

# 고해상도 위성영상을 위한 감독분류 시스템

## (Supervised Classification Systems for High Resolution Satellite Images)

전 영 준 <sup>†</sup>    김 진 일 <sup>\*\*</sup>  
(Young-Joon Jeon)    (Jin-Il Kim)

**요약** 본 논문에서는 고해상도 위성영상의 효과적인 분류를 위한 감독분류 시스템을 설계하고 구현하였다. 구현된 시스템은 분류의 정확도 향상을 위한 훈련데이터의 효율적인 선택을 위해서 다양한 인터페이스와 통계자료를 제공한다. 또한, 다양한 위성영상 포맷의 지원과 새로운 감독분류 알고리즘의 확장을 용이하게 하기 위하여 시스템을 모듈화 하였으며, 분광 특성을 고려한 분류의 적용이 가능하다. 분류 알고리즘으로는 평행육면체 분류, 최소거리 분류, 마하라노비스 거리 분류, 최대우도 분류, 퍼지 분류의 감독분류기법을 이용하여 고해상도 위성영상의 처리를 지원한다. 본 시스템의 적용은 고해상도 IKONOS 위성영상을 입력으로 하고, 그 결과를 분석하여 봄으로써 시스템의 응용 가능성을 보여준다.

**키워드** : 고해상도 위성영상, 감독분류, IKONOS 위성영상

**Abstract** In this paper, we design and implement the supervised classification systems for high resolution satellite images. The systems support various interfaces and statistical data of training samples so that we can select the most effective training data. In addition, the efficient extension of new classification algorithms and satellite image formats are applied easily through the modularized systems. The classifiers are considered the characteristics of spectral bands from the selected training data. They provide various supervised classification algorithms which include Parallelepiped, Minimum distance, Mahalanobis distance, Maximum likelihood and Fuzzy theory. We used IKONOS images for the input and verified the systems for the classification of high resolution satellite images.

**Key words** : supervised classification, high resolution satellite images, modularized systems, IKONOS images

### 1. 서론

원격탐사는 주로 항공기나 인공위성에 탑재된 분광감지기를 이용하여 지표면의 대상물에서 반사 또는 복사되는 전자파를 측정하여 분석함으로써 대상물이나 현상에 대한 해석 및 감시를 하는 기술을 말한다. 항공기나 인공위성으로부터 얻어진 화상으로부터 지표면의 특징을 분류하여 피복도를 작성하는 것은 원격탐사 분야에서 중요하게 다루어지는 분야이다[1,2]. 특히 최근 위성탐사에 대한 연구는 IKONOS 위성과 같이 1m×1m의

공간 해상도를 가지는 고해상도 위성영상이 획득되고, 200채널을 가지는 하이퍼스펙트럴 위성영상도 획득됨에 따라 더욱 다양하게 이루어지고 있다[3-5]. 특히 위성영상의 분류 및 활용 방안에 대한 연구는 중요한 연구 분야로 다루어지고 있다. 위성영상의 분류 정보는 토지의 체계적인 활용, 환경오염의 감시 및 통제, 지도제작 등에 요구되는 복잡하고, 다양한 정보를 신속하고 정확하게 해석하는데 있어서 매우 중요하게 활용되고 있다.

지금까지 연구되어 왔던 위성영상분류를 위한 기법에는 평행육면체 분류(Parallelepiped classification), 최소거리 분류(Minimum distance classification), 최대우도 분류(MLC, Maximum likelihood classification), 퍼지 분류기법 등의 감독분류기법과 순차군집분류 기법, K-Means 군집분류 기법, ISODATA 기법, 퍼지 C-Means 군집분류 기법 등의 무감독 분류기법이 있다.

· 본 논문은 2001년도 동의대학교 교내연구비에 의해 지원되었음.

† 학생회원 : 동의대학교 컴퓨터공학과

j4017@chol.com

\*\* 종신회원 : 동의대학교 컴퓨터공학과 교수

jikim@dongeui.ac.kr

논문접수 : 2002년 8월 2일

심사완료 : 2003년 1월 23일

무감독 분류기법은 클러스터링(군집화) 과정이라고 하며, 분석자가 몇 개의 간단한 변수만을 지정하여 분류가 실시되며, 군집에는 군집의 중심, 밴드간의 공분산 등으로써 분광적 분포 특성이 표현된다. 영상에 대한 사전 지식을 가지지 못한 경우 적용이 가능한 분류기법이다. 그러나 입력 매개 변수의 영향을 많이 받으며, 분류 결과의 정확성이 유동적이며 편차가 크다. 감독분류 기법은 분석자가 영상 내에서 알고 있는 화소들을 지정하면, 각 군집의 중심, 밴드간 공분산 등을 이용하여 자료내의 모든 화소를 분석하여 가장 유사한 분포 특성을 가지는 군집에 할당시키는 과정이다. 사전 지식을 가지고 분류를 수행하므로 분류 결과의 정확성이 높다[4].

