

위성영상 분류기법에 관한 연구

전영준* · 김진일*

1. 서 론

원격탐사는 주로 항공기나 인공위성에 탑재된 분광감지기를 이용하여 지표면의 대상물에서 반사 또는 복사되는 전자파를 측정하여 분석함으로써 대상물이나 현상에 대한 해석 및 감시를 하는 기술을 말한다. 인공위성 원격탐사 자료의 획득은 전적으로 관측 센서에 입사하는 전자기파의 세기에 의존한다. 센서에 지표면의 물체에 반사된 태양 광선이 입사함으로써 그 빛의 세기가 영상 자료의 형태로 저장되어진다. 일반적으로 모든 물질은 전자기파 중 특정한 파장의 전자를 흡수하거나 반사하는 고유한 특징을 가지는데, 이러한 성질을 그 물체의 분광 특성이라고 한다. 이 분광 특성에 의해 표적물로부터 반사되거나 복사되는 에너지의 세기는 물체의 특성에 따라 달라지며, 같은 대상물이라도 파장대에 따라 반사 또는 복사되는 에너지의 비율이 달라지기 때문에 물체의 판별이 가능하게 된다. 원격탐사에서는 지상 물체에 대한 다양한 정보를 얻어내기 위하여 여러 가지 파장대에서 획득한 영상 자료를 사용한다. 인공위성으로부터 얻어진 원격탐사 영상은 다양한 보정 작업을 거친 후 분류를 위한 자료로 사용되어진다. 인공위성으로부터 얻어진 화상으로부터 지표면의 특

징을 분류하여 피복도를 작성하는 것은 원격탐사 분야에서 중요하게 다루어지는 분야이다[1,2]. 특히 최근 위성 탐사에 대한 연구는 IKONOS 위성 과 같이 1m×1m의 공간 해상도를 가지는 고해상도 위성영상이 획득되고, 200채널을 가지는 하이퍼스펙트럴 위성 영상도 획득됨에 따라 더욱 다양하게 이루어지고 있다[3-5]. 위성영상의 분류 정보는 토지의 체계적인 활용, 환경오염의 감시 및 통제, 지도제작 등에 요구되는 복잡하고, 다양한 정보를 신속하고 정확하게 해석하는데 있어서 매우 중요하게 활용되고 있다. 위성영상의 분류는 영상을 구성하는 각각의 화소들 중 비슷한 분광 특성을 갖는 것끼리 집단화시켜주는 방법으로서 일반적으로 이와 같이 구성된 각각의 집단을 클래스(class), 분류항목이라고 한다. 이것은 영상으로부터 관심 대상인 정보를 추출하기 위해 수행되는 것으로 주로 논, 밭, 나대지 등의 토지피복, 표면온도, 대기상태 등의 환경상태 등 광범위한 지역을 몇 가지 종류 또는 몇 단계로 분류할 수 있는 정보를 추출하는데 사용된다. 영상의 각 화소는 작업자가 지정한 일정한 기준에 따라 하나의 클래스 또는 값을 갖게 된다. 위성영상분류를 위한 기법에는 평행육면체 기법(Parallelepiped classification), 최소거리 기법(Minimum distance classification), MLC(Maximum likelihood classification), 퍼지 분류기법 등의 감독분류 기법과 순

* 동의대학교 컴퓨터공학과

차군집분류 기법, K-Means 군집분류 기법, ISODATA 기법, 퍼지 C-Means 군집분류 기법 등의 무감독 분류기법이 있다. 위성영상 분류의 연구는 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[6,7]가 있으며, 신경망 이론의 위성이미지 분류에의 적용에 대한 연구[8-10]가 다양하게 이루어지고 있다. 원격탐사에 주로 사용되는 위성으로는 미국의 Landsat과 프랑스의 SPOT이 대표적이며, 이 밖에 유럽의 ERS-1, 일본의 JERS, 캐나다의 RADARSAT, 인도의 IRS-1C 등이 많이 사용되고 있고, 기상위성인 미국의 NOAA, 해양 관측 위성인 Seasat, 중력 측정 위성인 Topex 등도 많은 활동을 하고 있다. 또한 IKONOS-1, Orbview-3, QuickBird 등의 상업용 고해상도 위성과 우리나라의 아리랑1호 등이 있다. 본 연구에서는 Landsat TM과 IKONOS 위성의 영상을 이용한 분류 결과를 보여준다. 세계 최초의 지구자원관측위성은 1972년 미국에 의해 발사된 ERTS-1(지금의 LANDSAT-1) 이었고, 이는 우수한 관측능력을 발휘하여 인공위성에 의한 원격탐사를 비약적으로 발전하게 한 계기가 되었다. 현재 LANDSAT 위성은 다중분광주사계(MultiSpectral Scanner : MSS)와 Thematic Mapper(TM)의 두 종류의 센서를 탑재하고 있으며, 주로 육지의 자원탐사, 주제도 제작을 위해 널리 이용되며, TM자료는 열적외선(Thermal Infrared)밴드를 포함하고 있어, 연안지역의 환경감시에도 유용하다. 현재 5호와 7호가 작동 중에 있다. LANDSAT-4~7호까지의 제원은 고도가 705km, 관측주기가 16일, 관측폭이 185km×185km이다. Landsat 위성 센서의 관측 밴드의 특징은 그림 1과 같다.

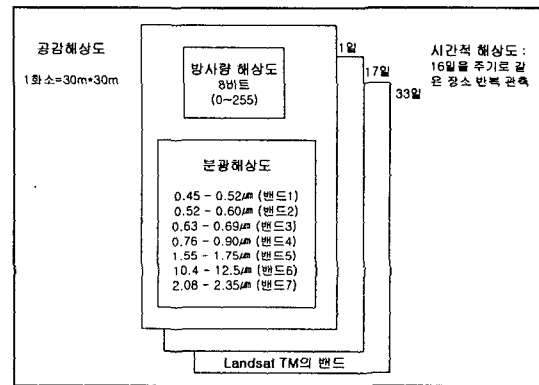


그림 1. Landsat TM의 위성영상과 4가지 해상도

IKONOS 위성은 1999년 9월 24일 미국 Space Imaging사에서 발사에 성공한 세계 최초의 상업용 1m 급 고해상도 위성으로서 현재 전 세계는 물론 한반도지역의 영상을 송신하고 있다. 특히 해상도의 한계로 대축척 지도제작이 불가능했던 위성영상 지도제작 분야의 비약적인 발전과 응용이 확대되고 있다. 현재 상용화되어 있는 것 중 세계최고해상도인 이 위성영상은 전정색 영상이며, 공간해상도가 1m 이다. 또한 4m의 다중분광 영상도 획득이 가능하다. IKONOS 위성영상과 관측제원은 그림 2와 같다.

