

퍼지 논리 융합과 반복적 Relaxation Labeling을 이용한 다중 센서 원격탐사 화상 분류

박노옥* · 지광훈* · 권병두**

한국지질자원연구원 지질자원정보센터*, 서울대학교 지구과학교육과**

Classification of Multi-sensor Remote Sensing Images using Fuzzy Logic Fusion and Iterative Relaxation Labeling

No-Wook Park*, Kwang-Hoon Chi*, and Byung-Doo Kwon**

Geoscience Information Center, Korea Institute of Geoscience and Mineral Resources*,

Department of Earth Sciences, Seoul National University**

Abstract : This paper presents a fuzzy relaxation labeling approach incorporated to the fuzzy logic fusion scheme for the classification of multi-sensor remote sensing images. The fuzzy logic fusion and iterative relaxation labeling techniques are adopted to effectively integrate multi-sensor remote sensing images and to incorporate spatial neighboring information into spectral information for contextual classification, respectively. Especially, the iterative relaxation labeling approach can provide additional information that depicts spatial distributions of pixels updated by spatial information. Experimental results for supervised land-cover classification using optical and multi-frequency/polarization images indicate that the use of multi-sensor images and spatial information can improve the classification accuracy.

Key Words : Data Fusion, Iterative Relaxation Labeling, Fuzzy Logic, Spatial Information.

요약 : 이 논문은 다중 센서 원격탐사 화상의 분류를 위해 퍼지 논리 융합과 결합된 relaxation labeling 방법을 제안하였다. 다중 센서 원격탐사 화상의 융합에는 퍼지 논리를, 분광정보와 공간정보의 융합에는 반복적인 relaxation labeling 방법을 적용하였다. 특히 반복적 relaxation labeling 방법은 공간정보의 이용에 따른 분류 화소의 변화양상을 얻을 수 있는 장점이 있다. 토지 피복의 감독 분류를 목적으로 광학 화상과 다중 주파수/편광 SAR 화상에 제안 기법을 적용한 결과, 다중 센서 자료를 이용하고 공간정보를 함께 결합하였을 때 향상된 분류 정확도를 얻을 수 있었다.

1. 서론

최근 다양한 센서를 탑재한 지구관측위성의 발

사와 더불어 컴퓨터 제반 기술의 발달로 인해 다중 센서 원격탐사 화상의 통합 분석이 가능해지고 있다. 다중 센서 자료를 함께 분석에 사용할 경우,

개별 화상의 처리에 내재되어 있는 불확실성을 줄이면서 보다 많은 정보를 추출할 가능성이 높다. 그러나 다중 센서 자료를 동시에 분석에 사용하기 위해서는 기존 단일 센서 화상분석 기법을 직접적으로 적용하기에는 한계가 있기 때문에 새로운 분석 방법을 필요로 한다.

이러한 통합분석에 대한 연구는 자료 융합(data fusion)이라는 전문분야로 알려져 있으며, 1980년대 말부터 이 분야에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 원격탐사 분야뿐만 아니라, GIS 공간분석, 지질/지형학, 기상/해양학 등에 폭넓게 사용되고 있는 자료 융합은 적용 분야에 따라 data

integration, data fusion, data merging, data assimilation 등의 다양한 용어로 사용되고 있다. 원격탐사 분야에서 다중 센서 화상 융합은 주로 토지 피복 분류 분야에 집중되어 왔는데, Fig. 1은 다중 센서 화상을 이용한 토지 피복 분류의 한 예를 나타낸 것이다. 적절한 자료 융합 방법을 이용하여 다양한 파장대의 정보를 제공하는 다중 센서 화상을 함께 분석할 경우, 특정 센서만으로 분류가 힘든 항목의 구별이 가능해 질 수 있다.

일반적으로 자료 융합은 화소(pixel), 특징(feature), 결정(decision), 모델링(modeling) 등의 다양한 수준에서 수행될 수 있다(Wald, 1999). 국

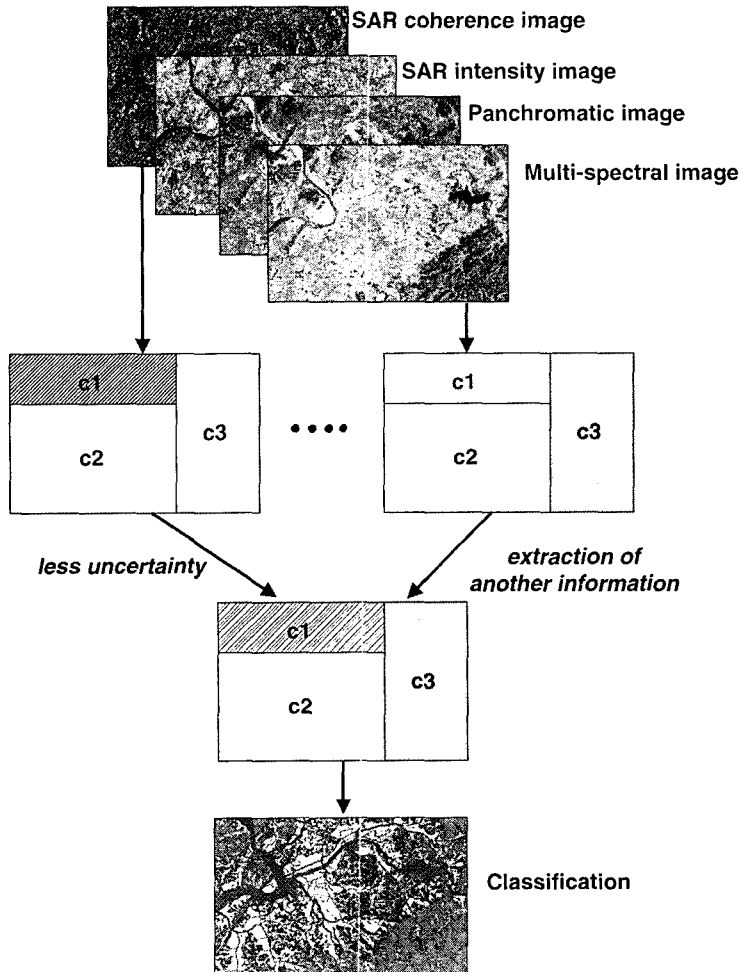


Fig. 1. Simple example of multi-sensor data fusion for land-cover classification.

내에서 자료 융합 연구는 주로 고해상도 범색성 화상과 중저해상도 다중 스펙트럴 화상의 통합인 화소 수준 융합에 집중되어 왔으며(김윤희, 이규성, 2000; 구자용, 2002), 이 분야에 자료 융합이라는 용어를 제한적으로 사용하여 왔다. 그러나 외국의 경우 이러한 화소 수준 융합뿐만 아니라, 특징, 결정 융합 등에 대한 연구가 자료 융합 분야에서 더욱 활발하게 진행되고 있는 상황이다(Lee et al., 1987; Le Hégarat-Masclé et al., 1997; Bruzzone et al., 1999; Briem et al., 2002).

