특징공간에서

분광학적 특성을 이용하여 자료를 처리하여왔다. 일반적으로 근접한 화소끼리는 같은 분류 항목으로 나타내어지는 경우가 많은데, 기존의 특징 공간에서 분광정보만을 이용할 경우 고립된 화소가 나타나는 등 비현실적인 분류 결과를 보이는 경우가 많다. 특히 SAR 자료를 이용할 경우 스펙클 노이즈 때문에 이러한 현상이 더욱 두드러진다. 이러한 단점을 극복하기 위하여 공간적 상관성을 고려한 분류기법(contextual classification)들이 많이 개발되어 왔다. 이들 분류기법들은 크게 다음 2가지의 경우로 구분할 수 있다. 첫 번째는 분광정보와 공간적 분포를 함께 고려하여 화소 기반 화상으로부터 공간적 객체를 추출한 후에 추출된 객체를 기반으로 분류를 수행하는 경우이다. 대표적인

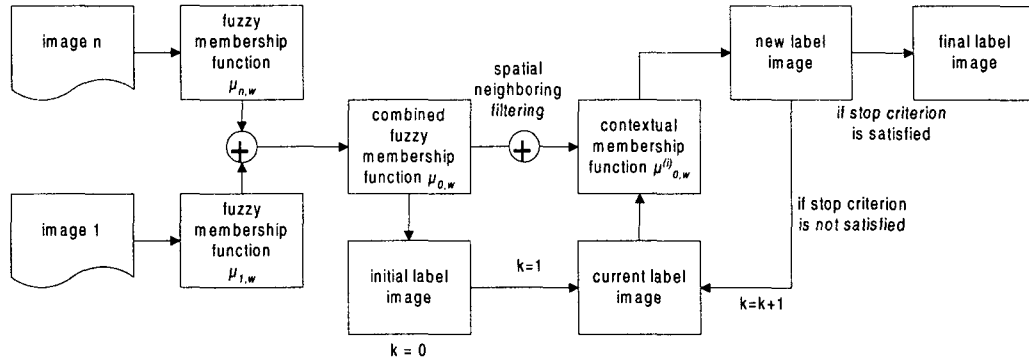


Fig.1 Schematic diagram for iterative contextual fuzzy classification.

방법으로는 객체기반 화상처리 상용 S/W 인 eCognition(Benz and Pottier, 2001) 과 ECHO(Landgrebe, 1980)를 들 수 있다. 두 번째는 화소 기반 화상으로부터 특징공간에서의 공간적 상관성을 고려하는 경우이다. 대표적인 방법으로는 Markov Random Field(Geman and Geman, 1984)와 probabilistic relaxation(Rosenfeld *et al.*, 1976)을 들 수 있다. 그러나 이러한 방법들 중 모수적 방법의 경우 많은 파라미터를 구해야 하고, 입력 화소 혹은 객체의 특징과 분류결과 사이의 상호관련성 분석이 용이하지 못한 단점이 있다.

본 연구에서는 원격탐사 화상 분류를 목적으로 특징공간에서의 분광정보와 주변 화소와의 공간적인 연관성을 반복적으로 결합하는 분류기법을 제안하고자 한다. 분류기법으로는 퍼지이론을 이용하였는데, 우선 분광정보를 포함하는 퍼지 소속함수를 정의하기 위해, 비모수적 확률밀도 계산방법인 평활화 커널을 이용하였다. 퍼지 소속함수를 이용하여 일차 분류된 결과에 대해서 분류 항목사이의 차이가 크지 않은 화소에 대해서 공간적 상관성을 고려한 반복적인 분류를 수행하였다. 기존 분류 방법들은 1차적인 분류만을 통해 모든

화소를 특정 분류 항목으로 구분하고, 분류정확도에 대한 통계량을 제시하였다. 기존 연구와의 차별성은 분광정보와 공간적 상관성을 함께 이용한다는 점과 초기 분류가 애매한 화소에 대한 공간적 분포 양상을 고려한다는 데 있다. 제안된 기법의 적용을 위해 서해안 지역의 Landsat 화상에 대한 적용연구를 수행하였다.