그림 3은 무감독분류 기법에 대한 시스템을 디자인 패턴을 적용하여 설계하고 구현한 것이다. 이후로 소개되는 무감독 분류의 결과 영상은 본 시스템에 의하여 분류한 것이다.



전정색 밴드	해상도	1m(관측각 26°이내)
	주사폭(swath)	11km(수직방향)
	밴드 (단위 : 마이크로미터)	0.45 ~ 0.90microns
다중 분광	해상도	4m(관측각 26°이내)
	주사폭(swath)	11km(수직방향)
	밴드 (단위 : 마이크로미터)	#1: Blue 0.45 - 0.52 #2: Green 0.52 0.60 #3: Red 0.63 - 0.69 #4: Near IR 0.76 - 0.90 (same as Landsat 4&5 TM Bands #1-4)

그림 2. IKONOS 위성영상과 관측 제한

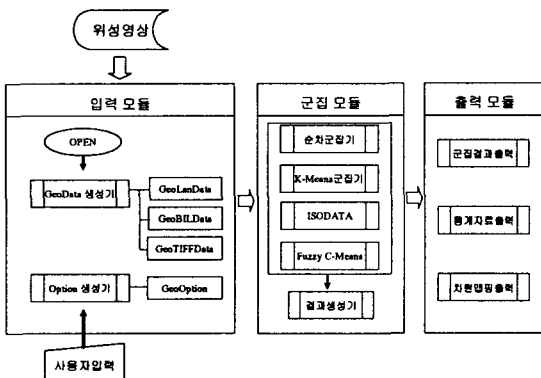


그림 3. 무감독분류 시스템

그림 4는 시스템의 확장과 재사용이 용이하고, 다양한 알고리즘의 적용을 통한 분류가 가능한 감독분류 시스템 구현한 것이다. 이후로 소개될 감독분류의 분류결과 영상은 본 시스템에 의하여 분류를 수행한 결과이다.

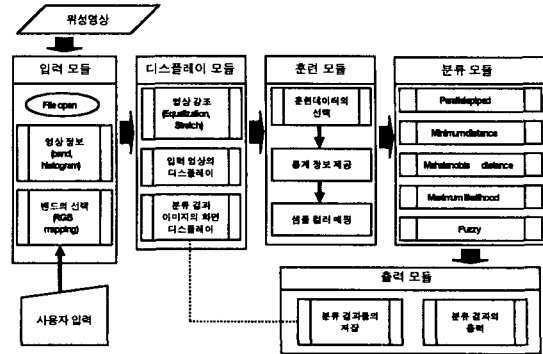


그림 4. 감독분류 시스템

2. 무감독 분류 기법

무감독분류 기법은 표본집단과 같은 사전정보 없이 영상을 구성하는 화소값의 공간적, 분광적 특성만을 이용하여 분류 작업을 수행하는 기법이다. 이 방법은 순수한 통계 처리의 기법에 의해 수행된다는 점에서 군집화(Clustering)라고 불리우며, 분류할 군집의 개수와 각 분광 군집 사이의 한계 거리만을 지정해 줌으로써 작업이 가능하다. 이와 같은 무감독분류 기법에는 순차군집분류 기법, K-Means군집분류 기법, ISODATA 기법, RGB 군집분류, 통계적 군집분류 등이 있다.

순차군집분류 기법은 화소를 한 개씩 순차적으로 검사하는 방법이다. 각 분석된 화소와 이미 계산된 군집중심 사이의 분광 거리를 계산하여 각 화소를 새로운 군집중심의 형성에 사용되거나, 이미 존재하는 군집에 분배한다. 사용자의 요구 군집보다 많은 수의 군집이 생성되었을 경우 군집들의 병합이 일어나며 모든 화소를 단일 검색으로 군집기법이 종료하기 때문에 아주 빠른 수행을 한다. 순차군집분류 기법은 전체 화소를 왼쪽 상위에서 시작하여 오른쪽 하위 방향으로 순차적으로 분석한다. 순차군집분류 기법은 적은 설정과 준비단계를 가지고, 단지 몇 개의 입력변수만을 입력함으로써 군집이 실행 가능하다. 단점으로는

순차 군집기법은 순차적으로 화소들을 분석하기 때문에 인접화소와의 관계를 파악하기가 힘들고, 사용자의 입력 입력변수의 개수에 대한 사전 지식이 필요하다.

K-Means군집분류 기법은 영상을 통해 얻고자 하는 군집의 개수를 사용자가 지정하도록 되어 있고, 사용자가 지정한 개수만큼의 군집 중심을 다차원 측정공간상에 위치시킨다. 영상의 각 화소들은 군집들의 임시 평균벡터들 중에서 가장 가까운 군집에 할당된다. 모든 화소들이 이러한 방법으로 분류된 후, 군집은 새로운 군집중심이 계산된다. 이렇게 수정된 군집중심은 영상 재분류의 근거로 사용된다. 군집중심의 위치가 더 이상 변하지 않을 때까지 알고리즘의 반복이 지속된다. K-Means군집분류 기법은 영상을 반복적으로 분석하기 때문에 매우 많은 계산량이 요구된다. 그래서 이 기법은 전체 영상보다 부분영상에 적용되곤 한다. K-Means 군집기법의 장점은 반복계산이기 때문에 어느 한 군집에 편위되지 않으며, 원격탐사 영상자료 고유의 분광 군집을 찾는 데 높은 성공률을 보인다. 반복계산 횟수가 늘어날수록 정확도가 증가한다. Signature를 생성하는데 최단거리분류법을 이용한 것과 유사한 결과를 주므로 감독분류하기 이전에 참조자료를 만드는데 유용하게 이용된다. 단점은 반복계산이므로 반복횟수가 늘어날수록 계산시간이 많이 소모된다. 군집간

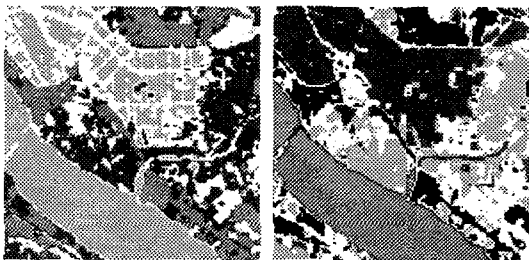


그림 5. Landsat TM 위성의 순차군집분류(좌)와 K-Means군집분류(우) 결과

의 임계값 때문에 비슷한 속성을 가진 군집 경계 지역의 화소들을 다른 군집으로 분류해 버릴 가능성이 있다.

