

다단계 계층군집 영상분류법을 이용한 토지 피복 분석

이 상 훈

경원대학교 산업공학과

Analysis of Land-cover Types Using Multistage Hierarchical Clustering Image Classification

Sang-Hoon Lee

Department of Industrial Engineering, Kyungwon University

Abstract : This study used the multistage hierarchical clustering image classification to analyze the satellite images for the land-cover types of an area in the Korean peninsula. The multistage algorithm consists of two stages. The first stage performs region-growing segmentation by employing a hierarchical clustering procedure with the restriction that pixels in a cluster must be spatially contiguous, and finally the whole image space is segmented into sub-regions where adjacent regions have different physical properties. Without spatial constraints for merging, the second stage clusters the segments resulting from the previous stage. The image classification of hierarchical clustering, which merges step-by step two small groups into one large one based on the hierarchical structure of digital imagery, generates a hierarchical tree of the relation between the classified regions. The experimental results show that the hierarchical tree has the detailed information on the hierarchical structure of land-use and more detailed spectral information is required for the correct analysis of land-cover types.

Key Words : Image Classification, Hierarchical Clustering, Satellite Imagery, Land-cover Types.

요약 : 본 연구는 한반도 위성 영상자료에 다단계 계층군집 영상분류법을 적용하여 관측지역의 피복특성을 분석한다. 다단계 계층군집 영상분류는 크게 두 단계로 이루어진다. 첫 번째 단계는 계층군집에 의해 공간적으로 근접하고 있는 이웃집단간의 결합을 하는 공간확장 영상분할 단계이고 두 번째 단계는 결합지역의 공간적 제약 없이 영상분할 단계에서 분할된 집단을 계층군집에 의해 적은 한정적인 수의 클래스로 분류하는 과정이다. 계층군집 영상분류는 수치영상의 계층구조에 근거하여 매 단계 두 개의 집단을 한 개의 집단으로 합병하므로 클래스 수에 따른 분류집단 간의 관계를 나타내는 계층나무를 구성할 수 있다. 실험결과는 계층군집 영상분류에 의해 구성된 계층나무는 토지사용간의 계층구조를 자세히 밝혀주고 토지 피복 특성의 정확한 분석에는 좀 더 자세한 분광정보가 필요함을 보여주고 있다.

1. 서론

인공위성 원격탐사 시스템을 통하여 수집되는 막대한 양의 수치영상(digital image)자료는 영상처리 과정(image processing)을 거쳐 지구환경의 변화를 감독 관리하고 지구자원과 관련된 사회적, 경제적 문제들의 연구에 이용되고 있으며, 또한 정치적 혹은 환경적 장애에 의해 접근이 불가능하거나 난이한 지역의 지형지물에 대해 지엽적이고 자세한 정보를 획득할 수 있다. 그러므로 한반도의 자원의 효과적 관리 및 국가정보활동을 위하여 위성수치영상자료에 대한 분석기술을 활용할 수 있다. 인공위성 원격탐사시스템을 통하여 수집되는 영상자료로부터 지표면의 분석을 위한 필요한 정확한 정보를 추출하기 위하여서는 영상처리기술이 필요하다. 지표면 분석을 위하여 가장 중요한 영상처리과정은 주어진 영상을 물리적 속성이 서로 다른 지역을 분할하여 그 속성에 따라 분할된 지역에 클래스를 지정하는 영상분류이다. 특히 영상분류(image classification)는 토지사용도 조사를 위하여 필수적인 과정이다.

다단계 계층군집(hierarchical clustering) 영상분류법(이상훈, 2001)은 무감독(unsupervised) 분석법으로 관측지역에 대한 사전 정보를 획득할 수 없는 접근이 불가능한 지역이나 시간적으로 변화가 많은 지역에 대해서 효과적으로 피복분석을 할 수 있고 각 분류된 클래스들의 분광적 특성에 대한 통계치를 추정하므로 관측지역에 존재하는 피복 특성에 대한 정량화된 자료구축을 가능하게 한다. 그리고 계층군집 영상분류는 계층구조에 근거하여 매 단계 두 개의 집단을 한 개의 집단으로 합병하므로 클래스 수에 따른 분류집단 간의 관계를 나타내는 계층나무(hierarchical tree)를 구성한다. 이러한 계층나무는 활용분야에 따라 적정 수준의 클래스 수를 가진 분석지역의 토지분류 형태를 선택할 수 있고 각 클래스 내의 토지사용 현황에 대한 좀 더 자세한 내역을 알 수 있게 한다.

본 연구는 경기도 용인·능평 지역에서 관측된 LANDSAT ETM+의 다중분광(multispectral) 영

상자료에 다단계 계층군집 영상분류법을 적용하여 관측지역의 피복특성을 분석하고 토지사용에 관한 효율적 분석을 위한 피복분류 계층나무의 예를 보여주고 있다. 그리고 서로 다른 시점에서 관측된 두 개의 KOMPSAT 1호 EOC 자료에 대해 구름으로 인하여 발생된 미관측 혹은 악성자료가 발생한 화소(pixel)의 값을 복원한 영상융합결과를 보여 주고 LANDSAT ETM+의 영상자료와 KOMPSAT 1호 EOC 범색 영상자료의 분류결과를 비교하였다. 본 논문의 제 2절은 본 연구에서 사용된 다단계 계층군집 영상분류법의 알고리즘을 간단히 기술하고 있고 제 3절에서는 한반도 영상자료에 대한 적용 결과를 보여주고 있고 제 4절은 결론을 서술하고 있다.