기존 토지 피복/이용 분류의 경우, 대부분 화소 기반으로 특징공간에서 분광학적 특성을 이용하여 자료를 처리하여왔다. 일반적으로 근접한 화소끼리는 같은 분류 항목으로 나타내어지는 경우가 많은데, 기존의 특징 공간에서 분광정보만을 이용할 경우 비록 다중 센서 화상으로부터 추출된 정보라 하더라도 고립된 화소가 나타나는 등 비현실적인 분류 결과를 보이는 경우가 자주 나타난다. 특히 SAR 자료를 이용할 경우 스펙클 노이즈 때문에 이러한 현상이 더욱 두드러진다. 이러한 단점을 극복하기 위하여 공간적 상관성을 고려한 분류기법들이 많이 개발되어 왔는데, 이러한 공간적 분류기법은 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 방법으로는 객체기반 화상처리 상용 S/W인 eCognition(Benz and Pottier, 2001)과 ECHO(Landgrebe, 1980)를 들 수 있다. 이 경우는 주로 객체 추출에 많은 시간과 노력을 필요로 한다. 두 번째는 화소 기반 화상으로부터 특징공간에서나 최종 결정 단계에서 공간적 상관성을 고려하는 경우이다. 가장 간단한 방법으로는 분류 결과에 대해 일종의 후처리로 필터링을 수행하는 것인데, 이 경우 분류 결과의 오차가 클 경우 그 오차가 과장되어 오히려 분류 정확도를 감소시킬 가능성이 크다. 필터링 이외에 이 범주에 속하는 다른 대표적인 방법으로는 Markov random field model (Geman and Geman, 1984)을 들 수

있다. 많은 연구들이 기존 화소 기반 분류결과보다 향상된 분류 정확도를 얻었다고 보고하였는데(Solberg et al., 1996; Tso and Mother, 1999; Jackson and Landgrebe, 2001), 이 방법의 경우 공간적 상관성의 기여도를 조절하는 파라미터를 경험적으로 설정하거나 최적화 기법을 이용해야만 한다. 또한 이러한 방법들은 대부분 입력 화소 혹은 객체의 특징과 분류결과 사이의 상호관련성 분석이 용이하지 못한 단점이 있다. 최근에는 지구 통계학의 공간적 상관성 모델을 이용한 다중센서 화상 융합과 공간적 상관성을 결합한 연구가 진행되고 있다(Park et al., 2002; 2003).

앞에 예시한 확률이론을 이용한 방법론 이외에 퍼지 이론과 공간적 상관성을 함께 고려한 연구는 1990년대 중반부터 진행되어 왔다. Binaghi et al.(1997)의 연구에서는 빙하지역의 분류를 위해 퍼지 이론과 이웃 화소간의 연관성을 함께 적용하였으나, 복잡한 IF-Then 규칙을 설정해야 한다. Solaiman et al.(1999)의 연구에서는 퍼지 이론의 다중 소속도의 개념과 문맥 정보(contextual information)를 이용하여 향상된 분류결과를 제시하였으며, 반복적 연산결과를 이용하여 부가적으로 공간적 불확실성 분포를 제시하였다. 그러나 이 방법의 경우 공간적 상관성을 고려할 때 정해진 창 안에서 평균값을 구하기 때문에 분류 결과가 너무 평활화되고, 다른 분류 항목과의 상관성을 고려하지 못하였다. 국내에서는 최근 이상훈(2003)이 퍼지 클래스와 EM 알고리즘을 이용하여 결정 수준에서의 다중센서 화상 융합 연구를 수행하였는데, 이는 무감독 분류에 해당된다.

이 논문에서는 다중 센서 원격탐사 화상의 퍼지 논리 융합 방법을 기반으로 특징공간에서의 분광정보와 주변 화소와의 공간적인 상관성을 반복적으로 결합하는 분류기법을 제안하고자 한다. 다중 센서 화상의 융합에는 퍼지 논리를, 공간적 상관성을 고려하기 위해 relaxation labeling 방법을 각각 적용하였다. 우선 퍼지 논리를 이용하여 분광정보만을 이용하여 일차적인 분류를 수행한 후에, 분류 항목사이의 차이가 크지 않은 화소에 대

해서 공간적 상관성을 고려한 반복적인 분류를 수행하였다. 제안 기법과 기존 연구와의 차별성은 분광정보와 공간적 상관성을 함께 이용한다는 점과 초기 분류가 애매한 화소에 대한 공간적 분포 양상을 고려한다는 데 있다. 제안된 기법의 적용을 위해 광학 화상과 Polarimetric SAR 화상을 대상으로 실험을 수행하였다. 실험의 주목적은 다중 센서 자료를 사용할 경우와 단일 센서 자료를 사용할 경우의 분류 정확도 비교와 공간정보를 이용할 경우의 분류 정확도 향상 여부를 살펴보는 데 있다.

2. 제안 기법

1) 퍼지 논리 융합

일반적으로 토지 피복 항목은 시기별/장소별로 대표적인 분광형태를 나타내는 경우보다는 주변 다른 분류 항목과 분광학적 특징공간에서 유사한 양상을 나타내는 경우가 많다. 전통적인 확률기반 분류 기법의 경우, 분광학적 특징 공간에서 가장 큰 확률값을 가지는 분류항목을 지정하게 되는데 (MAP: Maximum A Posteriori), 특징 공간에서 서로 경계가 겹칠 경우 분광 특성이 유사하여 분류항목사이의 차이가 모호해지게 된다. 반면, Zadeh(1965)에 의해 제안된 퍼지 이론의 경우 명확하게 정의된 경계를 갖지 않는 집합을 기본적으로 이용하기 때문에 분류항목 할당에서의 애매함을 모사할 수 있는 장점이 있다. 이 논문에서 퍼지 이론에 대한 자세한 설명은 피하며, 퍼지 이론을 이용한 다중 근원 공간자료 통합에 관한 이론적 배경과 방법론은 Park(2004)을 참조할 수 있다.

퍼지 이론을 이용한 자료 융합은 크게 원격탐사 화상을 퍼지 소속함수로 표현하는 단계(fuzzy information representation)와 결합하는 단계(combination)로 나눌 수 있다. 퍼지 소속함수의 표현 방법으로는 특정 형태(벨형, 계단형, 선형 등)의 함수를 정의하는 방법과 확률밀도함수로부터

정의하는 방법 등 다양하다. 이 연구에서는 분류항목 사이의 차이를 부각시킬 수 있도록 확률밀도함수로부터 우도비(likelihood ratio)를 계산하여 퍼지 소속함수를 표현하였다.