ISODATA 기법은 매 반복 단계마다 표본의 평균을 군집의 중심으로 정한다는 점에서 K-Means군집분류 기법과 원리상으로 유사하지만, 부가적인 군집의 분리와 병합을 한다는 점에서 K-Means군집분류 기법과 다르다. ISODATA 기법은 매 반복 단계마다 표본의 평균을 군집의 중심으로 정하며, 군집의 삭제, 분리, 병합을 통해 자기 조직화가 가능하며, 고정된 수의 cluster 들을 처리하는 것이 아니라, 최종 군집의 개수는 사용자의 요구 군집 개수에 의존하지 않고 적당한 군집의 개수를 생성한다는 특징을 가지고 있다. ISODATA 알고리즘은 각 클러스터마다 허용되는 샘플들의 최소 개수, 병합이 일어나지 않는 클러스터중심 사이에 허용되는 최소거리, 클러스터의 분리를 조절하는 파라미터, 각 반복에서의 클러스터 병합의 최대 수, 알고리즘의 반복의 최대 수를 입력 값으로 한다.

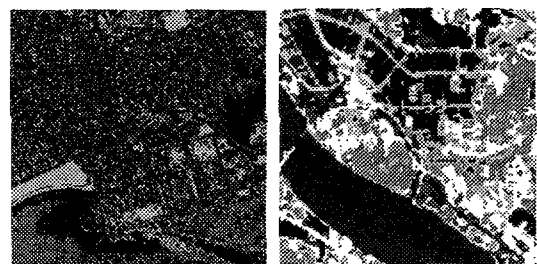


그림 6. KONOS(좌)와 Landsat TM(우) 위성영상의 ISODATA 분류결과

3. 감독 분류 기법

감독분류 기법은 영상에서 분류하고자 하는 정보 집단의 위치나 분광 특성을 사용자가 정확히 알고 있을 때 사용하는 방법이다. 일단 영상자료

로부터 집단의 각 밴드별 화소값을 추출해야 한다. 이렇게 추출된 영상의 일부분을 표본집단이라고 하며, 분류작업 시 표본집단의 통계적 수치를 계산하여 입력자료로 사용한다. 분류하고자 하는 자료의 표본집단이 완성되면, 이들과 비슷한 통계 값을 갖는 화소들을 계속 수집하여 집단의 크기를 확장해 감으로써 전체 영상에 대한 분류 작업을 완성하게 된다. 감독분류 기법은 사용자의 판단이 전체 결과에 매우 중요한 요소로 대두하기 때문에 많은 경험과 정확한 사전 지식이 요구된다. 이와 같은 감독분류 기법에는 평행육면체 기법, 최소거리 기법, MLC 등이 있다.

평행육면체(Parallele-piped) 분류기법은 데이터 파일의 값들을 상한과 하한의 테두리 속에서 분류하는 것이며 이때의 임계치 결정은 각 분류항목의 추정 평균값에 \pm 표준편차 값을 더하여 상한과 하한으로 결정하거나 분류항목에 대한 최대값, 최소값의 정보를 이용하여 분석자가 임의로 상한과 하한을 지정 가능하도록 하였다.

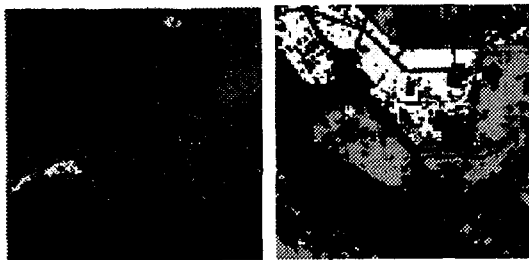


그림 7. 평행육면체 분류 수행 결과 영상

최소거리(Minimum distance) 분류기법은 화소 자료와 분류 클래스 특징과의 유사도를 특징공간에 있어서의 거리로 나타내고, 거리가 가장 짧은(유사도가 가장 큰) 클래스에 화소 자료를 분류하는 방법이다. 즉, 각 분류항목의 평균 벡터와 분류하고자 하는 화소의 측정벡터간의 분광적 거리를 계산하여 가장 가까운 값을 가지는 항목으로

화소가 분류되는 기법이다. 분광거리를 구하는 방법은 유클리드 거리에 의한다.

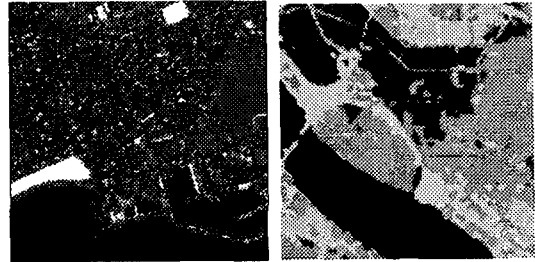


그림 8. 최소거리 분류 수행 결과

마하라노비스 거리(Mahalanobis distance) 분류기법은 밴드의 히스토그램이 정규 분포를 이룬다는 가정 하에 실행이 되며, 정규 분포가 확실하지 않다면 다른 분류기법을 사용하는 것이 좋다. 마하라노비스 거리 분류기법은 최소거리 분류와 유사하지만, 거리를 구할 때 공분산 행렬이 포함되어 있으므로 분산이 아주 높은 군집이 유사한 성질의 항목으로 분류가 되도록 유도하는 장점을 지닌다.

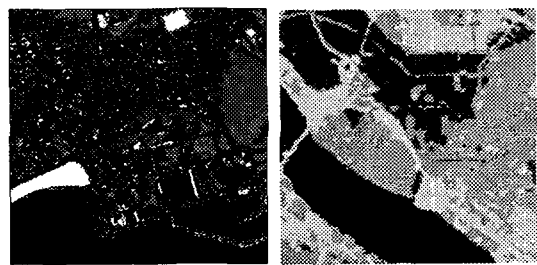


그림 9. 마하라노비스 거리 분류 수행 결과

최대우도(Maximum likelihood) 분류기법은 하나의 분류 항목에 대한 확률함수가 정규밀도 함수에 근사한다고 가정하고서, 트레이닝 데이터로부터 취득된 통계 값을 이용하여 영상의 화소들을 특정한 항목들로 분류하는 알고리즘이다. 즉, k 클래스에 대한 화소 자료의 우도를 구하고 최대

우도 클래스에 그 화소를 분류하는 방법이다. 우도라는 것은 화소자료 X가 관측되었을 때, 이 X가 클래스(분류항목) i로부터 얻어졌을 확률이다. 확률밀도함수로서 다차원 정규 분포를 가정하고, 분류 항목의 평균 벡터나 공분산 행렬은 미지수로서 훈련 데이터로부터 추정한다[7-10]. 화소 자료 X가 분류항목(클래스) i에 속하는 우도는 다음과 같다.

$$P(X|w_i) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(X-U_i)^T \Sigma_i^{-1}(X-U_i)\right]$$