2. 다단계 계층군집 영상분류

원격탐사에서 수집된 지표면영상은 한정된 수의 클래스들로 분류된다. 각 클래스는 화소들의 집단으로 영상분석에서는 같은 클래스내의 화소들에 해당하는 지상지역은 동일한 물리적 특성을 가지고 있으며 서로 다른 클래스에 속한 지역들의 특성은 동일하지 않고, 클래스와 연계된 지역의 물리적 특성은 감지 시스템의 관측 값의 통계적 특성에 의해 대표되어 진다고 가정한다. 영상분류를 위하여서는 최대우도 분류법(Maximum Likelihood Classification)과 같이 관측지역의 클래스 수와 각 클래스의 관측 값의 통계적 특성에 대한 사전 지식이 필요한 감독기법을 일반적으로 사용한다. 클래스의 수가 알려져 있을 경우 클래스의 통계적 특성에 대한 사전정보는 훈련견본(training sample)을 사용하여 얻는다. 그러나 훈련과정을 통하여 클래스의 통계적 특성 값을 추정하기 위하여서는 대단히 많은 경비가 필요할 뿐 아니라 지상의 많은 지역은 정치적 혹은 지형적 이유 때문에 접근이 불가능하므로 많은 경우 정확한 훈련지역을 설정하는 것은 매우 어렵거나 불가능하다. 감독기법에 의한 영상분류에서는 분석지역내의

클래스의 수의 선택에 따라 분석결과에 상당한 차이가 있지만, 시간에 따라 지표면 현상이 변하므로 정확한 클래스의 수의 결정 또한 매우 어렵다. 그러므로 원격탐사자료의 영상분류를 위해서는 관측지역의 특성에 관한 사전정보 없이 지역적 특성과 관련된 통계적 특성 값의 추정을 포함하는 무감독 분석방법은 매우 중요하다.

영상분할(segmentation)/분류에 있어 고려되어야 할 가장 중요한 제약중의 하나는 수치영상이 계층구조를 갖고 있다는 것이다. 즉, 계층구조에서는 하위수준의 하나 이상의 작은 지역들은 상위수준의 하나의 더 큰 지역으로 합해지고 현재의 상위수준의 지역들은 다음 상위수준에서 다시 더 큰 지역으로 합해진다. 이러한 계층구조에 기반을 두고 유사/비유사 계수(similar/dissimilar coefficient)에 의해 두 지역의 합병을 수행하는 계층군집기법(Anderberg, 1973)은 무감독 분석을 위한 가장 적합한 방법이다. 그러나 원격탐사의 영상자료와 같이 방대한 요소를 포함하는 분석에서는 단계별로 두 개의 소집단을 하나의 집단으로 결합해 가는 일반적 계층군집기법은 계산/기억 상의 막대한 비용을 초래하므로 실질적으로 적절하지 못하다. 본 연구는 원격탐사 영상자료를 위하여 계산상 효율적인 공간확장(region growing) 영상분할을 통한 계층군집 분류법을 사용하고 있다.

계층군집 영상분류는 크게 두 단계로 이루어진다. 첫 번째 단계는 공간확장 영상분할 단계로 영상의 계층구조에 의해 공간적으로 근접하고 있는 이웃집단간의 결합을 통하여 최종적으로 전체영상의 공간 내에서 서로 이웃하고 있는 집단들의 물리적 특성이 서로 다르도록 영상을 분할하는 과정이다. 이 단계에서는 상호최근사 지역이웃쌍(MCRNP: Mutual Closest Regional Neighbor Pair)들 중에서 최선의 결합을 선택하는 계층군집 기법을 이용하고, 영상분할의 계산/기억 상의 효율성 증가를 위하여 다중창 작업(multi-window operation)을 사용한다. 두 번째 단계는 결합지역의 공간적 제약 없이 영상분할 단계에서 분할된 집단을 계층군집에 의해 적은 한정적인 수의 클래스로

분류하는 과정이다.

1) 비유사 계수

주어진 영상의 계층군집에서 h 번째 단계에서 전체영상이 m 개의 집단으로 분할되었다고 했을 때, $J_m = \{j_1, j_2, \dots, j_m\}$ 은 분할집단들의 색인집합이고 G_j^h 가 집단 j 에 속하는 화소들의 색인집합이라고 정의한다. 앞으로 임의의 단계 표시인 h 는 편의상 생략하고 분할집단들 중 집단 r 과 집단 s 가 결합하여 형성된 집단은 u 의 색인을 가진다. 즉,

$$G_r \cup G_s = G_u, (r, s) \in J_m \text{ and } u \in J_{m-1}.$$

본 연구에서는 r 과 집단 s 가 결합을 위한 비유사 계수는 각 집단의 공분산 행렬이 동일하다는 가정 아래 마하라노비스 거리(Mahalanobis distance)에 근거한 비유사 계수를 사용한다: x_k 가 k 번째 화소의 관측 값 벡터이고 n_j 가 집단 j 에 속한 총 화소 수이라면,

$$\lambda(r, s) = M_u - (M_r + M_s).$$

$$M_j = \sum_{k \in G_j} (x_k - \bar{x}_j)' \hat{\Sigma}_A^{-1} (x_k - \bar{x}_j) \text{ and } \bar{x}_j = \frac{1}{n_j} \sum_{k \in G_j} x_k \quad (1)$$

위의 식에서 공분산 행렬 $\hat{\Sigma}_A$ 는 3×3 크기의 창을 이용하여 전 영상의 관측 값으로부터 추정할 수 있다: I_n 은 n 개의 화소를 가진 전체영상의 화소의 색인집합이고 $W_i^{3 \times 3}$ 가 i 번째 화소를 중앙으로 하는 3×3 크기의 창에 속하는 화소들의 색인집합이라면,

$$\hat{\Sigma}_A = \frac{1}{n} \sum_{i \in I_n} \sum_{k \in W_i^{3 \times 3}} (x_k - \hat{\mu}_i)(x_k - \hat{\mu}_i)'$$

where $\hat{\mu}_i = \frac{1}{9} \sum_{k \in W_i^{3 \times 3}} x_k.$ (2)

2) 다중창 공간확장 영상분할

계층군집 기법은 계산/기억 상의 복잡도가 매우 높으므로 원격탐사자료처럼 방대한 크기의 영상분석에서 계층군집을 이용하기 위해서는 이러한 복잡도를 완화시켜야 한다. 그러므로 다중창 공간확장 영상분할 알고리즘은 계산/기억 상의 효율성을 증가시키기 위해서 영상분할에서 상호최근사 지역개념과 다중창 구조를 이용하고 있다.