연구지역의 특정 화소의 위치를 X 라 하고, 연구지역에 K 개의 토지 피복 분류 항목 $\{\omega_k, k = 1, 2, \dots, K\}$ 과 훈련집단 $\{X(\omega_\alpha), \alpha = 1, 2, \dots, K\}$ 이 있다고 할 때, 각 토지 피복 항목 ω_k 에 대한 우도비 ($LR_{\omega_k}(X)$)는 아래와 같이 정의될 수 있다(Park, 2004).

$$LR_{\omega_k}(X) = \Pr(X|\omega_k) / \sum_{l \neq k} \Pr(X|\omega_l), k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

우도비를 계산하기 위해서는 훈련집단을 이용하여 대상 토지 피복 항목에 대한 확률밀도분포와 나머지 토지 피복 항목에 대한 확률밀도분포를 구해야 한다. 확률밀도분포 계산에는 비모수적 방법으로 가우시안 커널을 사용한 평활화 커널 추정방법(smoothed kernel density estimation; Silverman, 1986)을 변형하여 이용하였다.

$$\Pr(X|\omega_k) = \frac{1}{\text{Card}(X(\omega_k))} \sum_{k=1}^{\text{Card}(X(\omega_k))} \frac{1}{s\sqrt{2\pi}} \text{Exp}\left[-\frac{(X - X_{\omega_k})^2}{2s^2}\right] \quad (2)$$

식 (2)에서 $\text{Card}(X(\omega_k))$ 는 각각 토지 피복 항목 ω_k 의 훈련집단의 총 개수를 의미하며, s 는 가우시안 커널의 폭을 결정하는 spread parameter에 해당된다.

우도비는 $[0, \infty]$ 의 값을 가지는데, 1보다 클 경우 양의 연관성을 의미하며, 0과 1사이의 값은 음의 연관성을 의미한다. 퍼지 소속함수는 $[0, 1]$ 사이의 값을 가져야 하기 때문에 우도비를 퍼지 소속함수로 변환하기 위해 다음 세 가지 조건을 고려하였다. 우선 $LR_{\omega_k}(X)$ 이 0인 경우는 분류항목에 대한 연관성이 없는 것을 의미하기 때문에, 퍼지 소속함수값을 0으로 할당한다. 두 번째로 $LR_{\omega_k}(X)$ 이 1인 경우는 분류항목과 높은 연관성이나 낮은 연관성이 없는 경우를 나타내기 때문에 퍼지 소속함수값으로 중립적인 0.5를 할당한다. 마지막으로

$LR_{\omega_k}(X)$ 이 1보다 커질 경우, 분류항목과의 연관성이 높아지기 때문에 1에 가까운 값을 할당한다. 이러한 세가지 조건을 만족하는 변환식으로 아래 식 (3)을 이용하였다.

$$\mu_{\omega_k}(X) = \frac{LR_{\omega_k}(X)}{1 + LR_{\omega_k}(X)} \quad (3)$$

여기서 $\mu_{\omega_k}(X)$ 는 화소 X 에서의 토지 피복 항목 ω_k 에 대한 소속함수를 나타낸다.

각 센서별로 토지 피복 항목에 대한 퍼지 소속함수가 결정되면, 이를 하나의 퍼지 소속함수로 통합하는 결합의 과정을 거치게 된다. 퍼지 소속함수의 결합방법으로는 각 밴드별 혹은 센서별로 퍼지 소속함수를 IF-THEN 규칙을 이용하여 결합하는 방법 이외에 퍼지 결합 연산자를 이용하는 방법이 있다(Zimmerman, 1996). 적용가능한 퍼지 결합 연산자로는 T-norm, T-conorm, compromise 등이 있는데(Bloch, 1996), 이 연구에서는 대표적인 T-norm 연산자인 AND 연산자를 이용하였다.

m 개의 다중 센서 원격탐사 화상을 고려할 때, AND 연산자는 아래 식 (4)와 같이 정의된다.

$$\mu_{\omega_k}^{AND}(X) = \text{Min}[\mu_{\omega_k}^{(1)}(X), \mu_{\omega_k}^{(2)}(X), \dots, \mu_{\omega_k}^{(m)}(X)] \quad (4)$$

여기서 $\mu_{\omega_k}^{(i)}(X)$ 는 화소 X 에서 i 번째 원격탐사 화상의 토지 피복 항목 ω_k 에 대한 퍼지 소속함수를 나타낸다.

2) Fuzzy relaxation labeling

이 연구에서는 공간적인 상관성을 고려할 수 있는 화상 분류 기법으로 퍼지 relaxation labeling의 개념을 이용하였다. Relaxation labeling은 Rosenfeld *et al.*(1976)에 의해 제안되었는데, 주변 화소와의 공간적 관계를 결합한 반복적인 연산을 수행하게 된다.

Relaxation labeling은 개념적으로 초기단계의 확률 혹은 소속함수와 화소 주변 정보로부터 얻을 수 있는 가중치를 결합하여 연속적인 갱신을 수행하여 일정 수렴 조건하에서 최종적인 labeling을 하게 된다.

$$\mu^{l+1} = F(\mu^l, R), l = 0, 1, 2, \dots \quad (5)$$

식 (5)에서 l 은 반복회수를, μ^0 는 초기 확률 혹은 소속함수값을, R 은 모델링 과정을 통해 얻어지는 주변과의 정량적 관계치를 각각 나타낸다.

확률론적 접근에서는 고려하고 있는 모든 분류항목에 대한 확률값의 합이 1이 되는 정규화된 확률값을 베이지안 규칙을 이용하여 연산을 수행하게 된다. 그러나 퍼지 이론에서는 다중 소속도를 고려하기 때문에 이러한 정규화된 값을 반드시 이용할 필요가 없으며, 확률론적 접근과는 다른 계산과정을 필요로 한다. 여기서 주의할 점은 퍼지 이론의 확률론적 접근과 구별되는 점은 퍼지 개념을 적용하고, 퍼지 연산자를 사용한다는 점이다(Borotsching *et al.*, 1998).

이 연구에서 제안한 퍼지 분류 과정은 초기화 단계와 정규화 단계로 이루어진다(Fig. 2). 초기화 단계에서는 다중 센서 화상의 융합을 통해 결합된 분광정보(spectral information)를 이용하여 미리 정한 임계치를 만족하는 화소에 대해 일차적인 화상 분류를 수행하게 된다. 정규화 단계에서는 퍼지 relaxation labeling을 적용하여 공간정보를 결합하는 융합 과정을 반복적으로 수행하게 된다. 반복적인 연산을 통해 일정 완료 조건을 만족시킬 때 최종적으로 분류 항목 할당을 하는 기존 방법과 다르게, 이 연구에서는 초기화 단계와 정규화 단계에서 미리 정한 기준을 만족시킬 경우에만 분류 항목을 할당하게 하였다. 이 방법은 Solaiman *et al.*(1999)의 방법과 마찬가지로 반복 연산을 수행하기 때문에 각 화소가 몇번째 연산에서 분류 항목 할당이 되었는지 알 수 있다. 따라서 최종 분류 결과 이외에 분광정보만으로 분류가 가능한 화소의 공간적 분포와 공간정보를 결합하였을 경우의 변화 양상에 대한 공간적 분포를 부가적으로 얻을 수 있는 장점이 있다.