$|\Sigma_i|$ = 공분산 행렬 Σ_i 의 determinant

Σ_i^{-1} = Σ_i 의 역행렬

$(X-U_i)^T$ = 벡터 $(X-U_i)$ 의 전치행렬

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} \quad U_i = \begin{bmatrix} \mu_{i1} \\ \mu_{i2} \\ \vdots \\ \mu_{iN} \end{bmatrix} \quad \Sigma_i = \begin{bmatrix} \sigma_{i11} & \sigma_{i12} & \cdot & \cdot & \cdot & \sigma_{i1N} \\ \sigma_{i21} & \sigma_{i22} & \cdot & \cdot & \cdot & \sigma_{i2N} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \sigma_{iN1} & \sigma_{iN2} & \cdot & \cdot & \cdot & \sigma_{iNN} \end{bmatrix}$$

X = 데이터 벡터

U_i = 분류항목 i에 대한 N개 밴드의 평균 벡터

Σ_i = 분류항목 i의 공분산 행렬

C_{kl} = 두 개의 밴드들 사이의 공분산 (k와 l밴드)

$$C_{kl} = \frac{\left(\sum_{j=1}^n (x_{kj} - \mu_k)(x_{lj} - \mu_l) \right)}{n-1}$$

밴드 수 : $k=1, 2, \dots, N$

밴드 수 : $l=1, 2, \dots, N$

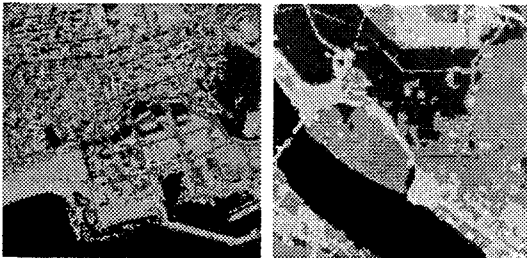


그림 10. 최대우도 분류 수행 결과

4. 분류 기술의 확장

4.1 퍼지 분류기법

퍼지 이론이란, fuzziness(애매모호함)를 다루

는 이론의 총칭으로서 1965년 Zadeh에 의해 제창된 퍼지 집합론에 근거를 두고 있다. 실험지역의 원격탐사 영상은 영상 화소값 분포가 비교적 명확한 부분이 있는 반면에 상당히 불명확하고 중복되는 부분도 많이 포함하고 있다. 원격 탐사 자료가 불명확하다는 것은 다른 현상들 사이의 경계가 불명료하거나 또는 한 분류항목 내부의 이질성이 존재함을 의미하며, 이러한 부분들은 일반적인 분류 기법 분류에서는 어느 한 분류 항목으로 할당될 수밖에 없기 때문에 분류 결과의 신뢰성에 문제를 가져올 소지가 크다. 그러나 퍼지 분류에서는 미지 영상 화소를 무조건 단일 분류 항목에 할당하는 것이 아니라 분광 거리가 가깝거나 우도가 큰 분류 항목에 귀속도(membership grade)를 할당하게 된다. 퍼지 분류 기법에는 퍼지 규칙기반 분류방법과 Fuzzy C-means 군집분류 기법, 퍼지 최대우도 분류[12] 등이 위성 영상의 분류에 사용되어진다. 본 연구에서는 퍼지 규칙기반 분류 방법과 Fuzzy C-means 군집분류 기법 대해서 연구하였다.

퍼지 규칙기반 분류 방법은 일반적으로 퍼지 if-then 규칙 기반 분류 방법을 이용하였다[6,7]. 퍼지 if-then 규칙은 일반적으로 다음과 같이 구성된다.

R_j : If x_1 is A_{j1} and ... and x_n is A_{jn}

then Class C_j with $CF_j, j=1,2, \dots, N,$

R_j : 규칙의 이름

j : 규칙의 색인

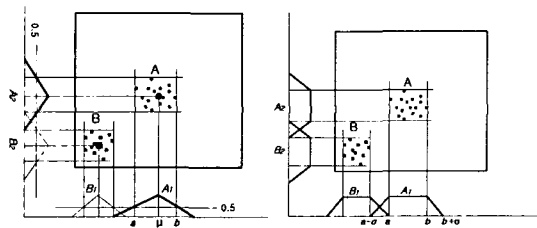
A_{jm} : 퍼지 집합의 이름

C_j : 규칙의 결과(분류의 결과)

CF_j : 분류결과의 신뢰도

N : 퍼지규칙 기반 분류 시스템에 있어서 퍼지 if-then 규칙들의 총 수

그림 11은 삼각형과 사다리꼴 멤버십 함수를 이용한 퍼지 규칙의 생성을 나타낸 것이다. 그림은 생성된 퍼지 규칙에 의한 분류 결과를 나타낸 것이다.



(a) Triangular membership function (b) Trapezoidal membership function

그림 11. 퍼지 규칙 생성

퍼지 분류에서는 귀속도를 나타내기 위해 다양한 멤버십 함수를 사용한다. 그림 12는 생성된 퍼지 규칙에 따른 패턴 분포의 특징들을 나타낸 것이다.

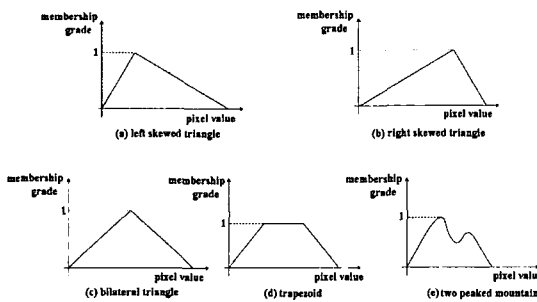


그림 12. 패턴 분포의 특징들

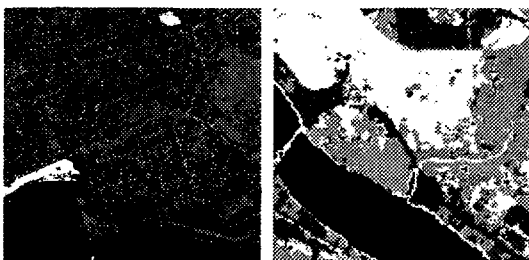


그림 13. 퍼지 삼각형 분류 기법을 사용한 결과

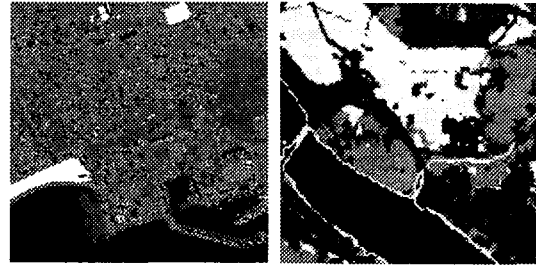


그림 14. 퍼지 사다리꼴 분류 기법을 사용한 결과

Fuzzy C-Means군집분류 기법은 목적함수기반(Objective Function Based) 퍼지 규칙을 사용한다. Fuzzy C-Means군집분류 기법은 각 화소들이 군집에 소속될 소속도와 군집중심을 생성한다. 이 군집분류 기법은 퍼지 계수가 1인 경우는 Hard C-Means군집분류 기법에 의하여 군집이 생성되고, 퍼지 계수가 1보다 큰 경우 Fuzzy C-Means군집분류 기법을 적용한다. 즉, Fuzzy C-Means(FCM)군집분류 기법은 Hard C-Means(HCM)군집분류 기법의 퍼지 모델로 알고리즘의 결과가 군집중심과 Fuzzy C-Means 분할 행렬을 동시에 구할 수 있는 자기 조직화, 무감독분류 기법이다. Fuzzy C-Means군집분류 기법에 필요한 정의는 아래와 같다.