공간확장 영상분할은 서로 이웃하고 집단간의

합병을 통하여 서로 이웃하고 집단들이 서로 상이한 특성을 가지도록 전체 분석영상을 여러 집단으로 분할하는 과정이다. 전체 영상이 m 개의 집단으로 분할된 임의의 단계에서 $R_j \subseteq J_m, j \in J_m$ 을 J_m 집단의 소집합(subset)으로 집단 j 의 이웃집단들의 색인집합이라고 하면 집단 j 의 CRN(최근사 지역 이웃)은 다음과 같이 정의된다:

$$CRN(r) = \operatorname{argmin}_{s \in R_r} \{ \lambda(r, s) \}. \quad (3)$$

그리고 집단 r 와 집단 s 가 다음과 같은 필요충분조건에 의해 MCRNP으로 정의된다:

$$r = CRN(s) \text{ and } s = CRN(r). \quad (4)$$

공간확장 접근법은 J_m 에 속한 집단과 그의 CRN의 모든 쌍들 중에서 최소 비유사 계수를 가지는 쌍을 합병한다. 최소 비유사 계수의 쌍은 MCRNP이어야 하므로 MCRNP들 중에서만 최선의 합병 쌍을 검색하면 된다.

서로 공간적으로 이웃하고 있는 집단의 쌍만을 결합하는 공간확장 영상분할의 계층군집에서는 각 단계에서 합병이 고려되는 쌍들은 MCRNP에 국한되므로 최선의 합병 쌍을 위한 검색대상의 수는 현저히 감소한다. 그러나 방대한 크기의 영상 분석에서 전체영상의 모든 화소를 개개의 집단으로 가정하여 화소 수와 일치하는 집단 수를 가지는 분할형태로 초기화하여 알고리즘을 수행한다면 이웃집단집합을 저장하기 위한 막대한 기억량이 필요하고 MCRNP 집합을 검색하기 위하여 여전히 많은 계산시간이 요구된다. 계산/기억 상의 복잡도를 완화시키기 위하여 본 연구는 피라미드(pyramid) 유사구조에 의한 경계폐쇄(boundary blocking)(Lee, 1990)의 다중창 전략을 채택하였다. 경계폐쇄 작업은 피라미드 구조의 최상층수준을 제외한 그 아래 수준에 있는 각 창에서 분할작업을 수행할 때 초기에 근접한 창들과의 경계지역에 위치해 있는 집단들을 합병폐쇄 전염집단으로 지정한다. 계층집단연결에서 합병을 수행해 나가는 과정에서 선택된 최선의 합병 쌍 중 하나의 집단이 전염집단이라면 다른 하나의 집단도 전염집단

이 되며 이러한 집단의 쌍은 합병이 되지 않는다. 경계폐쇄 영상분할에서는 중지규칙에 의해서나 혹은 MCRNP 집합의 모든 쌍들이 전염되었을 때 합병과정은 중지한다.

중지 규칙은 영이 아닌 사전확률(non-zero prior probability)과 베이즈의 로스(Bayes' loss)에 대한 궁극적 근사(asymptotic approximation)에 의해 구해지는 SIC(Schwarz Information Criterion) (Schwartz, 1978)를 이용하였다: m_p 는 m 개의 집단에 대해 추정되어야 독립 모수(parameter)의 수라면

$$SIC = -\log_e(\text{maximum likelihood}) + 0.5m_p \log_e n. \quad (5)$$

SIC는 표본 수가 적은 분석에 대해서 그의 궁극적 특성 때문에 적절한 모형선택에 실패할 수 있으나 일반적으로 많은 화소 수를 가지는 영상의 분석에서는 적절한 클래스집단의 모형을 선택하기 위해서는 적합한 접근법이다. 계층군집 영상분할에서 두 개의 작은 집단이 하나의 큰 집단으로 합병되기 위해서는 합병에 의한 로그우도(log-likelihood)의 증가가 $0.5 \log_e n$ 에 합병 전과 후의 독립모수의 차이를 곱한 값보다 적어야 한다. 그러므로 가산 가우시안(additive Gaussian) 영상모형과 모든 집단의 동일 공분산 행렬의 가정아래 (1)의 비유사 계수는 합병 전과 후의 로그우도 차이에 해당하고 합병에 의하여 갱신되는 모수는 각 밴드별 평균값이므로 k 개의 밴드를 가진 영상자료에 대한 SIC 중지규칙은 다음과 같다:

$$\lambda(r, s) > 0.5k \log_e n. \quad (6)$$

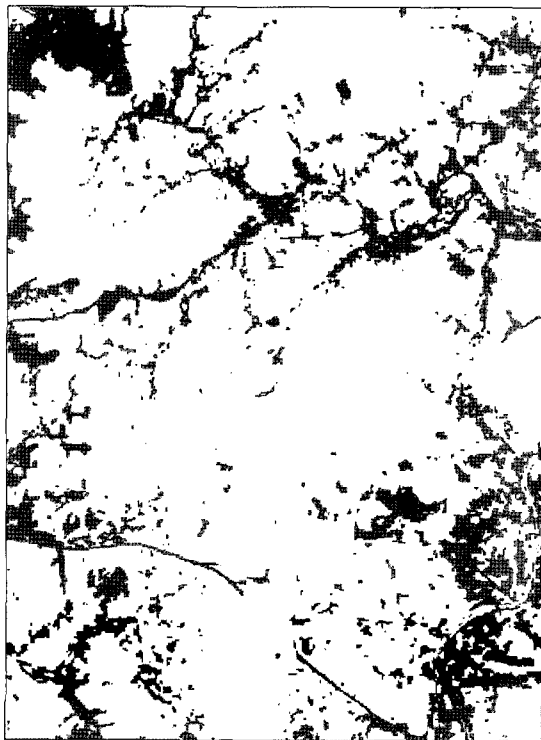
영상분할 단계에서 서로 이웃하고 있는 집단들이 서로 다른 특성을 가지도록 분할된 집단들을 영상분류 단계에서는 공간적 제약 없이 모든 집단 간 결합을 고려하는 계층군집에 의해 한정적인 수의 클래스 집단들로 분류된다. 그리고 계층군집 영상분류는 계층구조에 근거하여 매 단계 두 개의 집단을 한 개의 집단으로 합병하므로 클래스 수에 따른 분류집단 간의 관계를 나타내는 계층나무를 구성할 수 있다. 무감독 분석에 있어 상대적으로 적은 적정 수의 클래스를 가진 최선의 분류형태를