이를 위해 우선 개개 화소에서 최대 소속함수 값을 보이는 분류항목과 그 다음으로 큰 소속함수 값을 보이는 분류항목의 퍼지 소속함수의 차이 ($\Delta\mu$)를 계산하게 된다. 계산된 값이 미리 정한 임

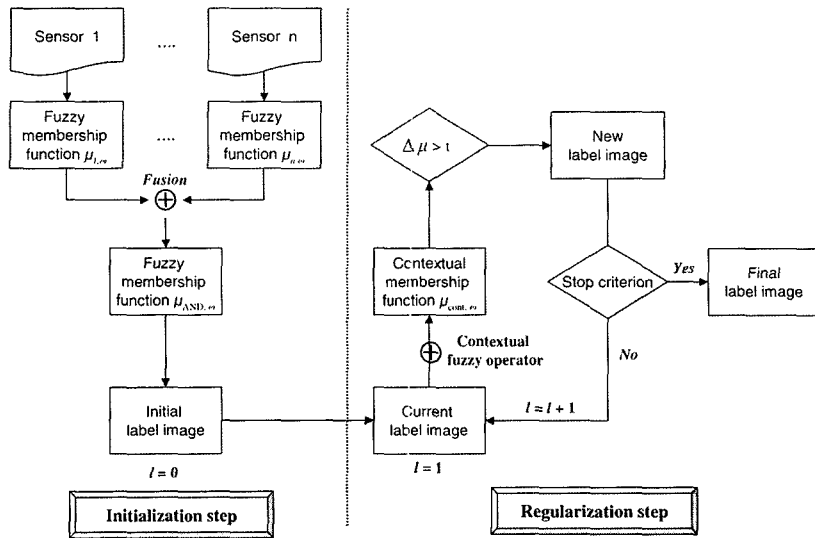


Fig. 2. Schematic diagram for iterative contextual classification based on fuzzy logic fusion and relaxation labeling.

계치를 넘을 경우에는 최대 소속함수값을 보이는 분류항목을 할당하고, 그렇지 않은 경우에는 주변 화소의 퍼지 소속함수값과 각 피복별 상관성 계수를 이용하여 새로운 퍼지 소속함수를 계산하게 된다. 이러한 과정을 순차적으로 반복하여 연산 종료조건을 만족할 때 연산을 종료하게 된다.

정규화 단계에서 공간적 상관성을 고려하는 연산은 식 (6)과 같이 OR과 average 연산자를 함께 이용하였다.

$$\mu_{\omega_k}^{l+1}(X_i) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n [\max_{\lambda=1}^K R(X_i, X_j, \omega_k, \omega_\lambda) \cdot \mu_{\omega_\lambda}^l(X_j)],$$

$$l = 0, 1, 2, \dots$$

$$(6) \quad R(X_i, X_j, \omega_k, \omega_\lambda) = \frac{\sqrt{E[\mu_{\omega_k}(X_i) \cdot \mu_{\omega_\lambda}(X_j)]}}{E[\mu_{\omega_k}(X_i)^2] \cdot E[\mu_{\omega_\lambda}(X_j)^2]} \in [0, 1]$$

여기서 n은 공간적 상관성을 고려하는 주변 화소의 수를 나타내는데, 이 연구에서는 3×3 창을 고려하였다. 또한 R(i, j, ω_k, ω_λ)는 Fig. 3과 같은 9개의 방향의 주변화소와 고려하고 있는 K의 분류항목간의 상관성을 나타내는 계수이다.

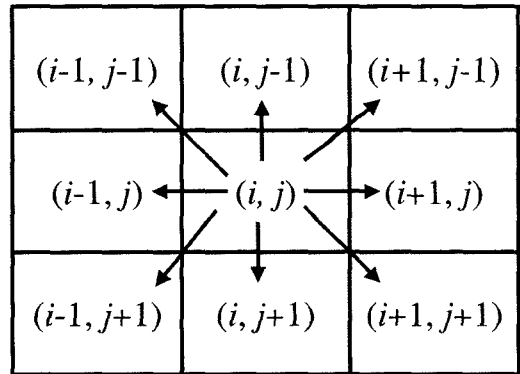


Fig. 3. Spatial local neighborhood of pixel (i, j).

3. 적용 결과

1) 사용 자료

제안 기법의 적용성을 평가하기 위해 토지 피복 분류를 목적으로 다중 센서 원격탐사 화상에 대한 실험을 수행하였다. 사용한 자료는 IEEE Geoscience and Remote Sensing Society의 Data Fusion Committee에서 제공한 ATM(Airborne Thematic Mapper) 광학 센서 자료와 NASA JPL의 AIRSAR 자료이다(grss-dfc-0006, Fig. 4). 이

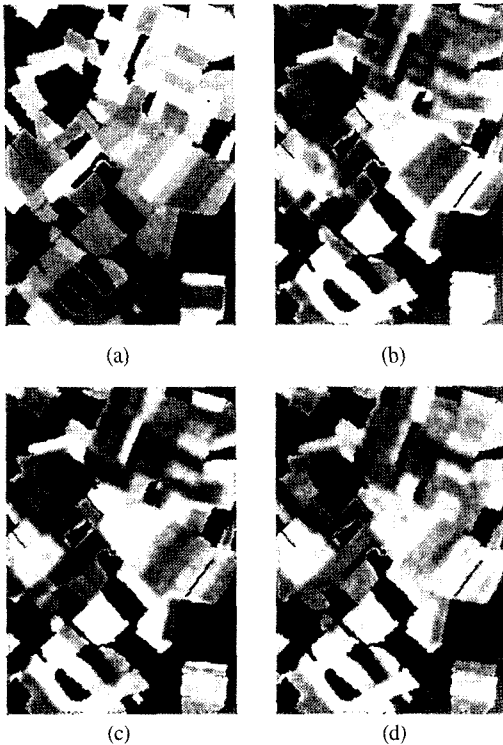


Fig. 4. Multi-sensor remote sensing images in the study area; (a) ATM band 9 image, (b) C-band SAR HH polarization image (c) L-band SAR HV polarization image, (d) P-band SAR VV polarization image.

자료들은 기본 전처리 즉 기하보정, 필터링 등이 수행된 것들이며, 바로 자료 융합에 사용할 수 있도록 제공되었다. 광학 센서 자료로는 Landsat TM의 가시광선 파장대와 적외선 파장대에 해당되는 6개의 채널이며, AIRSAR 자료는 C, L, P 밴드의 다중 편광(HH, HV, VV)으로 구성된 9개의 채널로 총 15개의 채널을 이용하였다.

연구지역은 영국의 Feltwell 주변의 농업지역으로 토지 피복항목으로는 sugar beets, stubble, bare soil, potatoes, carrots 등 5개를 고려하였다. 연구지역은 250×350 화소로 구성되어 있는데, 5개의 토지 피복 항목만으로 구성된 총 55,657 화소를 고려하였다. 원래 제공된 자료는 다중 센서 화상 융합을 목적으로 개발되는 알고리즘의 정량적 비교를 위해 미리 정해진 훈련집단과 참조집단을 포함하고 있다. 그러나 제공되는 훈련집단과 참조집단이

공간적으로 집중되어 있기 때문에 원 자료에 공간적 상관성을 고려하는 분류 기법을 적용할 경우 분류 정확도가 과추정 될 수 있다. 이를 피하기 위해 제공된 연구지역의 참조 토지 피복도를 바탕으로 무작위 추출을 통해 훈련집단과 참조집단을 새로이 제작하였다. 새로 제작한 훈련집단과 참조집단의 수는 각각 1,391과 1,392이며, 전체 연구지역의 2.5%에 각각 해당된다.