지금까지 연구되어온 위성영상 분류 관련 시스템은 중·저급 해상도를 갖는 위성영상의 분류를 목적으로 하였으나, 본 연구에서는 IKONOS와 같은 1m×1m의 공간 해상도를 가지는 고해상도 위성영상의 분류를 목적으로 하고 있다. 따라서 고해상도 위성영상의 감독분류를 위해서 평행육면체 분류기법, 최소거리 분류기법, 마하라노비스 거리 분류기법, 최대우도 분류기법, 퍼지 분류기법을 적용하였으며, 분류 정확도의 향상을 위하여 훈련 데이터의 효율적인 선택을 위한 인터페이스를 설계 및 구현하였으며, 훈련 데이터의 대표성을 확인할 수 있도록 통계적인 데이터를 제공한다. 또한, 컴포넌트를 기반으로 모듈화하여 시스템의 확장과 재사용이 용이하고, 다양한 알고리즘의 적용을 통한 분류가 가능한 감독분류 시스템을 구현하였다. 컴포넌트란 하나 이상의 기능을 갖는 독립적인 모듈이며, 조립을 통해 응용프로그램을 작성할 수 있는 부품 형태의 인터페이스를 말한다. 본 시스템은 위성영상의 입력, 디스플레이, 훈련, 분류, 출력의 크게 5개의 컴포넌트로 구성되어 있다. 각 컴포넌트는 자기 독립적으로 기능을 수행하면서 상호 연동되어질 수 있도록 구성하였다.

본 논문의 구성은 2장에서는 위성영상 분류의 개요와 다양한 감독분류 알고리즘에 대해 소개하고, 3장에서는 감독분류 시스템의 설계 및 구현을 하였으며, 4장에서는 감독분류 시스템의 구현 결과 및 고찰을 한다. 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 위성영상의 감독분류

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 영상으로부

터 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. 여기서 기준은 프로그램에 내장된 기준일 수도 있고, 작업자가 훈련(training)이라는 작업을 통해 프로그램에 입력한 기준일 수도 있다. 한 분류항목내의 화소는 다른 분류항목내의 화소보다는 서로 더 큰 유사성을 지니지만, 동일 집단내의 화소라 할지라도 어느 정도 편차는 가지고 있다. 영상 분류의 방법에는 감독분류와 무감독분류가 있다. 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 불리며, 분류할 군집의 개수와 각 분광 군집 사이의 한계 거리만을 지정해 줌으로써 작업이 가능하다. 감독분류 기법은 영상에서 분류하고자 하는 정보 집단의 위치나 분광특성을 사용자가 정확히 알고 있을 때 사용하는 방법이다. 감독분류 기법은 사용자의 판단이 전체 결과에 매우 중요한 요소로 대두하기 때문에 많은 경험과 정확한 사전 지식이 요구된다. 본 연구에서의 감독분류는 분석자가 영상 내에서 알고 있는 화소들을 지정하면, 각 군집의 중심, 밴드간 공분산 등을 이용하여 자료내의 모든 화소를 분석하여 가장 유사한 분포특성을 가지는 군집에 할당시키는 과정이다. 특히, 감독분류 기법에서의 훈련지역의 선정은 분류의 정확도에 매우 큰 영향을 준다. 지형도와 위성영상에서 시각적으로 보여지는 대표적 지역을 분류 항목마다 3-4군데를 추출하여 선정한다. 감독분류 알고리즘에는 평행육면체 분류기법, 최소거리 분류기법, 마하라노비스 거리 분류기법, 최대우도 분류기법, 퍼지 분류기법 등이 있다 [5-7].