$$X = \{x_k\} \subset R^p \text{ 표본 자료}$$

$$U = \{u_{ik}\} \in M_{fuzzy}(FCM) \text{ 미지의 퍼지 } c\text{-분할}$$

$$V = \{v_j\} \subset R^p \text{ 미지의 군집중심}$$

Fuzzy C-Means군집분류 기법은 목적함수기반(Objective Function Based)퍼지 규칙을 사용한다. Fuzzy C-Means군집분류 기법에서 사용하는 목적함수는 J 는 다음과 같다[11].

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=0}^n u_{ik}^m d^2(x_k, v_i)$$

위의 목적함수 J 의 값을 최소화시키는 U 와 V 를 구하는 것이 목표이다. 여기에서 m 은 퍼지 식

별자라고 하고 만약 $m=1$ 인 경우는 HCM이며, Fuzzy C-Means군집분류 기법에서는 $1 < m < \infty$ 의 값을 사용하며 일반적으로 $m=2$ 값을 사용한다. Fuzzy C-Means군집분류 기법에서는 목적함수 J 의 값을 최소화시키는 u_{ik} 와 v_i 는 다음과 같이 구한다.

$$u_{ik} = \left\{ \sum_{j=1}^c \frac{d^2(x_k, v_j)}{d^2(x_k, v_i)} \right\}^{\frac{-2}{m-1}}$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}$$

위의 두 개의 수식 u_{ik} 와 v_i 를 사용하여 Fuzzy C-Means군집분류 기법의 실행 방법은 그림 15와 같다.

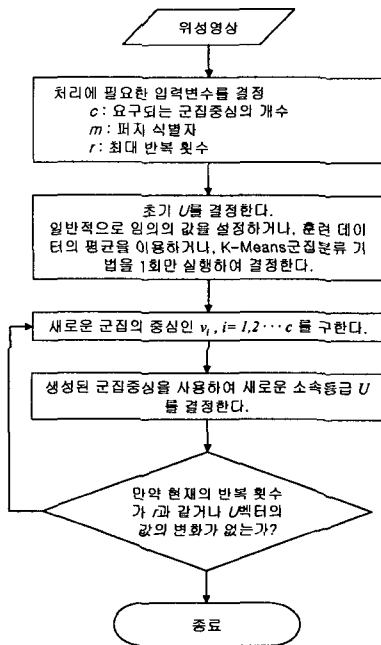


그림 15. Fuzzy C-means 군집분류 기법의 수행과정

4.2 인공 신경망 분류

인공 신경망을 이용한 분류는 인간 두뇌를 구

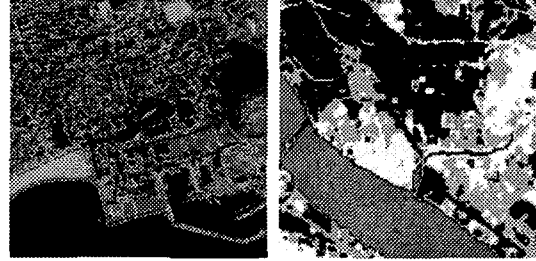


그림 16. Fuzzy C-means 군집분류 결과

성하는 신경 세포의 작용을 소프트웨어적으로 묘사하여 영상 분류에 적용하는 기법으로 복잡한 구조를 가진 데이터들 사이의 관계나 패턴을 찾아내는 기법이다. 일반적인 분류 기법들은 과정이 시작부터 끝까지 단계별로 진행 되지만 인공 신경망 분류는 어떠한 목표치를 주고 목표치에 도달할 때까지 반복하여 연산자를 훈련시키는 과정을 거친다. 대부분의 신경망들은 훈련 규칙을 가지며 연결 가중값은 데이터에 기초하여 조정된다. 즉, 신경망들은 입력 자료들로부터 학습하여 일반적인 원리를 찾아낸다. 신경망 모델은 위상 활성화 함수 및 학습 규칙에 등에 의해 결정된다. 인공 신경망은 복잡한 수식의 고려 없이 예측이 가능하며, 결과의 신뢰성을 향상시키기 위해 적절한 입력 자료를 사용하여 훈련시킨다. 입력 자료들의 선형성, 비선형성에 관계없이 모델을 만들 수 있다. 불명확하거나 일관성 없는 자료를 처리하는데 유리하다. 인공 신경망과 관련한 연구에는 감독 분류와 무감독분류 기법에 관련하여 여러 가지 방법들이 있다. 네트워크의 출력 오차를 최소화한 것으로 최소자승 알고리즘의 비선형적인 확장인 BP(Backpropagation) 알고리즘, Kohonen의 Self-organizing Map(SOM), Self-Organizing Neural Networks(SONN) 등의 다양한 연구가 이루어지고 있다. SOM은 데이터의 알려지지 않은 패턴을 인식할 수 있는 뉴럴 네트워크이다. SONN은 Fuzzy C-means 알고리즘의 퍼지 소속등식을

인공 신경망과 융합한 자율적인 학습을 위한 자기 조직화 신경망 모델이다. 주어진 입력에 대한 클래스의 수나 클래스의 중심에 대한 사전 지식 없이 자율적으로 클래스에 관한 정보를 형성하므로 패턴분류, 패턴인식 등에 좋은 결과를 나타낸다. SONN은 학습과정을 포함한 처리 시간이 짧으며 자율학습을 하므로 교사 없이 자율적으로 분류 가능하다. 인공신경망에 관련된 분류 기법의 연구는 그 외에도 퍼지 이론 및 각종 통계적 이론과의 접목을 통한 새로운 이론들이 계속 제안되고 있다.