2) 적용 결과

이 실험은 다중 센서 화상을 사용할 경우와 공간 정보를 결합하였을 경우의 분류 정확도의 변화 유무를 살펴보는 목적으로 수행하였다. 다중 센서 화상의 융합 효과를 살펴보기 위해 Table 1의 9가지 경우에 대해서 실험을 수행하였다.

우선 퍼지 소속함수의 정의를 위해 평활화 커널 방법을 적용하였는데, 가우시안 커널의 spread parameter는 실험적으로 전체 값의 범위의 2%로 하였다. 이 방법에서는 훈련집단 관측값에 가우시안 커널의 중앙을 위치시킨 후, 커널을 이동시키면서 관측값을 통과하는 모든 커널의 높이값의 합을 확률밀도로 간주하게 된다. 위의 과정으로 계산된 확률밀도로부터 우도비를 계산하고 최종적으로 식 (3)을 이용하여 각 채널별로 퍼지 소속함수를 계산하였다. 이렇게 계산된 퍼지 소속함수로부터 Table 1의 9가지 경우에 대해서 식 (4)를 이용하여 융합된 퍼지 소속함수를 각각 계산하였다.

Table 1. Experiment cases considered in this study.

No.	Case
1	ATM + C band + L band + P band
2	ATM
3	C band
4	L band
5	P band
6	C band + L band + P band
7	ATM + C band
8	ATM + L band
9	ATM + P band

최종적으로 각 화소당 토지 피복을 할당하는 비퍼지화(defuzzification) 과정은 확률론의 최대 사후확률 규칙과 유사한 최대 퍼지 소속함수 규칙을 이용하였다.

공간적 상관성을 고려하기 이전 단계인 초기화 단계에서의 제한 조건으로 $\Delta\mu < 0.5$ 일 경우 정규화 단계를 수행하게 하였다. 만약 이 조건을 만족시키지 못하게 될 경우, 다음 단계에서 식 (6)을 통해 계산되는 공간적 퍼지 소속함수값을 이용하여 연산을 계속하게 된다. 정규화 단계에서도 이 조건을 만족할 경우에 토지 피복 항목을 할당하게 하였다. 다른 $\Delta\mu$ 값을 이용하였을 경우, 미분류 화소의 비율에 차이가 있었으며 $\Delta\mu$ 값이 0.3에서 0.7까지는 정확도에서 크게 차이가 나지 않아서 0.5인 경우만 제시하였다. 종료조건으로 전 단계의 미분류 화소에 대한 현재 단계에서의 미분류 화소의 비율이 1% 이하일 경우 연산을 종료하게 하였다.

연산 회수에 따른 미분류 화소의 비율을 살펴보면(Fig. 5), 다중 센서 자료를 함께 분석에 사용할 경우가 초기화 단계에서 미분류 화소의 비율이 가장 낮게 나타났다. 반대로 단일 주파수 SAR 자료만을 사용하였을 경우가 미분류 화소의 비율이 가장 높게 나타났다. 다중 편광 자료를 사용하더라도 단일 주파수 SAR 자료만을 사용할 경우 분광 혹은 산란 정보만으로 구분이 가능한 화소의

비율이 낮음을 의미한다. 9개 경우 모두 대략 3번째 반복 단계까지 연산에서 공간적 상관관계에 기초한 퍼지 소속함수의 값의 변동에 따라 대부분 분류되었으며, 그 이후부터는 미분류 화소의 비율이 크게 변화되지 않았다. 초기화 단계에서 미분류 화소의 공간적 분포를 살펴보면(Fig. 6), 광학 센서 자료 ATM과 다중 주파수 SAR 자료만을 사용하였을 때 연구지역 우측 상단 부분에서 미분류 화소가 두드러지게 나타나고 있다. 그러나 자료 융합을 수행할 경우, 미분류 화소들이 분류됨을 확인할 수 있으며 이러한 분포 양상은 나중에 제시할 분류 정확도와도 관련이 있다. 반복단계가 계속될수록 초기에 공간적으로 불규칙한 양상을 보이던 분류항목의 공간 분포가 균일하게 변화하면서 미분류 화소가 분류되는 것을 확인할 수 있었다.

Fig. 7은 최종 분류결과와 반복 연산에 따른 화소간 구분 능력의 분포를 나타내고 있다. 화소간 구분 능력의 분포는 반복 연산에 따른 분광정보만으로 분류가 가능한 화소와 공간정보를 결합하였을 경우의 변화 양상을 나타내며, 일종의 분류 기법의 불확실성 분포를 간접적으로 지시한다고 간주할 수 있다. 이는 Solaiman *et al.*(1999)의 방법과 마찬가지로 반복 연산에 따라 각 화소가 몇번째 연산에서 분류 항목 할당이 되었는지를 통해 구하

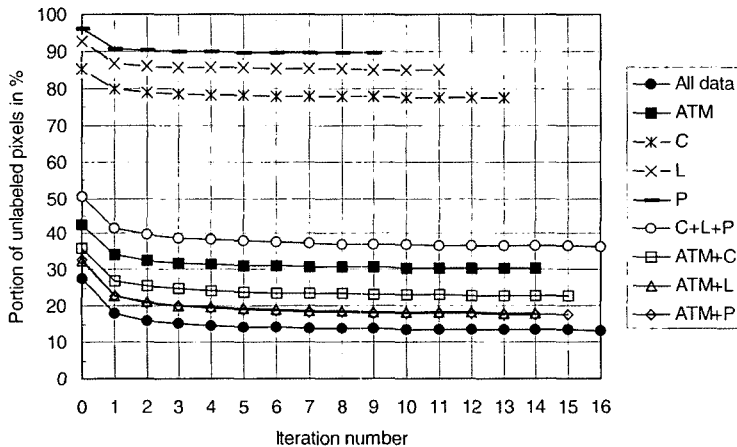


Fig. 5. Behavior of the portion of unlabeled pixels versus the number of iterations.

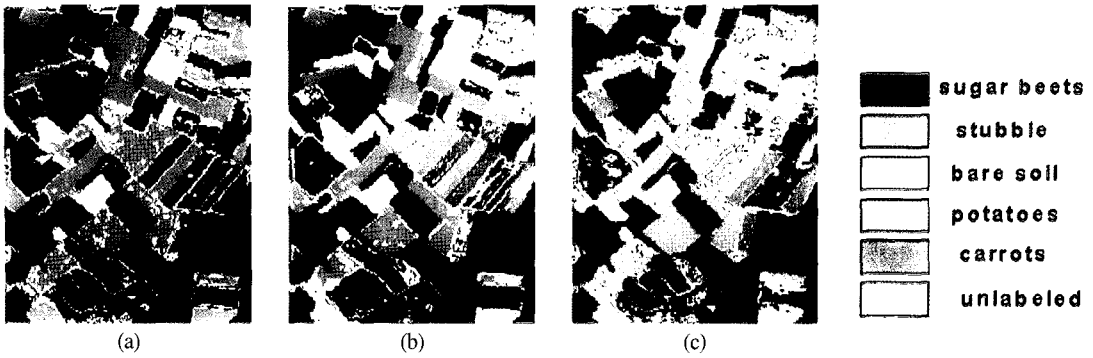


Fig. 6. Initial classification results; (a) all data, (b) ATM only, (c) C + L + P band.