자동으로 결정하기 위한중지규칙을 발견하는 것은 매우 어렵다. 그러므로 계층군집 영상분류의 결과로 생성되는 가능한 최대 클래스 수를 최하위 수준으로 하고 최소 클래스 수를 최상위 수준으로 하는 분류도의 계층나무를 이용하여 생성된 분류 결과를 활용할 사용자의 분석에 의해 최선의 분류 형태를 결정하는 것이 무감독 분석을 위한 가장 실제적인 방법이다.

3. 한반도 영상자료에 대한 적용

본 연구에서는 한반도 지형의 속성인식 및 피복도 작성에 대한 실험을 위하여 2000년 9월 4일 경기도 용인·능평지역(지상 좌표: 127:07:30, 37:22:30, 127:15:00, 37:15:00)으로부터 관측된 LANDSAT 위성 영상자료를 사용하였다. LANDSAT ETM+ 영상자료는 30m 공간 해상도

를 가지고 7개의 분광파장대(spectrum wavelength)에서 수집되나 ETM+ 시스템은 7번째 밴드의 MID IR영역에 대해서는 2개의 다른 방식에 의해 수치화된 2개의 영상을 가지므로 7개 밴드의 영상 대신 8개 밴드의 영상자료를 공급한다. 그러나 토지지형 속성인식 및 피복의 추출을 위하여서는 일반적으로 Green(band2), Red(band3), NIR(band4)의 3개의 밴드를 사용하는 것이 가장 효과적이라는 것은 많은 실험을 통하여 널리 알려진 사실이다. 본 연구에서도 Green, Red, NIR의 3개의 밴드 자료에 다단계 계층군집 영상분류 영상분류법을 적용하여 관측지역에 대한 토지사용에 관한 분석을 실시하였다. Figs. 1 - 3은 3개, 6개, 9개의 클래스로 분류하였을 때 토지피복 분류도, 각 클래스별 분광특성도 및 면적분포를 보여주고 있다. 그리고 Fig. 4는 분석영상 내의 클래스 수를 단계적으로 변화 시킬 때 각 단계 별 클래스의 형태의 변화를 계층적으로 보여 주는 분류 집단의 계층나



토지사용도	면적
산림지역	56.6%
도시지역	
농경지 및 기타(잔디필드, 묘지)	24.3%

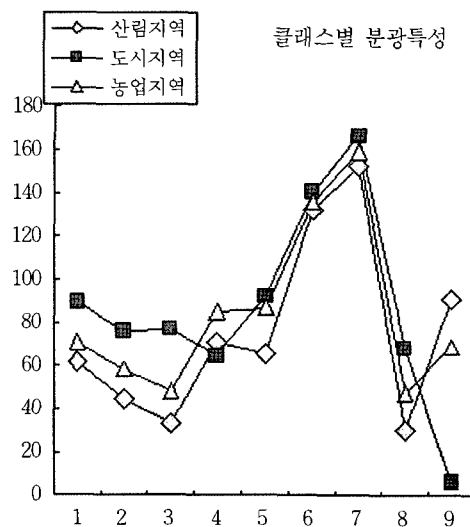


Fig. 1. Class map and spectral characteristics of 3 land-cover types of Yong-In and Nueng-Pyung area.



토지사용도	면적
산림지역1(음지, 수계)	
산림지역2	39.6%
도시지역1	
도시지역2(운동장, 건물)	
농경지	7.3%
기타지역(잔디필드, 묘지)	17.0%

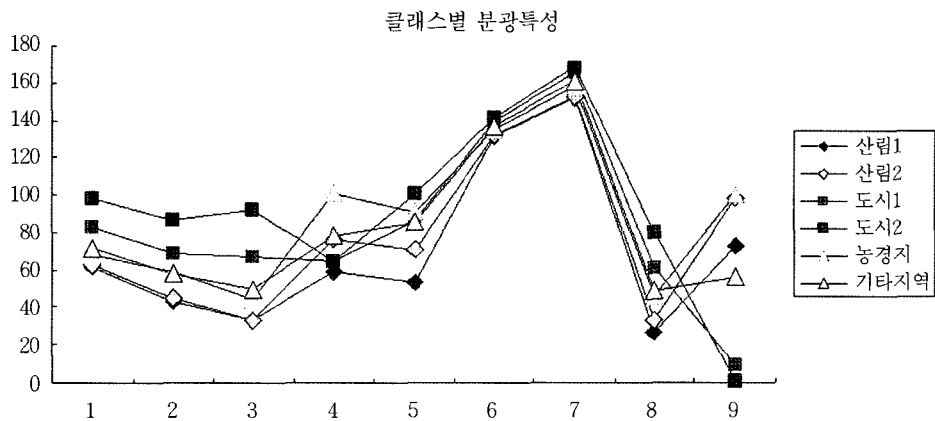


Fig. 2. Class map and spectral characteristics of 6 land-cover types of Yong-In and Nueng-Pyung area.