평행육면체(Parallelepiped) 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. 다음 식은 임계치 값을 결정하기 위한 샘플의 평균과 표준편차를 구하는 식이다.

$$\mu_i = \sum_{j=1}^N x_{ij} / N, \quad \sigma_i = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_{ij} - \mu)^2 / (N-1)}$$

분류 항목의 수 :  $i=1,2,\dots,n$

각 분류 항목의 상한과 하한 :  $\mu_i \pm \sigma_i$

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 분류 하고자 하는 화소의 측정 벡터간의 분광적 거리를 계산하여 가장 가까운 값을 가지는 항목으로 화소가 분류되는 기법이다. 분광거리를 구하는 방법은 유클리드 거리에 의한다.

$$SD_{xyz} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\mu_{ci} - X_{xyi})^2}$$

$n$  : 밴드의 수

$c$  : 특정 분류항목

$X_{xyi}$  : 밴드  $i$ 의 화소  $x, y$ 의 데이터 파일 값

$\mu_{ci}$  : 밴드  $i$ 에서 분류항목  $c$ 의 샘플의 평균

$SD_{xyz}$  : 분류항목  $c$ 의 평균과 화소  $x, y$ 간의 분광거리

마하라노비스 거리(Mahalanobis distance) 분류기법은 밴드의 히스토그램이 정규 분포를 이룬다는 가정 하에 실행이 되며, 정규 분포가 확실히 아니라면 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. 마하라노비스 거리  $D$ 는 다음과 같다.

$$D = \sqrt{(X - U_i)^T \Sigma_i^{-1} (X - U_i)}$$

$X$  = 데이터 벡터

$U_i$  = 분류항목  $i$ 의 평균벡터

$\Sigma_i$  = 분류항목  $i$ 의 공분산 행렬

$\Sigma_i^{-1}$  =  $\Sigma_i$ 의 역행렬

$(X - U_i)^T$  = 벡터  $(X - U_i)$ 의 전치행렬

최대우도(MLC, Maximum likelihood) 분류기법은 하나의 분류 항목에 대한 확률함수가 정규밀도 함수에 근사한다고 가정하고서, 트레이닝 데이터로부터 취득된 통계값들을 이용하여 영상의 화소들을 특정한 항목들로 분류하는 알고리즘이다. 즉, 각 클래스에 대한 화소자료의 우도를 구하고 최대우도 클래스에 그 화소를 분류하는 방법이다. 우도라는 것은 화소자료  $X$ 가 관측되었을 때, 이  $X$ 가 클래스(분류항목)  $i$ 로부터 얻어졌을 확률이다. 확률밀도함수로서 다차원 정규 분포를 가정하고, 분류 항목의 평균 벡터나 공분산 행렬은 미지수로서 훈련 데이터로부터 추정한다[7-10]. 화소 자료  $X$ 가 클래스(분류항목)  $i$ 에 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  $\Sigma_i$ 의 determinant

$\Sigma_i^{-1}$  =  $\Sigma_i$ 의 역행렬

$(X - U_i)^T$  = 벡터  $(X - U_i)$ 의 전치행렬

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} \quad U_i = \begin{bmatrix} \mu_{i1} \\ \mu_{i2} \\ \vdots \\ \mu_{iN} \end{bmatrix} \quad \Sigma_i = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdot & \cdot & \sigma_{1N} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdot & \cdot & \sigma_{2N} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \sigma_{iM} & \sigma_{iN} & \cdot & \cdot & \sigma_{iNN} \end{bmatrix}$$

$X$  = 데이터 벡터

$U_i$  = 분류항목  $i$ 에 대한  $N$ 개 밴드의 평균 벡터

$\Sigma_i$  = 분류항목  $i$ 의 공분산 행렬

$C_{kl}$  = 두 개의 밴드들 사이의 공분산 ( $k$ 와  $l$ 밴드)

$$C_{kl} = \frac{\left(\sum_{i=1}^n (x_{ki} - \mu_k)(x_{li} - \mu_l)\right)}{n-1}$$

밴드 수 :  $k=1, 2, \dots, N$

밴드 수 :  $l=1, 2, \dots, N$

따라서, 본 연구에서 사용된 IKONOS 위성 영상의 화소 자료  $X$ 가 분류항목(클래스)  $i$ 에 속하는 우도 값은 다음과 같이 구한다.

$$P(X | w_i) = \frac{1}{(2\pi)^{4/2} \left| \begin{matrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} & c_{14} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} & c_{24} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} & c_{34} \\ c_{41} & c_{42} & c_{43} & c_{44} \end{matrix} \right|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} \left( \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} u_{1i} \\ u_{2i} \\ u_{3i} \\ u_{4i} \end{pmatrix} \right)^T \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} & c_{14} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} & c_{24} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} & c_{34} \\ c_{41} & c_{42} & c_{43} & c_{44} \end{pmatrix}^{-1} \left( \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} u_{1i} \\ u_{2i} \\ u_{3i} \\ u_{4i} \end{pmatrix} \right)\right]$$