## 2. 제안 기법

### (1) 퍼지 이론을 이용한 화상 분류

본 연구에서는 화상 분류 기법으로 퍼지 이론을 적용하였다. 일반적으로 분류 항목의 경우 시기별/장소별로 대표적인 분광형태를 나타내는 경우보다는 주변의 다른 분류 항목과 분광학적 특징 공간에서 유사한 양상을 나타내는 경우가 많다. 일반적인 분류 기법의 경우, 분광학적 특징 공간에서 가장 큰 값을 가지는 분류항목을 지정하게 되는데, 특징 공간에서 서로 경계가 겹칠 경우 분광 특성이 유사하여 분류항목사이의 차이가 모호하다고 생각할 수 있다. 본 연구에서는 이러한 분류항목 설정에서의 애매함을 모사하기 위하여 명확하게 정의된 경계를 갖지 않는 집합을

도입한 이론으로 기존의 확률 및 통계적 배경에 크게 구애받지 않는 장점이 있는 퍼지 이론을 적용하였다.

퍼지 이론을 이용한 화상 분류는 크게 원격탐사 화상을 퍼지 소속함수로 표현하는 단계와 결합하는 단계로 나눌 수 있다. 퍼지 소속함수의 표현 방법으로는 특정 형태(별형, 계단형, 선형 등)의 함수를 정의하는 방법과 확률밀도함수로부터 정의하는 방법 등 다양하다. 본 연구에서는 확률밀도함수로부터 퍼지 소속함수를 정의하였는데, 확률밀도함수 계산에는 평활화 커널 방법(Park *et al.*, 2002)을 이용하였다.

퍼지 소속함수의 결합방법으로는 각 밴드별 혹은 센서별로 퍼지 소속함수를 IF-THEN 규칙을 이용하여 결합하는 방법 이외에 퍼지 결합 연산자를 이용하는 방법이 있다. 퍼지 결합 연산자로는 T-norm, T-conorm, compromise 등이 있는데(Bloch, 1996), 본 연구에서는 대표적인 T-norm 연산자인 AND 연산자를 이용하였다.

(2) 공간적 상관성을 고려한 분류 기법

본 연구에서의 퍼지 분류 과정은 초기화 단계와 정규화 단계로 이루어진다. 초기화 단계에서는 분광정보를 고려한 퍼지 소속함수의 결합을 통하여 일차적인 분류를 수행하게 된다. 정규화 단계에서는 공간적 상관성을 고려한 분류를 순차적으로 수행하게 된다. 우선 개개 화소에서 최대 소속함수값을 보이는 분류항목과 그 다음으로 큰 소속함수값을 보이는 분류항목의 차이 ( $\Delta\mu$ )를 계산한 후에, 이 값이 특정 임계치를 넘지 않을 경우 주변 화소값을 고려하여 새로운 퍼지 소속함수를 계산하였다. 이를 위해 개개 화소에 대해서 특정 크기

로 정의된 주변 영역에 대해서 필터링을 수행하여 공간적 상관성을 고려하였다. 미리 정의된 창에 대해서 일종의 adaptive 필터인 Symmetric Nearest Neighborhood (SNN) 필터를 적용하였다(Pietikainen and Harwood, 1986). 기존 퍼지 이론을 적용한 Solaiman *et al.*(1999)은 averaging 필터를 사용하였는데, 이 경우 선형구조를 나타내는 분류 항목의 특성이 사라지고 지나치게 평활화되는 경향이 있기 때문에 SNN 필터를 사용하였다.

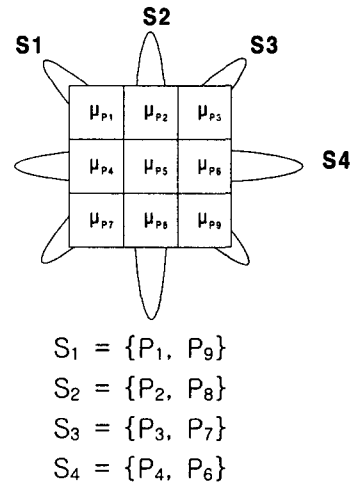


Fig. 2. Spatial configuration for SNN filtering.