4.3 기타 분류 기법

기타 분류 기법에는 텍스처를 이용한 분류 기법, context 분류 기법 등의 연구가 이루어지고 있다. 먼저 텍스처 분류를 살펴보면 통계적 영상 분류는 분광 정보가 주로 이용되지만 인간이 육안으로 원격탐사 영상을 해석할 때는 영상의 질감, 사물의 경계 등의 특성을 고려하므로 이를 분류에 이용한다. 텍스처는 반복하는 패턴과 같은 어떤 규칙성을 가지고 있는 주기적 패턴에 의하여 구성된 영상 또는 그 일부분을 의미한다. 영상의 텍스처는 일반적으로 화소값의 공간적 변화로서 정의하며, 다른 분류 방법과는 달리 텍스처 분류에서는 주변 화소와의 관계도 고려한다. 위성 영상에 의한 지형 및 산림의 분석에 주로 사용되는 기법이다. 텍스처 분류는 주어진 텍스처 영역이 어떤 종류의 텍스처에서 왔는지를 알아내는 것이다. 예를 들어 위성 영상에는 농촌지역, 산림지역, 도시지역이 존재할 것이다. 이들 각 지역은 각각 구별되는 텍스처 특징을 가지고 있다. 텍스처 분석 알고리즘은 각 영역에서 서로를 구별할 수 있는 특징을 추출한다. 텍스처 분석방법에는 통계적 방법, 구조적 방법, 스펙트럼 방법으로 구별되어진다. 위성영상의 분류에는 통계적 방법이 주로 사

용되어진다. 통계적 방법은 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix), 엔트로피(entropy), 에너지(energy), 콘트라스트(contrast), 균일성(uniformity)등이 분류를 위하여 명도값으로부터 계산된다. 텍스처의 인식에 결정적으로 기여하는 명도 값의 공간적인 의존성을 표시하기 위하여 GLCM이라 불리는 이차원 행렬을 사용한다. 일반적인 경우 텍스처를 구별하기 위해서는 GLCM을 직접이용하지는 않고, GLCM을 기초로 하여 여러가지 특징을 구하고 이 특징값으로 텍스처와 텍스처를 구별한다. GLCM을 이용하여 엔트로피(entropy), 에너지(energy), 콘트라스트(contrast), 균일성(uniformity)과 같은 다양한 텍스처 매개변수를 유도한다. 엔트로피는 명도의 무작위성을 측정하는 특징이며, 콘트라스트는 화소에 대하여 명도차의 전체 영상에 대한 평균을 나타내며, 균일성은 특정의 화소가 많이 존재하는 경우를 나타낸다.

기존 분류 방법은 인접 화소들이 어떻게 분류되었는지 고려하지 않고 화소 자체의 분광 특성만을 고려한다. 그러나 취득된 영상의 화소값은 에너지의 일부분을 주위 화소에서 받아들인다는 점과 지상의 지형지물은 임의적으로 위치하지 않는 점을 고려할 때, 인접한 화소들은 서로 관련되어 있다고 할 수 있다. 이러한 인접관계에 대한 지식을 사용하여 분류 결과를 향상시키는데 context 분류 기법이 적용된다. 클래스를 결정하는데 있어서 인접화소들의 분류 결과를 고려하는 방법으로 분광 특성과 공간특성을 모두 고려하는 분류 기법이다. 영상의 화소 특성만으로 분류하면 영상에 포함되어 있는 공간적인 정보를 고려하지 않으므로 화소들의 위치를 모두 바꿔서 분류한다고 해도 원 영상을 분류한 것과 같은 분류 정확도를 가지게 된다. 즉, 원 영상의 공간적인 구조가 달라져도

화소값이 같다면 같은 클래스로 분류되는 문제가 생긴다. 따라서 인접한 화소의 자료를 분류 과정에 포함시키는 것은 공간적인 관계를 이용하는 것이므로 매우 중요하다. 인접 화소들이 가지는 상관의 정도는 센스의 공간 해상도와 지표면의 자연, 문화적인 개체의 크기에 따라 결정된다. 같은 센스라 할지라도 농업 화소에서의 인접화소들은 강한 상관을 가지고 있을 것이고, 반면 도시지역의 인접화소들은 강한 상관을 보이지 않을 것이다. 그리고 영상의 공간해상도에 따라 주위 화소간의 상관정도가 달라진다. 일반적으로 context 분류 방법은 고해상도 영상을 처리할 때 많이 사용된다. context 분류 기법은 크게 영상 전처리 기법과 분류 후 처리기법으로 나눌 수 있다. 또한 영상의 공간 관계와 분광 정보를 이용하여 분류하는 Scale-space 분류 방법도 여기에 포함된다.

5. 최근의 연구 동향

최근에는 위성 영상의 해상도가 발전하여 고해상도를 가지는 위성영상과 또한 100개 이상의 다양한 밴드를 가진 하이퍼 스펙트럴 영상의 획득이 가능해 졌다. 이에 분류의 정확도 향상을 위한 다양한 추가적인 연구가 이루어지고 있다.

최근에 연구되어지는 분류 기법에 관한 연구에는 첫번째, 원격탐사 영상에서 하나의 화소에 두 가지 이상의 분류 항목이 포함되어 있을 때 각각의 화소의 분광 특성에 영향을 주어 어느 것으로도 나타나지 않거나 더 영향이 큰 분류항목의 분광 특성에 가깝게 나타나게 된다. 이렇게 분광 특성이 혼합된 화소를 가진 영상은 하나의 특성을 띠지 않으므로 분류 결과의 신뢰성에 문제가 생긴다. 이러한 혼합화소를 분류하기 위해서는 sub-pixel 단위로 분류해야 한다. sub-pixel의 분류는 영상의 화소 크기보다 작은 대상을 감지 또는 분

류하거나 분류 하고자 하는 분류항목 외에 다른 분류항목이 포함되어 있을 때 사용하는 방법이다. 일반적으로 Sub-pixel의 구성형태는 그림 17과 같다[13].

Sub-Pixel을 분류하는 방법에는 퍼지를 이용하는 기법, 인공 신경망과 퍼지 c-means를 이용한 방법, 선형혼합 모델(Linear Mixing Model)을 이용하는 방법 등 다각도로 연구되고 있다. 선형혼합모델은 지표면으로부터 관측된 분광 신호는 관측 지역 내에 존재하는 다양한 피복 각각의 선형 혼합이라는 가정을 한다. 선형혼합모델의 한계는 분광 혼합과정에서 복잡한 비선형을 초래하는 다중 반사를 설명할 수 없다. 이를 해결하기 위해 인공신경망 및 퍼지를 이용하는 방법들이 사용된다. 이것은 입력 자료가 가우스 분포를 가질 필요가 없고 분광 혼합을 선형적으로 가정할 필요가 없기 때문이다.

두번째는 하이퍼 스펙트럴 위성영상에 대한 연구가 이루어지고 있다. 하이퍼 스펙트럴 데이터는 이미지 분광계로 알려진 하이퍼 스펙트럴 센스가 대상을 촬영할 때 수십에서 수백에 이르는 밴드로 나누어 동시에 반사도 값을 수집하여 만들어진다.