퍼지 분류 기법은 퍼지이론을 이용한 분류 기법이다. 퍼지 이론이란, fuzziness(애매 모호함)를 다루는 이론의 총칭으로서 1965년 자데(Zadeh)에 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 분류항목으로 할당될 수밖에 없기 때문에 분류 결과의 신뢰성에 문제를 가져올 소지가 크다. 그러나 퍼지 분류에서는 미지 영상 화소를 무조건 단일분류항목에 할당하는 것이 아니라 분광 거리가 가깝거나 우도가 큰 분류항목에 귀속도(membership grade)를 할당하게 된다. 퍼지 이론에서는 귀속도를 나타내는 함수를 멤버십(membership) 함수라 한다[11-13].

본 시스템에서는 다음과 같은 퍼지 규칙을 사용하였으며, 퍼지 규칙의 생성의 생성을 위해 삼각형 기법(triangle)과 사다리꼴 기법(trapezoid)의 멤버십 함수를 이용하였다.

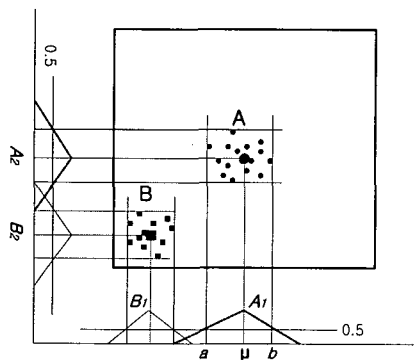
Rule  $R_1$  : IF ( $x_1$  is  $A_1^i$  AND  $x_2$  is  $A_2^i$  AND ... AND  $x_n$  is  $A_n^i$ ) THEN ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) belong to  $C^i$

$R_1$  : 규칙의 이름

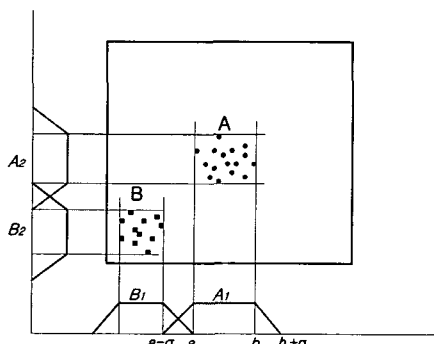
$A_n^i$  : 퍼지 집합의 이름

$C^i$  : 규칙의 결과(분류의 결과)

그림 1은 삼각형과 사다리꼴 멤버십 함수를 이용한 퍼지 규칙의 생성을 나타낸 것이다. 본 시스템의 퍼지 규칙의 생성은 훈련 데이터의 분포특징에 의하여 결정된다. 이러한 방법은 규칙의 수를 줄일 수 있다.



(a) Triangular membership function



(b) Trapezoidal membership function

그림 1 퍼지 규칙 생성

### 3. 감독 분류 시스템의 설계 및 구현

#### 3.1 시스템의 개요

다중분광 인공위성영상은 공간적 위치와 분광정보를 포함하고 있다. 따라서 다중분광영상의 데이터 포맷은 화소 배치 속에 밴드별 정보를 어떻게 포함하고 있는지에 따라 BSQ(Band Sequential), BIL(Band Interleaved by Line), BIP(Band Interleaved by Pixel), FIL(File Interleaved) 등으로 나누어진다. BSQ형식은 각 밴드의 2차원 영상자료를 밴드 순으로 정렬하고, BIL 형식은 한 라인 속에 한 밴드 분광 값을 나열한 것을 밴드 순으로 정렬하고, 그것을 전체 라인에 대해 반복한다. 그리고 BIP 형식은 한 라인 중의 하나의 화소 분광값을 나열한 것을 그 라인의 전체 화소에 대해 정렬하고, 그것을 전체 라인에 대해 반복한다. FIL 형식은 각 영상이 개별적인 파일에 저장된다. 공간이 제한될 때나 1인 이상이 동일한 데이터에 접근할 때 좋다.