3x3 창의 가운데에 놓인 화소  $p_5$ 의 값을 주변 화소값을 고려하여 필터링하기 위하여 4쌍의 화소군을 고려하였다(Fig. 2). 각각의  $S_i$ 에 대해서  $P_5$ 에서의 퍼지 소속함수값과 가장 차이가 작은 화소의 퍼지 소속함수값들의 평균값으로  $P_5$ 에서의 퍼지 소속함수값을 대체한다. 계산된 공간적 퍼지 소속함수 값을 이용하여, 개개 화소에서 일종의 제한조건을 만족시킬 경우에만 분류 항목을 할당하게 하였다.

### 3. 적용 결과

#### (1) 대상지역과 사용 자료

제안된 분류 기법의 적용 가능성을 실험하기 위하여 Landsat TM 화상에 적용하였다. 연구대상지역은 충청남도 안면읍 지역에 해당되며, 주사시기는 1996년 9월 1일이다.

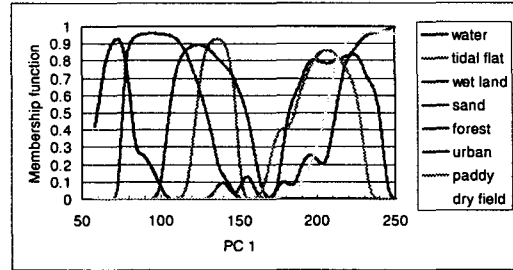
#### (2) 적용 결과

우선 열적외선 밴드를 제외한 6개의 밴드에 대해서 주성분 분석과 Landsat TM 화상의 각 밴드와의 상관관계 분석을 수행하였다. 주성분 분석은 자료의 압축효과를 통해 화상의 잡음 제거 등을 통해 분류 정확도 향상에 유효한 것으로 알려저왔다. 또한 훈련집단과의 상관관계 분석을 통해 분석에 사용할 주성분을 선별하였다. 분석 결과 지형과 퇴적물에 대한 정보를 많이 포함하고 있는 PC 1과 PC 2를 분석에 사용하였다. 분류 정확도를 높이기 위해 해양부분을 마스킹 처리 한 후에, 최종적으로 간석지, 수계, 습지, 모래/나대지, 논, 밭, 도심, 산림/초지 등 8개 항목으로 분류하였다.

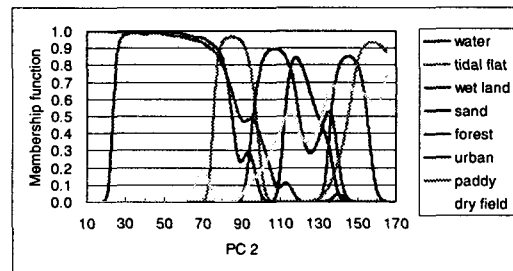
평활화 커널을 이용하여 계산한 퍼지 소속함수를 살펴보면 Fig. 3과 같다. PC 1에서는 도심과 논 지역의 소속함수가 유사한 값을 보이고 있으며, 또한 밭과 모래/나대지가 유사한 분포를 보이고 있다. 반면 PC 2에서는 도심과 모래/나대지가 넓은 범위에 걸쳐 유사한 값을 보이고 있으며, PC 1에서 혼재된 양상을 보이던 도심과 논, 밭과 모래/나대지가 구별이 되는 양상을 나타내고 있다.

퍼지 소속함수로 표현된 PC 1과 PC 2의 결합에는 T-norm 연산자인 AND 연산자

를 이용하였다.



(a)



(b)

Fig. 3. Fuzzy membership functions for (a) PC 1, (b) PC 2.

초기화 단계에서의 제한 조건으로  $\Delta\mu < 0.5$  일 경우 정규화 단계를 수행하게 하였다. 만약 이 조건을 만족시키지 못하게 될 경우, 다음 단계에서 다시 공간적 퍼지 소속함수값을 이용하여 연산을 계속하게 되며, 종료 조건으로는 미분류 화소의 비율이 1% 이하를 사용하였다.