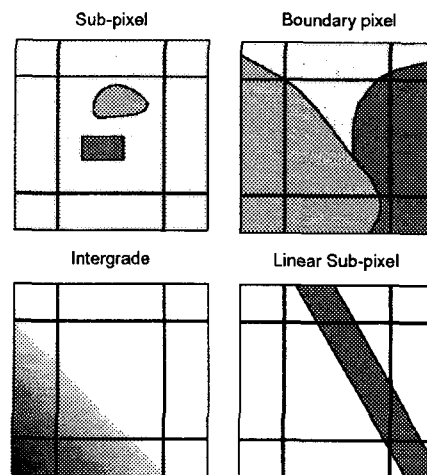


그림 17. 혼합픽셀의 4가지 경우

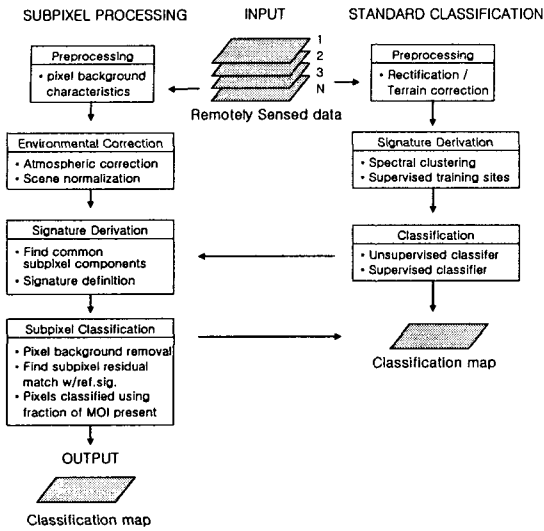


그림 18. 일반적인 분류와 Sub-pixel의 분류의 비교 (14)

기존에는 미국의 Landsat TM이 7개의 밴드로 구성된 데이터를 수집하였으나 현재는 100여개 밴드 이상의 데이터를 수집하는 기술이 개발되었다. 멀티 스펙트럴 데이터의 처리 부분은 일반적으로 분광된 에너지 영역을 흡수하는 양을 측정함으로써 어떤 물체의 존재 유무를 판단하게 되는데 하이퍼 스펙트럴 데이터의 경우는 지상에서의 지표 반사율로부터 추출한 값과 대기 관련 특성에 관한 추가적인 정보를 가지고 후처리 과정을 거쳐 결론을 거쳐 결론을 도출하게 된다. 이러한 특성을 가진 하이퍼 스펙트럴 위성의 분류는 이론적으로 다중분광 영상분류 알고리즘들은 사용되는 대역 또는 개체의 수를 제한하는 규정이 없으므로 하이퍼 스펙트럴 영상분류에 바로 적용 가능하지만 밴드수가 100개 이상이 되는 하이퍼 스펙트럴의 경우에는 컴퓨터에 있어 제한된 메모리로 인한 문제점이 발생한다. 하이퍼 스펙트럴 위성 영상의 분류에 새롭게 제안된 방법들에는 하나의 화소 또는 화소 군집 평균의 스펙트럼과 영상내의 모든 화소와의 비교하는 방법, 영상 내 화소의 스펙트

럼들을 참조스펙트럼과 비교하는 방법, 원격탐사 자료로부터 생성된 스펙트럼과 참조 화소값을 비교하는 방법 등이 있다. 그림 19는 하이퍼 스펙트럴 영상의 분류 과정을 나타내었다[15].

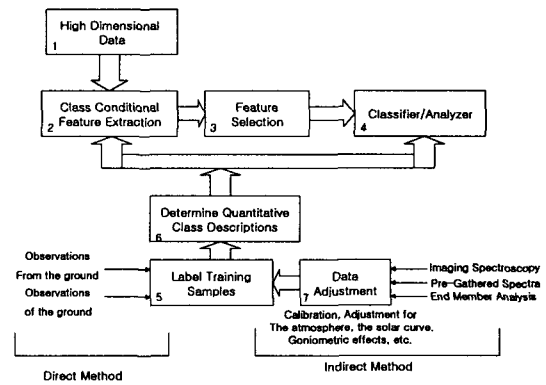


그림 19. 하이퍼 스펙트럴 영상 분류 과정

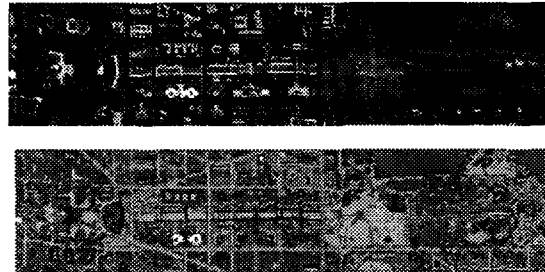


그림 20. 하이퍼 스펙트럴 영상과 분류 결과

세번째는 최근 위성센스의 급속한 발달로 높은 공간해상력을 지닌 위성영상의 취득이 가능해 졌지만 이러한 영상들은 공간해상도는 높으나 흑백 영상이라는 단점을 가지고 있다. 반면 다양한 정보의 추출이 가능한 다중밴드 영상의 경우에는 공간 해상도가 흑백영상에 비해 뒤떨어진다는 단점을 지니고 있어 두 영상의 합성을 통한 분류는 분류 항목을 늘릴 수 있다. 서로 다른 장단점을 가지는 두 가지 영상 자료에서 각각의 장점만을 얻어내어 영상의 활용 범위를 증대시키고, 영상정보의 이용효율을 증대시키기 위한 목적으로 개발

되어진 기법이 영상합성 기법으로 이러한 합성영상을 이용한 분류이다. 최근 많이 이용되는 영상합성 기법으로는 IHS와 PCA가 있고, Wavelet을 이용한 영상합성기술이 많이 연구되고 있다. Wavelet 변환을 이용한 영상합성 기법은 영상합성시 대상 영상들의 특성을 최대한 왜곡시키지 않는다는 점에서 효과적인 영상 합성 기법으로 인식되어지고 있다. IHS 기법과, PCA 기법은 흑백영상의 해상도를 충분히 반영할 수 있다는 장점을 지닌다. 위성영상은 대개 서로 다른 센스 체계와 분광 특성 및 공간 해상력을 지니고 있으며 지구관측 위성은 주기적으로 영상을 취득하고 있으므로 동일 지역에 대하여 각기 다른 센서로 촬영된 데이터가 늘어나고 있다. 서로 다른 종류의 센스 시스템으로 획득된 위성영상은 각각의 센스 특성으로 인하여 상호 보완적인 정보들을 제공할 수 있다.

마지막으로 최근에는 감독 분류와 무감독 분류 기법을 통합하여 분류의 정확도를 향상시키는 하이브리드 분류(Hybrid Classification) 기법에 대한 연구가 많이 이루어지고 있다. 그 예로서는 무감독 분류를 통하여 자료를 일차 군집화한 뒤, 해석자가 추가적인 정보를 이용하여 군집화된 결과를 분석 편집하여 분류 항목별 이름, 클래스 중심, 밴드간 공분산 등을 새롭게 설정한 후 최종 분류를 수행한다. 이렇게 함으로서 식생도와 같이 개개의 피복 상황에 분광 특성의 복잡한 다양성이 존재할 때 특히 효과를 발휘한다. 다른 방법으로는 미리 분류항목을 먼저 설정하고 그것에 대한 트레이닝 영역을 설정한 후 군집화 기법 등을 적용하여 분류를 수행하고 이를 사전 확률로 이용하여 분류를 수행한다. 또 다른 하이브리드 분류 기법에는 퍼지 이론과 신경망을 융합한 기법과 같이 여러 개의 분류기법을 혼합하여 분류 정확도를 향상시키는 연구들이 이루어지고 있다.