위성영상은 명암 값의 분포가 한쪽으로 치우치거나 균일하지 못하다. 따라서 영상을 그냥 디스플레이 하면 우리 눈으로 정상적인 이미지를 볼 수 없다. 따라서 평활화(equalization)나 스트레칭(stretch) 과정과 같은 영상 강화 과정을 거친다. 위성 영상의 감독 분류는 특정 지역을 분류하기 위한 사전 학습(훈련)이 필요하다. 훈련 과정의 전반적인 목표는 특정 영상에서 구분되는 모든 토지피복 종류에 대한 분광반응패턴을 설명할 수 있는 통계집단을 수집하는 것이다. 좋은 분류결과를 산출하기 위해, 훈련 데이터는 대표성과 완벽성을 가져야 한다. 이 말은 분류자를 이용하여 영상의 모든 정보항목들을 구성하고 있는 모든 분류항목들에서 각각의 정보항목을 구성하는 모든 분류항목들의 훈련 통계를 영상분석자가 추출하여야 한다는 의미이다[14].

본 분류 시스템은 이러한 내용을 바탕으로 크게 다섯 개의 컴퍼넌트로 구성하였다. 위성 영상을 읽어 들여서 영상에 담긴 정보를 추출하는 입력 모듈과 읽어 들인 영상을 영상 강조를 통하여 RGB 형태로 화면에 출력하는 디스플레이 모듈, 그리고 분류를 위해서 훈련 데이터를 추출하고 훈련 데이터를 이용하여 사전 학습을 하는 훈련 모듈, 훈련한 데이터를 근거로 하여 감독분류를 수행하는 분류 모듈, 그리고 분류 결과와 통계정보를 출력하는 출력 모듈로 구성되어 있다. 각 모듈은 확장성을 고려하여 설계하였다. 본 시스템은 입력 모듈에서 다중 밴드로 구성되어 있는 밴드들 중에 특정한 밴드들만 선택하여 분류가 가능하도록 하였다. 이것은 밴드의 특성에 따라 유효한 밴드만 선택하여 디스플레이를 하거나 분류를 수행 가능하도록 하였다. 그림 2는 전체 시스템의 구성을 나타낸다.

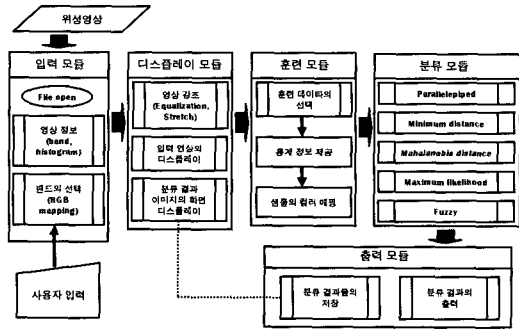


그림 2 전체 시스템의 구성

3.2 입력 모듈

입력 모듈은 그림 3과 같이 구성되며 위성 영상파일을 읽어 들이고 읽어들이는 영상파일의 정보를 출력하는 부분이다.

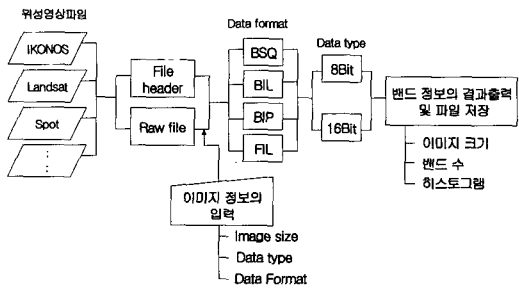


그림 3 입력 모듈의 구성

그림 4는 입력 모듈을 구현한 클래스의 구성도이다.

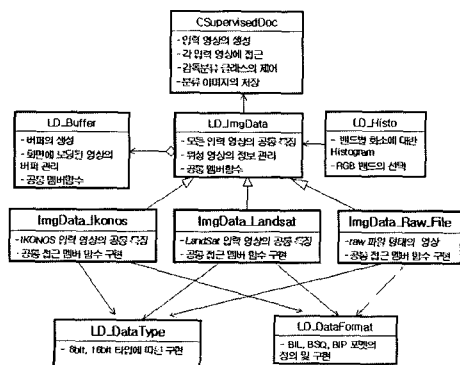


그림 4 입력 모듈의 클래스 구성도

다양한 위성 영상을 처리하기 위해서 위성에 따라 각기 다른 영상 파일별로 각각 클래스를 두어 다양한 형태의 위성 영상 파일의 처리가 가능하도록 하였으며, 새로운 위성 영상의 처리를 추가할 때 확장이 편리하도록 구성하였다. 또한 다중분광영상의 4가지 데이터 포맷을 지원하기 위해 별도의 클래스를 사용하였으며, 데이터 형식도 별도의 클래스를 두어 관리를 하여 8bit 영상 16bit 영상 모두를 지원가능 하도록 하였다.