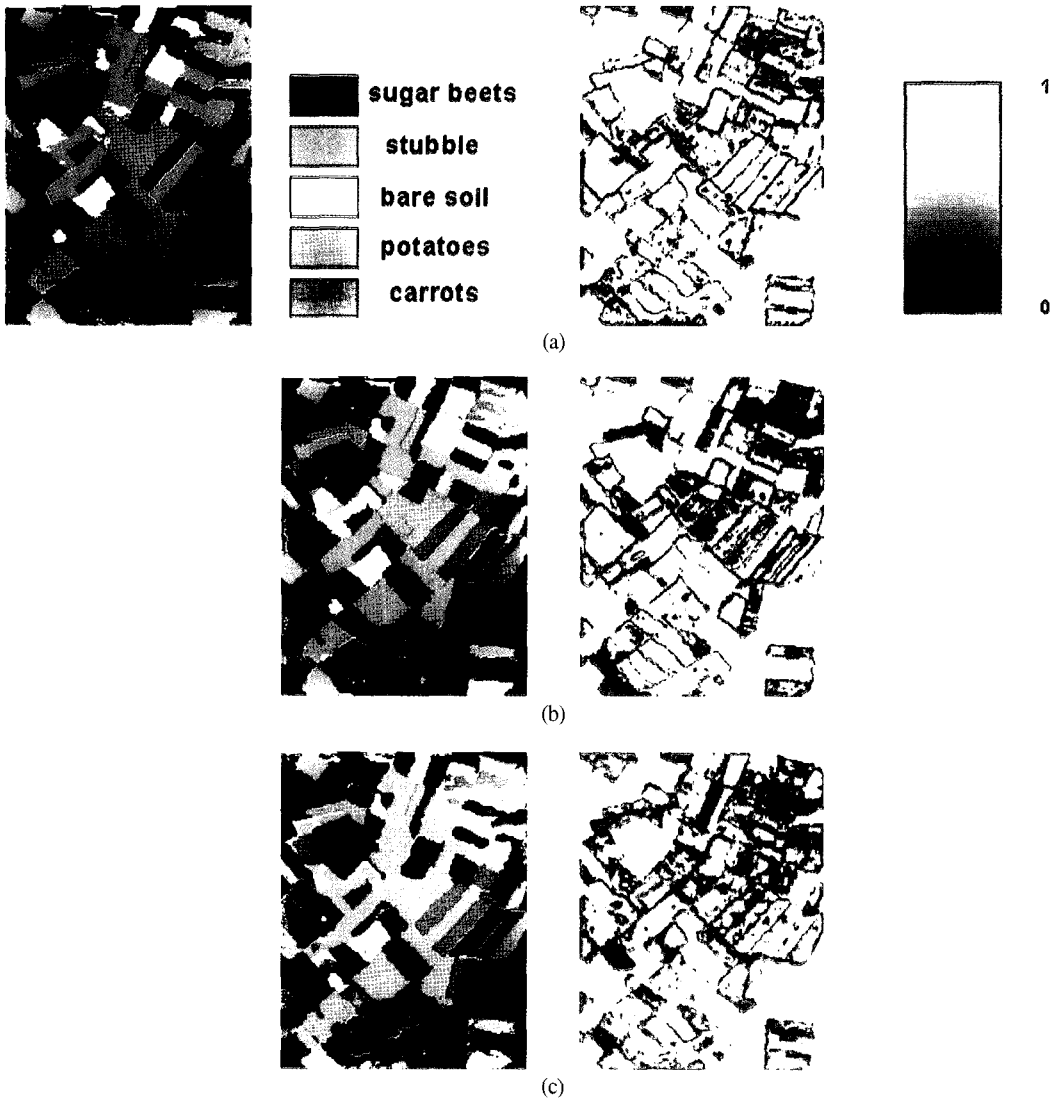


Fig. 7. Final classification results and discrimination capability maps; (a) all data, (b) ATM only, (c) C + L + P band.

였다. 초기화 단계에서 분광정보만으로 구분이 가능한 화소는 구분 능력으로 1의 값을 할당하고, 정규화 단계 회수에 선형적으로 감소하도록 하여 종료단계에서는 0의 값을 할당하게 하였다. 광학 센서 자료와 다중 주파수 SAR 자료만을 사용하였을 경우 구분 능력이 낮은 화소들이 연구지역의 우측 상단에 집중적으로 분포함을 알 수 있으며, 모든 자료를 함께 사용하였을 경우에 상대적으로 구분 능력이 향상됨을 시각적으로 확인할 수 있다.

9개 자료조합에 대한 분류정확도를 정량적으로 검증하기 위하여, 참조집단과 초기화 단계와 정규

화 단계에서의 미분류 화소를 고려하지 않은 상태에서 분류결과와 참조자료를 비교하였다(Fig. 8). 전체 정확도와 카파 계수를 계산한 결과, 광학 센서 자료와 다중 주파수 SAR 자료를 융합하였을 때가 가장 높은 분류정확도를 나타내고 있다. 단일 주파수 SAR 자료만을 사용하였을 경우에 가장 낮은 분류정확도를 나타내었다. 주파수에 따른 SAR 자료의 분류결과를 비교하였을 때, L 밴드를 사용하였을 경우가 상대적으로 근소하게 가장 좋게 나타났고, P 밴드를 사용한 경우가 상대적으로 낮게 나타났다. 기존 Lee *et al.*(2001)의 연구에서