반복단계에 따른 분류 항목의 할당 양상을 살펴보면(Fig. 4), 초기화 단계에서 대략 42%정도의 화소가 분류되지 않았음을 확인할 수 있다. 이들 화소들은  $\Delta\mu < 0.5$  이며, 각 항목별로 차이가 두드러지지 않는 지역을 의미한다. 대략 5번의 반복단계까지 대략 95%의 화소가 공간적 상관관계에 기초한 퍼지 소속함수의 값의 변동에 따라 분류 됨을 확인하였으며, 그 이후부터는 미분류 화소의 비율이 크게 변화되지 않았다. 27번의 반복단계를 거

쳤을 때, 미분류 화소의 비율이 1% 이하로 나타났다.

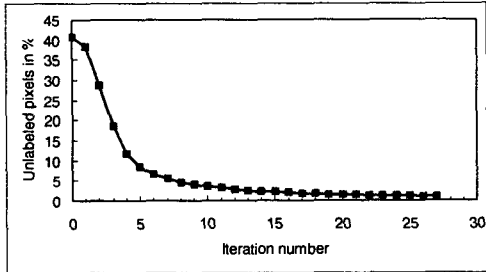


Fig. 4. Portion of unlabeled pixels as a function of updating iteration number.

반복단계에 따른 변화를 살펴보게 되면 (Fig. 5), 초기화 단계에서 미분류된 화소들은 대부분 논, 밭, 모래/나대지, 도심지인 것으로 나타났다. 이러한 양상은 Fig. 3에서 나타난 분광정보에 기초한 퍼지 소

속함수의 양상을 반영한다고 볼 수 있다. 반복단계가 계속될수록, 초기에 공간적으로 불규칙한 양상을 보이던 분류항목의 공간 분포가 균일하게 변화하면서 미분류 화소가 분류되는 것을 확인 할 수 있다.

최종적으로 분류 결과의 정확도를 정량적으로 검증하기 위하여, 훈련 집단과 독립적으로 작성한 검증 집단을 분류 결과와 비교하였다. 초기화 과정에서 분류를 종료하였을때와 비교하였을 때, 전체 정확도는 68.3%에서 72.9%로 향상된 것으로 나타났다. 이러한 분류 결과는 분광 정보 이외에 공간적 상관성을 추가적으로 고려함으로써 최종 분류결과에서의 노이즈 효과가 제거되어 나타내는 것으로 판단된다. 분류결과에서의 노이즈 효과를 제거하기 위해 최종 단계에서 필터링을 수행하는 방법과의 본 제안기법의 가장 큰 차이점은