밴드 정보나 히스토그램 정보를 출력을 관리하는 클래스(LD\_Histo)를 따로 두어 각 밴드 내에 포함되어 있는 화소의 분포 상황을 확인할 수 있다. 그리고 각 밴드의 정보를 분류에 활용할 수 있도록 파일로 저장하였다. 위성 영상은 대용량의 파일로 구성되어 있으므로 대용량의 파일을 처리할 수 있는 메모리의 관리 기법이 필요하다. 따라서 본 시스템은 별도의 메모리 관리를 위한 클래스(LD\_Buffer 클래스)를 두어서 버퍼링 기법을 활용한 효율적인 메모리 관리 기법으로 대용량의 파일도 효과적으로 디스플레이 할 수 있다.

3.3 디스플레이 모듈

위성 영상 파일의 여러 개의 밴드 중에 세 개의 밴드를 선택하여 RGB로 맵핑한 후 화면에 디스플레이 하는 부분이다. 본 시스템에서는 영상의 강화과정으로서 영상의 히스토그램의 평활화(equalization)와 스트레칭(stretch) 과정 중에 하나를 수행하게 되어 있다. 위성영상은 명암값의 분포가 한쪽으로 치우치거나 균일하지 못하므로 히스토그램의 평활화(Histogram Equalization)를 이용하여 명암값 분포의 균일화로 영상이 향상될 수 있다. 히스토그램의 평활화를 구현하려면 히스토그램을 이용한 명도값의 빈도 수를 계산하여 축척 히스토그램 값을 구하고, 다음 식을 이용하여 정규화 시킨다. 정규화 된 축척 히스토그램을 그레이 스케일 사상 함수로 이용하여 그레이 레벨 값을 매핑한다.

$$Z_i = \frac{g_{max}}{n_i} H(i)$$

$Z_i$  : 축척 히스토그램 정규화 값

$n_i$  : 영상에서의 총 화소의 개수

$g_{max}$  : 명도의 최대값

$H(i)$  : 축척 히스토그램 값

히스토그램 스트레칭(Histogram Stretching)은 영상의 각 화소에 상수 값을 더하거나 빼거나 곱하거나 나누는 점 처리연산으로 영상 안의 화소를 재분배하여 콘트라스트 특성을 향상시킨다. 히스토그램 스트레칭의 주요 알고리즘은 원 영상의 가장 낮은 명도값과 가장 높

은 명도 값을 룩업 테이블(LUT)을 이용하여 계산된 결과 영상의 가장 낮은 명도값과 가장 높은 명도값으로 스트레치 매칭 시킴으로 영상을 향상시킨다. 룩업 테이블은 다음과 같이 계산하였다.

$$\text{새로운 화소값} = \frac{\text{이전 화소값} - \text{최소 화소값}}{\text{최대 화소값} - \text{최소 화소값}} \times \text{전체 값의 범위}$$

전체 화소값의 범위: 8bit->256 or 16 bit->65536 or 11bit->2048(IKONOS)

영상의 뷰는 또한 저장된 분류 결과를 나타내는 영상 파일을 디스플레이 할 수 있다. MDI 형태로 창을 구성하여 원 영상과 분류가 수행된 영상의 비교가 가능하며, 여러 알고리즘에 의해 수행된 분류 결과 파일을 한꺼번에 불러 들여 분류 방법들간의 비교가 가능하다. 영상의 축소, 확대, 이동 등의 기본적인 디스플레이 기능을 두었다. 영상의 확대시에는 평균값을 이용한 보간법(mean value interpolation)을 사용했다. 보통의 출력장비는 3개의 밴드만을 화면에 출력할 수 있다. 일반적으로 R, G, B 3개의 밴드를 장치 종속적인 비트맵 파일로 가지고 있어야 한다. 그리고 모든 밴드의 데이터는 분류 알고리즘에 꼭 필요하기 때문에 알고리즘 구현을 위한 전체 데이터를 따로 관리한다. 영상의 강조를 위한 클래스(CEnhancement)를 독립적으로 두어서 새로운 강조 알고리즘의 추가를 용이하게 하였다. 그림 5는 클래스 모듈의 클래스 구성도를 나타낸다.