6. 결론

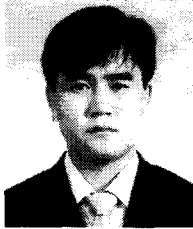
지금까지 원격탐사 위성영상의 다양한 분류 기법들을 비교하였다. 영상 분류 작업의 목표는 영상 안에 존재하는 모든 화소를 종류별로 군집화하는 것으로서 보통 다중 분광 영상이 사용된다. 원격탐사 위성영상의 분류는 기본적으로 위성영상분류를 위한 기법에는 평행육면체 기법(Parallelepiped classification), 최소거리 기법(Minimum distance classification), MLC(Maximum likelihood classification) 등의 감독분류 기법과 순차군집분류 기법, K-Means 군집분류 기법, ISODATA 기법 등의 무감독 분류기법이 있다, 그리고 인공지능, 퍼지, 신경망 이론이 본격적으로 등장하면서 기존의 통계적 이론에서 보다 개선된 제안들이 속속 소개되고 있다. 최근에는 위성영상의 해상도가 발전하여 고해상도를 가지는 위성영상과 또한 100개 이상의 다양한 밴드를 가진 하이퍼 스펙트럴 영상의 획득이 가능해 졌다. 이에 분류의 정확도 향상을 위하여 Sub-pixel의 분류, 하이브리드 분류 기법 등의 다양한 연구가 추가적으로 이루어지고 있다.

향후의 연구 과제는 아직까지 고해상도 위성에서의 그림자 부분의 분류 문제, Sub-pixel의 분류 문제 등 여전히 과제로 남아 있는 부분들이 많이 있으며, 이에 대한 연구도 다양하게 이루어지고 있다. 그리고 분류 정확도의 향상을 위한 새로운 분류 기법의 연구도 계속되고 있다. 우리나라는 1999년 다목적 실용 위성인 아리랑 1호 발사에 성공하여 지도제작, 국토관리 등 여러 분야에 국산 위성영상을 활용할 수 있는 체계를 갖추게 되었다. 이에 위성 영상의 분류에 대한 다양한 연구 및 활용은 그 중요성을 더하게 되었다.

참 고 문 헌

- [1] John A. Richards, Remote Sensing Digital

- Image Analysis : An Introduction, Second, Revised and Enlarged Edition, pp. 229-262, Springer-Verlag, 1994.
- [2] R. Schowengerdt, Techniques of Image Processing and Classification in Remote Sensing, 1st Ed., pp.1-58, Academic Press, 1983.
- [3] Jimenez L.O. and Landgrebe D.A., "Supervised classification in high-dimensional space: geometrical, statistical, and asymptotical properties of multivariate data Systems," Man, and Cybernetics, Part C, Applications and Reviews, IEEE Transactions on , Volume 28 Issue 1, pp. 39-54, 1998.
- [4] Hoffbeck, Joseph P. and David A. Landgrebe, "Classification of Remote Sensing Images having High Spectral Resolution," Remote Sensing of Environment, Vol. 57, No. 3, pp 119-126, September 1996.
- [5] David Landgrebe, "Information Extraction Principles and Methods for Multispectral and Hyperspectral Image Data," Chapter 1 of Information Processing for Remote Sensing, edited by C. H. Chen, published by the World Scientific Publishing Co., Inc., pp. 1-30, Spring, 1999.
- [6] 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.
- [7] Park, W. and Kim, J.I., "Land Cover Image Classification by Fuzzy Rules", Korea Information Society Review, Vol.17, No.25, 1999.
- [8] 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.
- [9] Bishop, H.,Schneider, W. and Pinz, A.J., "Multi-spectral classification of LANDSAT images using neural networks", IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing, Vol.30, NO.3, pp.482-490, May, 1992.
- [10] 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.
- [11] Frank Hoppner, Frank Klawonn, Rudolf Kruse, Thomas Runkler FUZZY CLUSTER ANALYSIS Methos for Classification, Data Analysis and Image Recognition, John Wiley & Sons Ltd, pp. 1-59, 1999.
- [12] Wang, F., "Improving remote sensing image analysis through fuzzy information representation", PE&RS, Vol.56, pp.1163-1169, 1990.
- [13] Qingming Zhan, Martien Molenaar, Arko Lucieer, "Pixel unmixing at the sub-pixel scale based on land cover class probabilities: application to urban areas" http://www.itc.nl/personal/qmzhan/publication/Zhan_2002_Wiley.pdf
- [14] Jan Johnson and Paul Greenfield, "An Evaluation of the Utility of Sub-Pixel Analysis of Thematic Mapper Imagery for the Spruce Beetle Outbreak on the Manti-LaSal National Forest." http://www.fs.fed.us/foresthealth/technology/publications/subpixel_rpt/subpixel.html
- [15] David Landgrebe, "Hyperspectral Image Data Analysis as a High Dimensional Signal Processing Problem," (Invited), Special Issue of the IEEE Signal Processing Magazine, Vol 19, No. 1 pp. 17-28, January 2002.
- [16] 서울대학교 공간정보 연구실, <http://spins.snu.ac.kr/>



전 영 준

- 1992년~1998년 동의대학교 전산통계학과 학사 졸업(이학사)
- 1998년~2000년 동의대학교 전산통계학과 석사 졸업(이학석사)
- 2000년~2003년 동의대학교 컴퓨터공학과 박사과정 수료
- 관심분야 : 패턴인식, 위성영상응용, 인공지능 및 컴퓨터 응용분야
- E-mail : j4017@chol.com



김 진 일

- 1976년~1982년 경희대학교 전자공학과 졸업(학사, 공학석사)
- 1994년 서강대학교 전자계산학과 졸업(공학박사)
- 1982년~1984년 미국 Bon Scours 시스템, 맥도널다글라스 우주항공회사 등 연구원
- 1996년~1997년 미국 Purdue Univ. 전기및컴퓨터공학부 연구교수
- 1998년~2001년 위성탐사 영상처리 연구회(한국과학재단) 회장
- 1988년~현재 동의대학교 컴퓨터공학과 교수
- 관심분야 : 패턴인식, 퍼지논리, 위성영상응용, GIS/GPS/RS, 인공지능 및 컴퓨터응용분야
- E-mail : jikim@dongeui.ac.kr