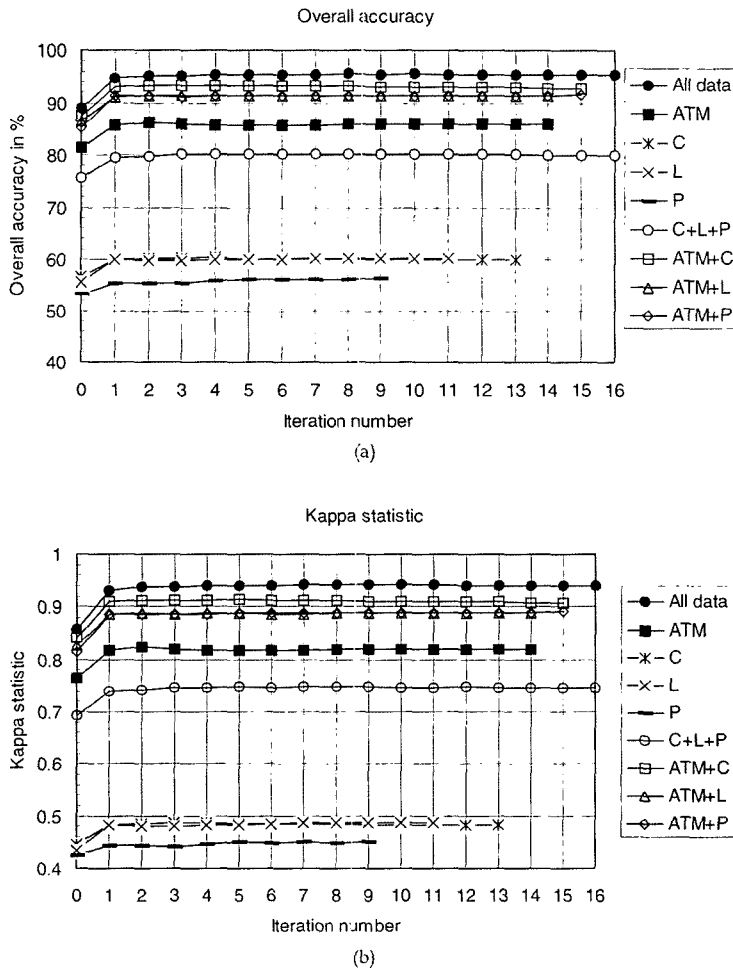


Fig. 8. Behavior of the classification accuracy statistics versus the number of iterations; (a) overall accuracy, (b) Kappa statistic.

는 다중 주파수, 다중 편광상태의 AIRSAR 자료의 분류결과 L 밴드가 농작물 분류에 가장 좋게 나타났다고 보고하였으나, 각 토지 피복별 사용자 정확도(Table 2)에 제시된 것처럼 피복별로 특정 주파수 혹은 파장대의 분류 결과가 우수하다고 결론을 내릴 수는 없었다. SAR 자료는 영상 촬영 시기의 농작물의 생육 상태에 따른 산란 특성을 나타내게 되는데, 현재 사용 SAR 자료의 촬영 시기에 대한 부가적인 정보가 없기 때문에 추가적으로 다른 연구지역에의 적용을 통한 검증이 필요한 것으로 판단된다. 그러나 C, L, P 밴드 자료를 함께 사용하였을 경우에는 단일 주파수 SAR 자료만을 사용하였을 경우에 비해 대략 전체 정확도에서 20% 정도의 향상이 나타났다. 그리고 광학 센서 자료만을 사용하였을 경우에는 SAR 자료만을 사용하였을 경우보다 높은 분류정확도를 나타내고 있으나, 단일 주파수 SAR 자료를 각각 함께 사용하였을 경우에 전반적으로 향상된 분류정확도를 나타내고 있다.

정규화 단계를 거치면서 즉 공간정보를 분광정보와 함께 고려함으로써 전체 자료의 조합 9가지 경우에서 전체 정확도는 대략 6%, 카파 계수는 0.07정도 향상되었다. 이러한 분류 결과는 분광 정보 이외에 공간적 상관성을 추가적으로 고려함으로써 최종 분류결과에서의 노이즈 효과가 제거되어 나타내는 것으로 판단된다. 분류정확도의 향상

은 모든 자료를 함께 분석에 사용하였을 경우에 전체 정확도 7.3%, 카파 계수 0.08로 가장 높았고, SAR 자료만을 사용할 때 특히 P 밴드의 경우 전체 정확도 2.7%, 카파 계수 0.03으로 가장 낮았다. 연구지역에 대해서 SAR 자료만을 이용할 때에는 분광/산란 정보 자체가 분류 항목을 구분하는 능력이 떨어지기 때문에 공간정보를 이용하더라도 분류 능력의 향상이 두드러지지 않은 것으로 판단된다.

사용자 정확도를 살펴보면(Table 2), 모든 자료를 사용하였을 경우에 bare soil 항목이 다른 항목에 비해서 상대적으로 분류정확도의 향상이 두드러졌다. 이는 Fig. 7의 분류결과와 화소간 구분 능력의 분포와 관련이 있다. Bare soil 항목은 광학 자료나 SAR 자료를 이용한 분류 결과에서 연구지역의 우측 상단과 좌측 중앙 부분에서 주로 나타나고 있다. 이 지역은 모두 구분 능력이 연구지역에서 상대적으로 낮게 나타나고 있는데, 분광정보 혹은 공간정보를 이용하더라도 항목간 구분이 힘든 지역에 해당된다. 따라서 다른 항목으로의 오분류로 인해 다른 항목에 비해 사용자 정확도가 낮게 나타난 것으로 판단된다. 이와 대조적으로 모든 자료를 함께 사용하였을 경우에는 bare soil만이 나타나지 않고 다른 항목으로 구분되고 있기 때문에 상대적으로 사용자 정확도가 높게 나타난 것으로 판단된다.

Table 2. Final class by class user's accuracy. The case number can be referred from Table 1. Ini. and Reg. stand for the initialization and regularization steps, respectively.

Case No.	Sugar beets		Stubble		Bare soil		Potatoes		Carrots	
	Ini.	Reg.	Ini.	Reg.	Ini.	Reg.	Ini.	Reg.	Ini.	Reg.
1	95.82	96.88	89.76	92.56	81.25	85.61	86.58	88.40	86.02	86.96
2	98.83	96.70	87.01	86.73	57.58	57.55	72.78	75.07	86.83	89.62
3	67.80	68.74	44.62	44.13	35.33	38.26	76.87	77.42	39.27	40.00
4	68.04	70.45	58.38	59.05	41.41	43.88	84.07	87.35	29.70	30.37
5	70.32	69.31	69.75	68.36	28.01	28.85	59.98	59.15	52.00	52.81
6	89.47	89.28	75.39	77.47	51.49	51.44	87.27	87.19	80.35	84.36
7	96.06	95.48	93.73	93.62	62.98	65.22	85.67	88.78	89.73	90.16
8	96.67	95.70	93.79	94.08	61.75	63.49	81.16	83.58	90.86	90.91
9	96.75	97.25	92.69	93.95	65.54	65.96	76.09	80.29	91.00	92.66

4. 결론

고유의 분광 혹은 산란특성을 가진 센서로부터 얻게 되는 원격탐사 화상은 토지 피복에 대한 다양한 특성을 제공하기 때문에 함께 분석에 사용할 경우 단일 센서 자료에 비해 분류 정확도를 향상시킬 가능성이 높다. 이 연구에서는 다중 센서 화상의 퍼지 논리 융합을 통한 토지 피복 분류를 수행하였다. 퍼지 논리를 이용한 다중 센서의 융합 이외에 공간적 상관성을 분류과정에서 함께 고려하기 위해 relaxation labeling을 적용하였다. 제안 기법은 퍼지 이론의 다중 소속도를 고려하면서 반복적 연산을 수행함으로써 최종적인 토지 피복 결과 이외에 해석을 위한 부가적인 토지 피복 구분 능력을 얻을 수 있는 장점이 있다.