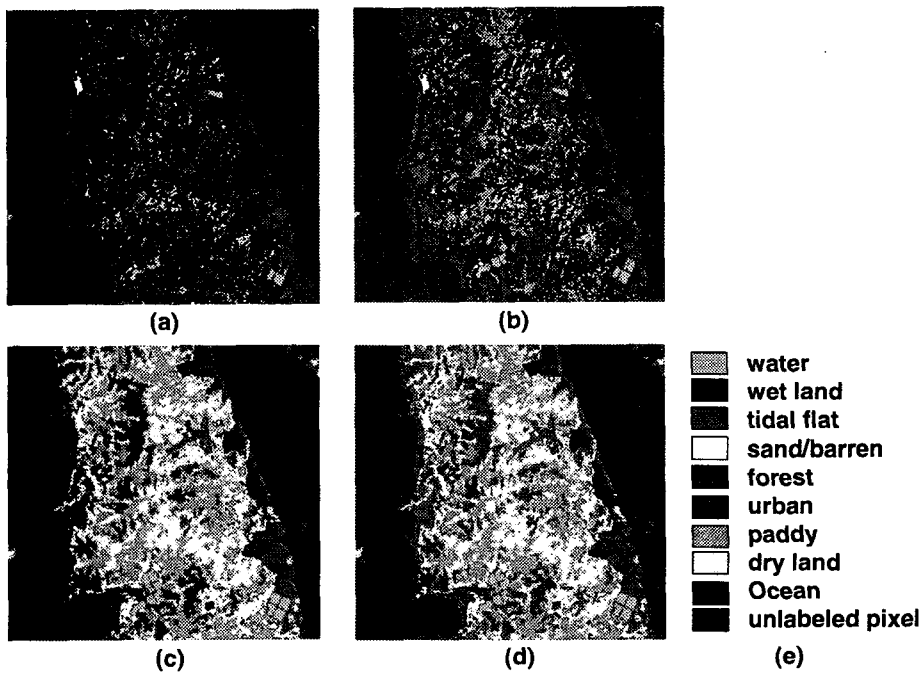


Fig. 5. Classification results, (a) initial classification, (b) 5th iteration result, (c) 10th iteration result, (d) 27th iteration result, (e) legend.

제안기법에서는 분광정보만으로 분류가 애매한 화소들의 공간적인 분포 양상 및 변화 양상을 부가적으로 확인할 수 있다는 점이다.

다른 지역에 비해 분류정확도가 상대적으로 낮게 나타났는데, 이는 대상지역이 해안지역에 위치하기 때문인 것으로 생각된다. 즉 방조제 공사로 인한 간석지, 사빈 등의 배후 습지 등으로의 변화, 각종 개발사업으로 인한 사빈, 사구의 훼손, 상대적으로 적은 도심지의 비율 등으로 인해 분광 특성이 혼재되어 나타나기 때문인 것으로 생각된다. 특히 도심지와 간척 사업으로 인한 배후 습지, 모래의 분류 정확도가 상대적으로 낮게 나타났다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 원격탐사 화상분류를 위하여 기존의 분광정보 이외에 공간적인 상관성을 고려하기 위해 초기화 단계와 정규화 단계로 구성된 반복적 퍼지 연산 분류 기법을 제안하였다. Landsat TM 화상에 적용 결과, 기존 분광정보만을 고려하였을 때에 비하여, 많은 계산과정을 필요로 하지만 분광정보에서 뚜렷하게 구별되지 않은 화소의 경우, 공간정보를 부가적으로 고려하였을 때 향상된 분류 결과를 보이는 것으로 나타났다. 또한 부가적으로 이러한 화소들의 공간적인 분포 및 변화 양상을 확인할 수 있는 장점이 있다. 본 연구에서는 실험적으로 초기화 단계의 제한 조건과 수렴조건을 사용하였으나, 앞으로 이에 대한 고려가 필요한 것으로 판단된다.

#### 사사

본 연구에 사용된 Landsat TM 화상,

훈련 집단과 검증 집단 자료를 제공해주신 장동호 박사께 감사드립니다.

#### 참고 문헌

- Benz, U., E. Pottier, 2001. Object based analysis of polarimetric SAR data in alpha-entropy-anisotropy decomposition using fuzzy classification by eCognition, Proc. IGARSS 2001 CDROM.
- Bloch, I., 1996. Information combination operators for data fusion: A comparative review with classification, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. A, 26: 52-67.
- Geman, S., D. Geman, 1984. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, 6: 721-741.
- Landgrebe, D. A., 1980. The development of a spectral-spatial classifier for earth observational data, Pattern Recognition, 12: 165-175.
- Park, N.W., W.M. Moon, K.H. Chi, B.D. Kwon, 2002. Multi-sensor data fusion for supervised land-cover classification using Bayesian and geostatistical techniques, Geosciences Journal, 6(3): 193-202.
- Pietikainen, M., D. Harwood, 1986. Segmentation of color images using edge-preserving filters, Advances in Image Processing and Pattern Recognition, 94-99.
- Rosenfeld, A., R.A. Hummel, S.W. Zucker, 1976. Scene labelling by relaxation operations, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. 6: 420-433.
- Solaiman, B., L.E. Leland, F.T. Ulaby, 1999. Multisensor data fusion using fuzzy concepts: application to land-cover classification using ERS-1/JERS-1 SAR composites, IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, 37(3): 1316-1326.