무를 보여주고 있다. 비록 3개의 밴드만을 분류를 위하여 사용하였지만 분광특성은 8개의 밴드에 대해 모두 구했다. Figs. 1 - 3의 분광특성도에서 x축의 번호는 밴드 번호를 의미하는 데 이들 Figs.에서 6과 7은 실제의 LANDSAT ETM+의 7번째 MID IR의 2개의 값에 해당하고 8번에 나타나는

값은 실제의 LANDSAT ETM+의 6번째 값인 Far IR에 해당한다. 그리고 9번의 값은 다음에 설명될 NDVI(Normal Difference Vegetation Index)의 8비트 변환 값이다.

다중분광 자료의 식생 연구에 있어 외부적 요소에 의한 변이를 최소화하기 위해 관측치를 여러



토지사용도	면적
수계	
산림지역1(음지)	
산림지역2	27.7%
산림지역3	12.0%
도시지역1	11.5%
도시지역2(운동장)	7.3%
도시지역3(건물)	0.3%
농경지	7.3%
기타지역(잔디필드, 묘지)	17.0%

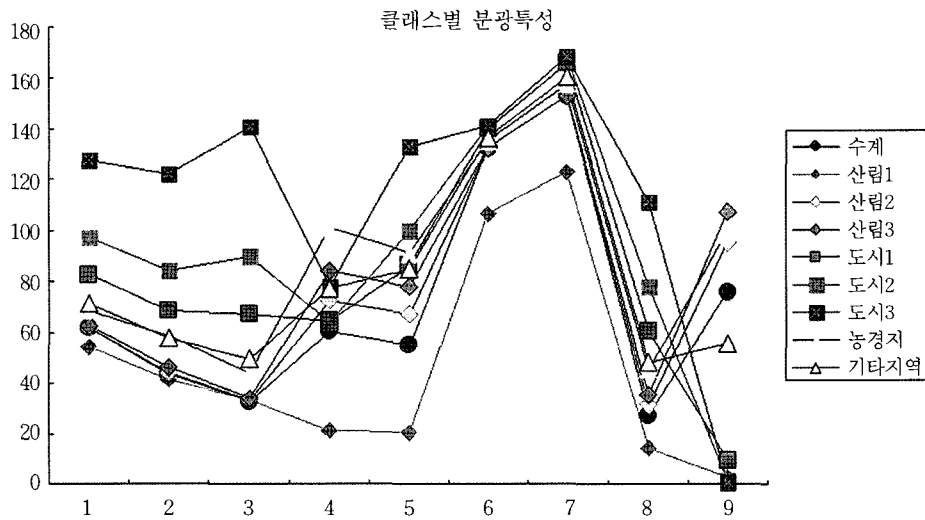


Fig. 3. Class map and spectral characteristics of 9 land-cover types of Yong-In and Nueng-Pyung area.

형태의 식생지수로 변환하여 사용한다. 가장보편적인 식생지수는 NDVI(Tucker, 1979)으로서 다음과 같이 정의된다:

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} = \frac{band4 - band3}{band4 + band3} \quad (7)$$

Fig. 5는 경기 용인·능평지역의 2000년 9월 20일 관측된 LANDSAT ETM+ 측정치로부터 계산

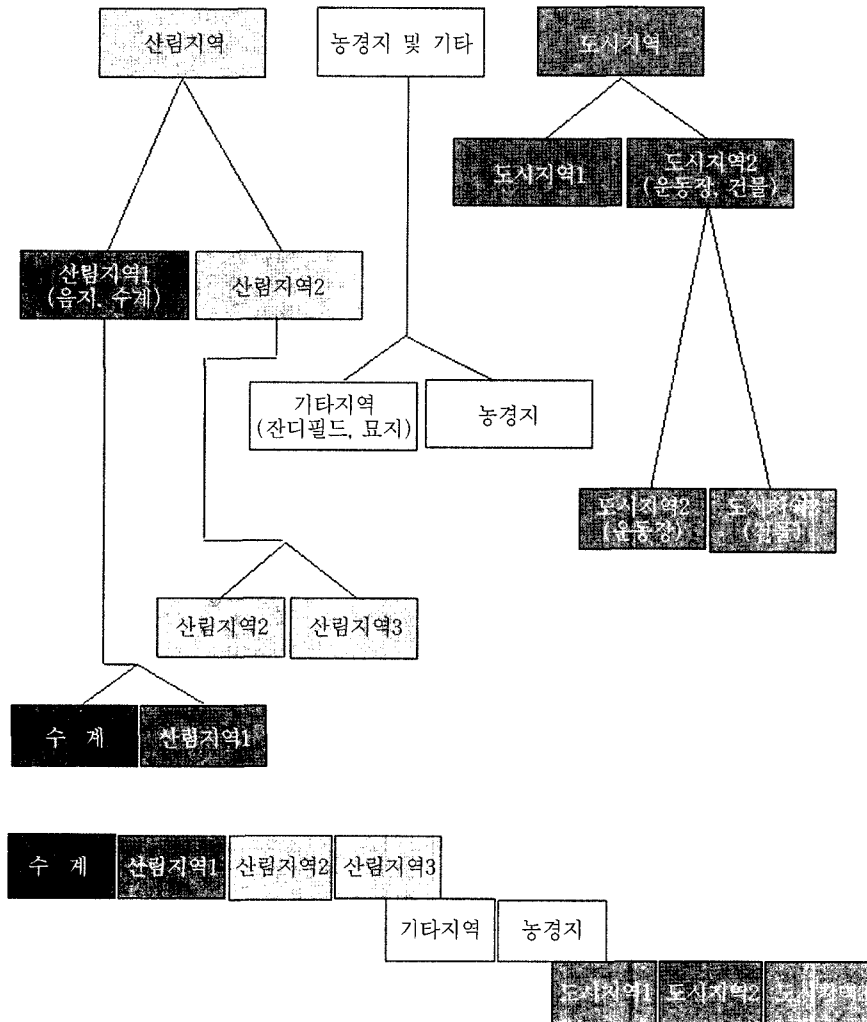


Fig. 4. Hierarchical tree of classified regions.