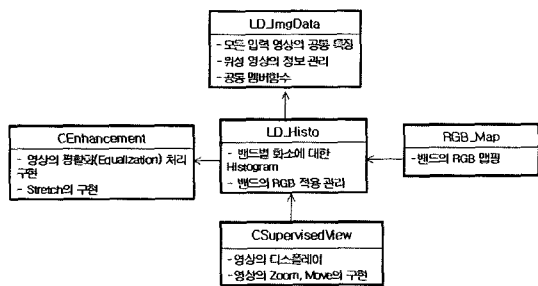


그림 5 디스플레이 모듈의 클래스 구성도

### 3.4 훈련(Training) 모듈

본 분류 시스템은 사전 학습을 위한 트레이닝 샘플 영역을 입력 영상에서 분류자가 수동적으로 임의적으로 직접 추출할 수 있다. 하나의 클래스에 대해서 하나의 훈련 영역만 추출하는 것이 아니라 4개 또는 5개 정도의 훈련 영역을 선택하여 처리한다. 화면에서 영상의 훈련 영역의 위치가 현재 보고있는 윈도우 혹은 전체 영상 중 일부분에 지정된다. 분석가는 화면의 커서를 이용하여 훈련 영역의 테두리를 그리는 방법으로 훈련 데이

타를 만든다. 샘플의 추출시 분류의 효율성을 높이기 위해서 다양한 통계자료를 제공하였다. 샘플의 평균, 분산, 표준편차, 중앙값, 화소의 최대값, 화소의 최소값, 최빈값, 첨도, 왜도값 등을 제공하여 분류자가 수동적으로 효과적인 훈련 데이터를 추출할 수 있다. 특히 분류의 정확성을 높일 수 있는 샘플의 선택을 위하여 샘플에 대한 첨도와 왜도를 제공하였다. 왜도와 첨도는 적률값을 이용한다. k 차의 적률(moment, 기울기)은 다음과 같다.

$$M_k = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^k}{n}$$

첨도는 분포의 뾰족한 정도를 정규 분포와 비교하여 나타내는 양으로서 양의 첨도는 상대적으로 더 뾰족하고 음의 첨도는 덜 뾰족함을 의미한다. 첨도가 높다는 것은 데이터가 밀집되어 분산이 나타내는 것에 비해 밀집이 더 심함을 의미한다. 다음은 첨도를 구하는 방식이다.

$$Kurtosis = \frac{M_4}{S^4} = \frac{M_4}{M_2^2}$$

$$= \left\{ \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum \left( \frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^4 \right\} - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)}$$

(∵ 적률에서 2차 적률은 분산이다.)

n : 표본 화소의 수 s : 표준편차

그리고, 왜도는 평균에 대한 분포의 비대칭 정도를 나타내는 양이다. 왜도가 양수이면 분포의 비대칭 꼬리가 양의 값 쪽으로 치우쳐 있으며, 음수이면 이와 반대가 된다. 왜도는 다음과 같이 구한다.

$$Skewness = \frac{M_3}{S^3} = \frac{M_3}{\sqrt{(M_2)^3}} = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum \left( \frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^3$$

훈련 모듈에서는 각각의 추출한 샘플에 대한 통계 정보를 바탕으로 하여 유효한 훈련 데이터를 선정할 수 있도록 하였으며, 훈련 데이터의 내용을 필요시 수정할 수 있으며, 훈련 데이터는 파일로 저장하여 재사용 가능하다.

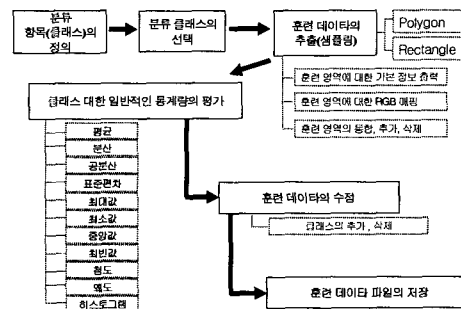


그림 6 훈련 모듈의 구성

그림 7은 훈련 모듈의 클래스 구성도로서 훈련 데이터의 처리 부분(CTrainingInfo 클래스)과 관리 부분(CTrainingData 클래스)을 별도로 두어 새로운 훈련 데이터에 대한 다양한 통계 정보를 얻을 수 있으며, 데이터의 추가 삭제를 용이하게 하였다.