광학 센서 자료와 다중 주파수 SAR 자료를 대상으로 제안기법을 적용한 결과, 다중 센서 자료를 이용하였을 경우가 단일 센서를 이용한 분류 결과에 비해 향상된 분류 정확도를 나타내었다. 또한 분광 혹은 산란정보와 공간정보를 함께 고려함으로써 공간적으로 균일한 분류 결과와 향상된 분류 정확도를 얻을 수 있었다. 이는 다중 센서 자료의 사용과 공간정보의 결합이 토지 피복 분류에 효율적임을 시사한다. 특히 반복 연산에 따른 토지 피복 구분능력의 공간적 분포는 분류 결과에 대한 일종의 불확실성 분포를 나타내어 분류 결과의 평가 혹은 해석을 위한 부가적인 정보를 제공하게 된다.

퍼지 이론을 다중 센서 자료 융합에 적용할 때, 중요한 문제 중 하나는 효율적인 퍼지 결합 연산자의 선택이다. 이 연구에서는 다중 센서 자료의 융합에는 AND 연산자를, 공간자료의 융합에는 OR과 average 연산자를 사용하였다. 다중 센서 자료 융합에 단일 연산자를 사용한 것은 다중 센서 자료를 확장 벡터로 간주하고 융합한 결과로 간주할 수 있다. 이상훈(2003)의 연구에서는 개별적 분류 결과의 결정 수준에서의 융합이 확장 벡터 접근법에 의한 융합보다 효율적이라고 보고하였다.

이 연구에 사용한 AND 연산자는 자료의 사용에 엄격한 제한을 두기 때문에, 자료에 따라서 개별 센서에서 제공하는 정보의 질에 대한 상대적 고려가 힘든 경우가 발생할 수 있다. 이러한 경우 박노옥 외(2003)에서 제안한 다양한 연산자를 직/병렬적으로 사용하는 퍼지 추론 네트워크(fuzzy inference network)를 구성함으로써 해결할 수 있을 것으로 판단된다. 또한 공간정보의 융합에 average 연산자를 사용할 경우, 대부분 격자형의 규칙적인 공간적 분포 양상을 보이는 연구지역과 달리 선형 구조의 도로나 불규칙한 형태의 수계를 포함하는 지역의 경우 평활화의 효과가 크게 나타날 수 있다. 이러한 경우 average 연산자 대신 공간 필터를 적용함으로써 선형이나 불규칙한 구조를 보존하면서 공간정보를 결합할 수 있을 것으로 판단된다. 앞으로 다양한 사례연구를 통해 이러한 방향의 연구를 수행할 예정이다.

사 사

이 연구는 과학기술부 원격탐사기술개발사업과 공공원격탐사 지상센터의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다. 실험에 사용한 다중 센서 화상은 IEEE Geoscience and Remote Sensing Data Fusion Committee(grss-dfc-0006)로부터 제공받았으며 이에 감사드립니다.

참고문헌

- 구자용, 2002. 위성 영상 자료의 분석을 위한 영상 융합기법 연구, 한국GIS학회지, 10(2): 345-363.
- 김윤형, 이규성, 2000. 고해상도 다중분광영상 제작을 위한 합성방법의 비교, 대한원격탐사학회지, 16(1): 87-98.
- 박노옥, 지광훈, C.F. Chung, 권병두, 2003. 퍼지 이론을 이용한 GIS 기반 자료유도형 지질자

- 료 통합의 이론과 응용, *자원환경지질*, 36(3): 243-255.
- 이상훈, 2003. 퍼지 클래스 벡터를 이용하는 다중 센서 융합에 의한 무감독 영상분류, *대한 원격탐사학회지*, 19(4): 329-339.
- Benz, U. and E. Pottier, 2001. Object based analysis of polarimetric SAR data in alpha-entropy-anisotropy decomposition using fuzzy classification by eCognition, *Proc. of IGARSS 2001*, CD-ROM.
- Binaghi, E., P. Madella, M. G. Montesano, and A. Rampini, 1997. Fuzzy contextual classification of multisource remote sensing images, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(2): 326-340.
- Bloch, I., 1996. Information combination operators for data fusion: a comparative review with classification, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A*, 26(1): 52-67.
- Borotschnig, H., A. Pinz, and I. Bloch, 1998. Fuzzy relaxation labeling reconsidered, *Proc. of the 1998 IEEE World Congress on Computational Intelligence*, pp.1417-1423.
- Briem, G. J., J. A. Benediktsson, and J. R. Sveinsson, 2002. Multiple classifiers applied to multisource remote sensing data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(10): 2291-2299.
- Bruzzone, L., D. F. Prieto, and S. B. Serpico, 1999. A neural-statistical approach to multitemporal and multisource remote-sensing image classification, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3): 1350-1359.
- Geman, S. and D. Geman, 1984. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6(6): 721-741.
- Jackson, Q. and D. A. Landgrebe, 2002. Adaptive Bayesian contextual classification based on Markov random fields, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(11): 2454-2463.
- Landgrebe, D. A., 1980. The development of a spectral-spatial classifier for earth observation data, *Pattern Recognition*, 12(3): 165-175.
- Lee, J.-S., M. R. Grunes, and E. Pottier, 2001. Quantitative comparison of classification capability: fully polarimetric versus dual and single-polarization SAR, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(11): 2343-2351.
- Lee, T., J. A. Richards, and P. H. Swain, 1987. Probabilistic and evidential approaches for multi-source data analysis, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 25(3): 283-292.
- Le Hégarat-Masclé, S., I. Bloch, and D. Vidal-Madjar, 1997. Application of Dempster-Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4): 1018-1031.
- Park, N.-W., 2004. *Multi-source spatial data fusion with geostatistical uncertainty assessment: applications to landslide susceptibility analysis and land-cover classification*, Ph. D. Thesis, Seoul National University.
- Park, N.-W., K.-H. Chi, and B.-D. Kwon, 2003. Geostatistical integration of spectral and spatial information for land-cover mapping using remote sensing data, *Geosciences Journal*, 7(4): 335-341.
- Park, N.-W., W. M. Moon, K.-H. Chi, and B.-D. Kwon, 2002. Multi-sensor data fusion for supervised land-cover classification using Bayesian and geostatistical techniques,

- Geosciences Journal*, 6(3): 193-202.
- Rosenfeld, A., R. A. Hummel, and S. W. Zucker, 1976. Scene labeling by relaxation operations, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 6(6): 420-433.
- Silverman, B. W., 1986. *Density estimation for statistics and data analysis*, CRC Press.
- Solaiman, B., L. E. Pierce, and F. T. Ulaby, 1999. Multisensor data fusion using fuzzy concepts: application to land-cover classification using ERS-1/JERS-1 SAR composites, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3): 1316-1326.
- Solberg, A. H. S., T. Taxt, and A. K. Jain, 1996. A Markov random field model for classification of multisource satellite imagery, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(1): 100-113.
- Tso, B. C. K and P. M. Mother, 1999. Classification of multisource remote sensing imagery using a genetic algorithm and Markov random fields, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3): 1255-1260.
- Wald, L., 1999. Some terms of reference in data fusion, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3): 1190-1193.
- Zadeh, L. A., 1965. Fuzzy sets, *IEEE Information and Control*, 8(3): 338-353.
- Zimmermann, H. J., 1996. *Fuzzy set theory and its applications*, Kluwer Academic Publisher.