된 NDVI 영상과 그 영상에 대한 3클래스 분류결과를 보여주고 있다. 원래의 NDVI값은 -1과 1사이의 값이나 0이하의 값은 토지피복 분석에는 의미가 없으므로 실제로는 0과 1사이의 값을 8비트 자료 변환하여 Psuedo 칼라 시스템을 이용하여 회색조(gray-scale) 영상화하였다.

다음에는 경기도 용인·능평 지역에 대해서 2000년 3월의 1일과 8일 일주일 간격으로 관측된 두 개의 KOMPSAT-1 EOC 범색 영상을 이용하여 앞에 분석한 지역과 동일한 지역에 대해 실험

을 수행하였다. Fig. 6에 보여진 EOC 관측영상은 부분적으로 구름의 장애에 의해 미관측 지역을 갖고 있다. 본 연구에서는 이러한 미관측지역의 값을 복원하기 위해 두 영상의 융합을 다음과 같이 수행하였다. 주어진 EOC자료에서는 관측 장애에 의해 발생하는 악성자료가 높은 값으로 기록되는데 가정아래 *Cloud*를 구름에 의해 발생하는 미관측 값의 최소 값이고 *Fog*를 구름 주위의 얇은 구름이나 안개현상으로 관측되어지는 악성 관측값의 최소값이라 한다. 그러면 어느 화소의 값이 두

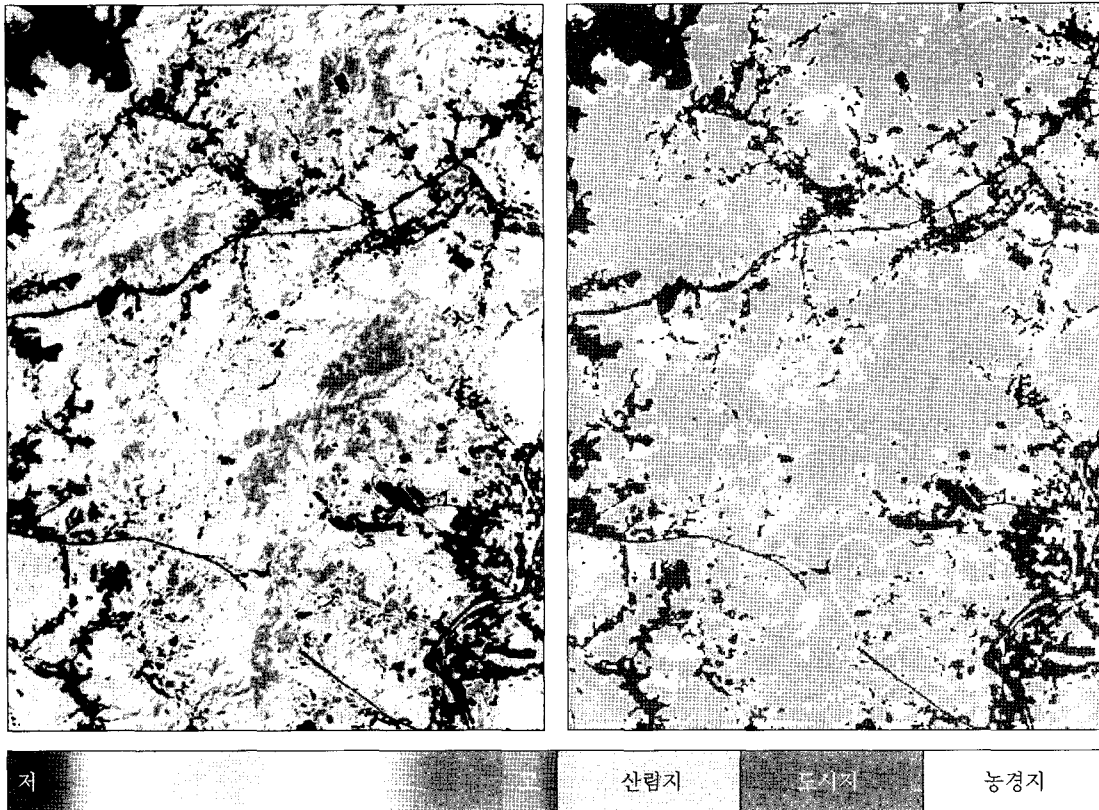


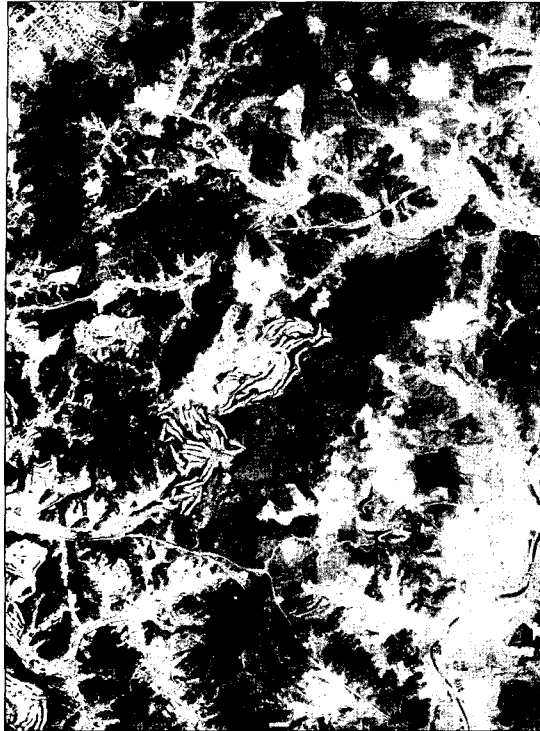
Fig. 5. NDVI image(left) and 3-class map(right) generated from the LANDSAT ETM+ data of Yong-In and Nueng-Pyung area.

개의 영상 중 어느 한 영상에서만 *Cloud*보다 크다면 그 화소를 중심으로 한 일정한 주어진 크기의 창안에 있는 *Fog*보다 큰 값을 가지고 있는 영상의 화소의 값을 다른 영상의 값으로 대체하거나 혹은 융합된 값으로 대체한다. EOC_{1j} 과 EOC_{2j} 를 각각 EOC 영상의 j 번째 화소의 값이고, $EOC_{1j} > Cloud$ 라 한다면 주어진 창의 화소색인집합이 W_j 이면 모든 j 에 대해서 다음 작업을 수행한다.

for , $\forall k \in W_j$,
 if $EOC_{1k} > Fog$ and $EOC_{2k} > Fog$,
 $EOC_{1k} = (EOC_{1k} + EOC_{2k}) / 2$
 elseif $EOC_{1k} > Fog$ and $EOC_{2k} \leq Fog$,
 $EOC_{1k} = EOC_{2k}$

$EOC_{2j} > Cloud$ 인 경우도 같은 작업을 수행한다. 위의 실험에 사용된 영상들 관측 시간차가 작기 때문에 두 시점에서의 토지 피복 특성이 다르지

않다는 가정아래 위의 방법을 적용할 수 있다. EOC 영상들에 적용한 결과가 Fig. 6에 보여지듯이 서로의 다른 시간대에 관측한 영상들 간에 미관측이 발생하는 지역이 서로 다를 때 위의 방법은 매우 효과적이다. 두 개의 영상을 2개의 밴드를 가진 영상으로 가정하고 공간확장 영상분할을 이용하는 영상 분류법을 적용한 3-클래스 분류 결과가 Fig. 7에 보여진다. Figs. 1, 5, 7에서 보여지는 3-클래스 분류 결과를 보면 NDVI 자료를 사용하였을 경우는 산림지역과(잔디필드와 묘지 등을 포함한) 농경지의 구별에 취약했고 EOC 의 경우는 고해상도로 인한 시각적 해석에 대해 장점을 갖고 있으나 분광수치에 의한 통계적 분석을 통한 피복 분류에는 다중분광의 저해상도 자료를 사용하는 경우보다 정확하지 않음을 보여주고 있다. 이러한 결과는 수치지도로부터 생성한 산림지와 비산림



(Observed date: March 1, 2000)



(Observed date: March 8, 2000)



Fig. 6. KOMPSAT-1 EOC images(upper) of Yong-In and Nueng-Pyung area and their restored images(lower) by multitemporal fusion.

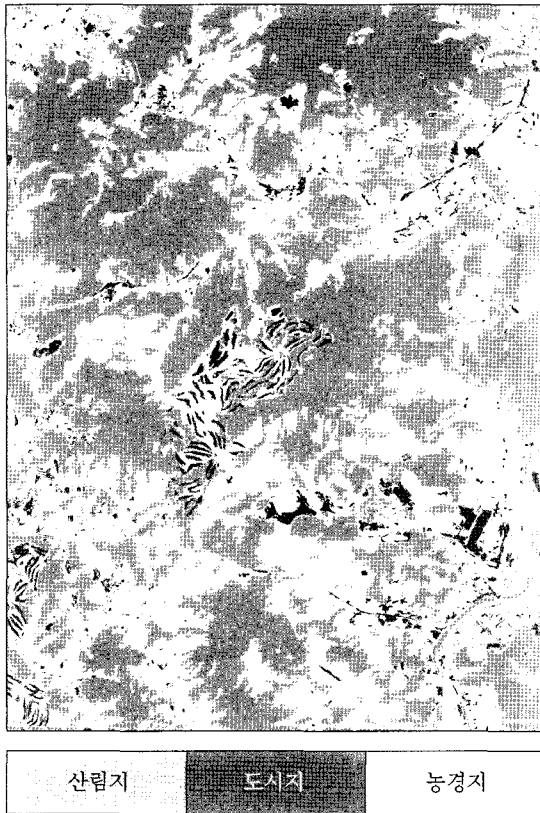


Fig. 7. 3-class map using the restored images in Fig. 6.

지의 2-클래스 분류도와 비교한 결과를 갖고 있는 Fig. 8에서도 보여주고 있다. Fig. 8의 수치지도에 의한 분류도에서 흰색 줄이 그어진 부분은 산림지를 나타내고 검은 부분은 비 산림지를 나타낸다. 그리고 영상자료를 사용한 분류결과에서는 회색 부분과 검은 바탕에 흰줄이 간 부분은 수치지도의 분류도와 일치하지 않은 부분이다. 앞의 실험결과를 볼 때 토지 피복 분류를 위하여서는 ETM+의 3개 밴드(Green, Red, NIR)를 사용하는 것이 효과적임을 알 수 있다.

4. 결 론

본 연구는 공간확장 영상분할을 통한 다단계 계층군집 분류기법을 사용하여 한반도에서 관측

된 위성영상 자료를 사용하여 토지 피복 분류를 수행하였다. 다단계 계층군집 분류기법은 상호최근사 지역이웃쌍을 이용하여 최선의 합병을 선택하기 위한 검색범위를 축소하였고 다중창 구조를 이용하여 계층군집에서 초기 합병대상 수를 감소시킴으로써 알고리즘의 효율성을 크게 증가시켜 방대한 원격탐사 영상자료의 분류를 위하여 계산/기억 상의 복잡성을 요구하는 계층군집 기법을 통한 무감독 분석을 실제적으로 적용할 수 있게 하였고 성공적인 결과를 산출하는 것을 본 연구의 한반도 영상자료에 대한 실험은 보여주고 있다. 특히 계층구조에 의해 두 집단간의 합병을 수행하는 계층군집 분류과정으로부터 분석영상에 존재하는 클래스의 수에 따른 분류집단간의 연결 관계를 보여주는 계층나무를 구성할 수 있다. 이러한 계층나무는 각 클래스내의 토지사용내역을 자세히 밝혀주고 그리고 무감독 분석에서 가장 어려운 문제인 분석영상의 클래스 수의 선택하는 문제에 있어 피복 분류도의 사용자의 활용 용도에 따라 적정 수의 클래스 수를 가진 분류도를 임의로 선택할 수 있게 한다.

LANDSAT ETM+와 KOMPSAT-1 EOC 영상으로부터 생성된 2-클래스 분류결과를 수치지도를 이용하여 만든 산림과 비산림 지역을 구분한 분류도와 비교한 결과를 볼 때 많은 부분 영상과 수치지도 사이의 기하적인 좌표의 불일치에 의한 문제점이 있음을 알 수 있다. 이러한 점을 감안 하더라도 EOC영상은 직접적인 영상에 대한 해석에 있어 높은 해상도에 의해서 이점을 가지고 있을 수 있지만 토지 피복의 분석을 위해서는 다중분광자료가 더욱 효과적이라는 것을 알 수 있다. 그러므로 위성영상 자료를 사용한 지표면 피복 특성의 분석에 있어 고 분광해상도의 활용이 중요하다.

사 사

본 연구는 경원대학교 학술연구비 지원사업과 과학기술부 국제 공동 연구사업에 의해 진행되었

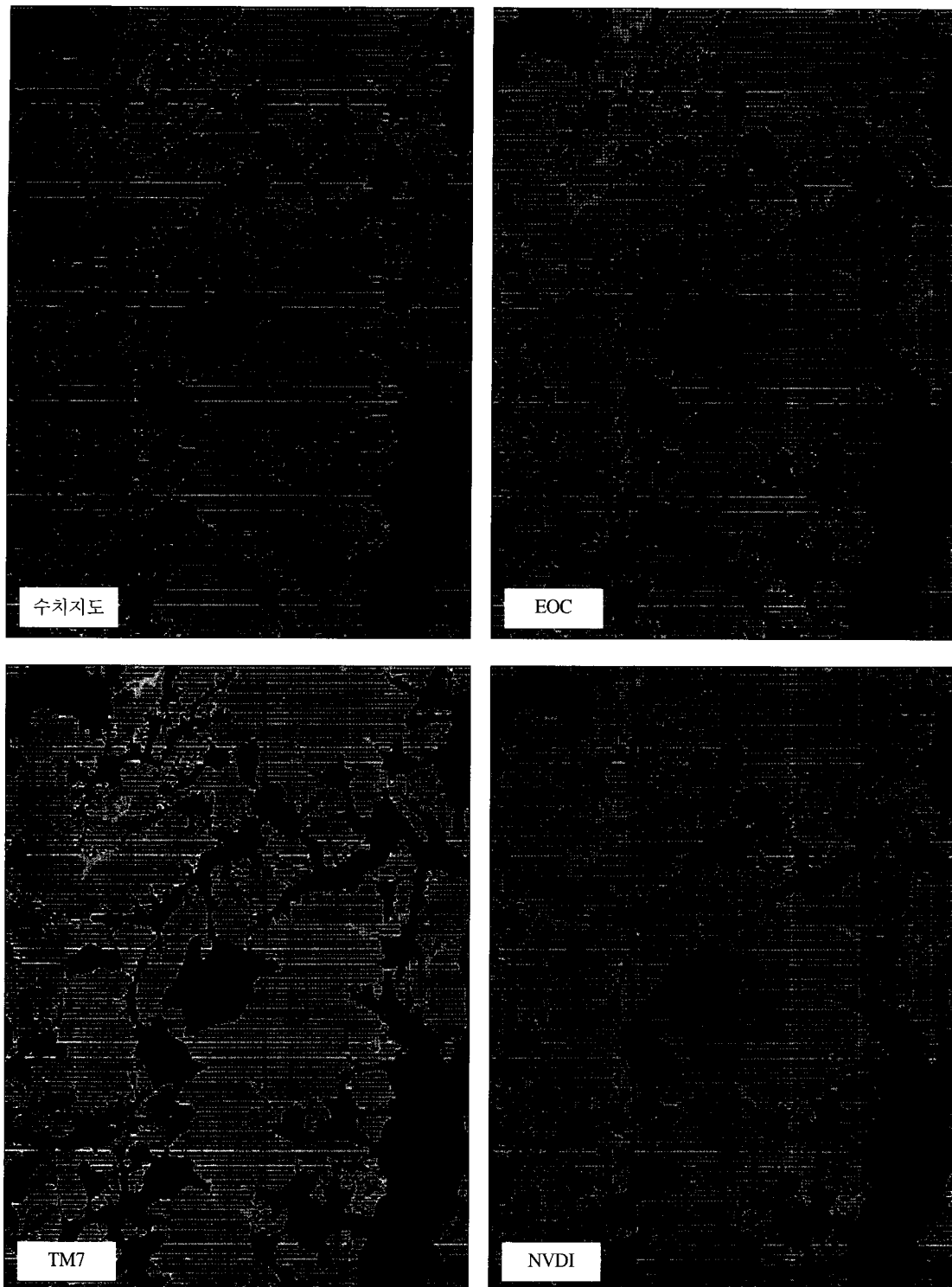


Fig. 8. Class map for 2 land-cover types of forest and non-fores generated from the digital map and comparison between 2-class map generated from the data of ETM+, NDVI and EOC.

으며 연구에 필요한 LANDSAT ETM+ 자료와 KOMPSAT-1 EOC자료를 제공해 준 국민대학교 삼림과학대학 원격탐사실에 감사드립니다.

참고문헌

- 이상훈, 2001. 공간지역확장과 계층집단연결기법을 이용한 무감독 영상분류, 대한원격탐사학회지, 17(1): 57-70.
- Anderberg, M. R., 1973. *Cluster Analysis for Application*, Academic Press, NY.
- Lee, S, 1990. An unsupervised hierarchical clustering image segmentation and an adaptive image reconstruction system for remote sensing, *Ph.D. Thesis*, The University of Texas at Austin.
- Schwartz, G., 1978. Estimation of the dimension of a model, *Annal. Math. Statist.*, 6: 461-464.
- Tucker, C. J., 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation, *Remote Sensing of the Environment*, 8: 127-150.