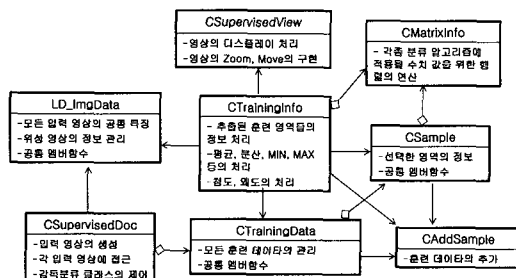


그림 7 훈련 모듈의 클래스 구성도

3.5 분류 모듈

분류 모듈은 실제 분류 알고리즘을 이용하여 분류 모듈을 수행하는 부분이다. 본 시스템에서 사용한 감독분류 알고리즘은 평행육면체 분류기법, 최소거리 분류기법, 마하라노비스 거리 분류기법, 최대 우도 분류기법, 퍼지 분류기법이다.

분류 모듈은 전체 분류 알고리즘들을 관리하는 클래스(CClassification 클래스)를 두고 이를 상속받아 감독분류 알고리즘들을 각각의 클래스로 구성하여 사용자가 원하는 분류 알고리즘을 선택하여 분류를 수행할 수 있다. 본 시스템에서는 5개의 분류 알고리즘을 사용하였으며, 새로운 알고리즘의 추가 및 확장이 용이하도록 각 알고리즘별로 각각의 클래스를 구성하였다. 각 분류 알고리즘에서는 분류를 위한 다양한 옵션 선택이 가능하여 세분화된 분류를 수행할 수 있다.

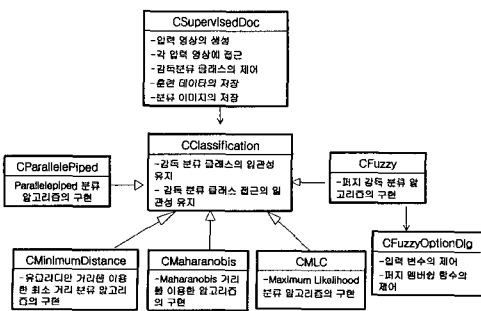


그림 8 분류 모듈의 클래스 구성도

3.6 출력 모듈

출력 모듈은 분류 결과를 8bit의 RGB 형태의 이미지 파일로 저장된다. 분류 결과에 대한 통계자료를 출력하여 주며 그것을 파일로 저장 가능하도록 하여서 분류 정확도의 검증을 위하여 훈련 영역의 분류 결과를 분석할 수 있도록 하였다. 파일로 저장된 분류결과 영상은 디스플레이 창에서 확인할 수 있다.

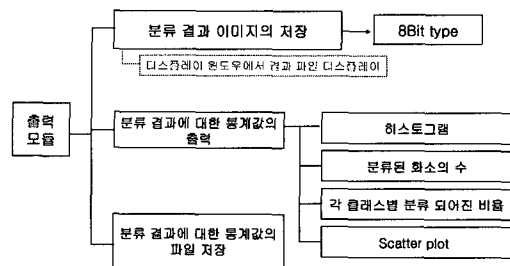


그림 9 출력 모듈의 구성

그림 10은 출력 모듈의 클래스 구성도를 나타낸 것이다. 입력 영상의 출력을 위한 메인 뷰 클래스와 분류 결과를 출력하기 위한 결과 뷰 클래스 그리고 군집결과와 통계 자료를 출력하기 위한 클래스로 구성되어 있다. 출력정보는 모두 한 개의 문서객체에 저장되어 있어서 모든 뷰 클래스는 한 개의 문서객체를 공유하게 된다. 분류 결과 영상은 뷰에서 다시 불러보기 위해서 8bit 비트맵 파일 형태로 저장되며 통계결과는 같은 이름의 "info" 확장자로 저장된다.

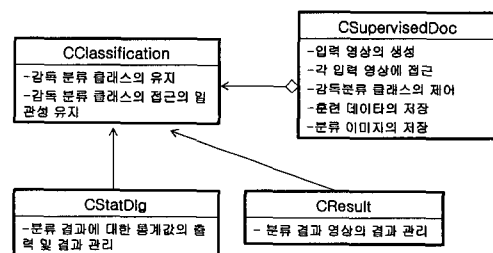


그림 10 출력 모듈의 클래스 구성

4. 구현 결과 및 고찰

본 논문에서 설계한 고해상도 위성영상의 분류 시스템을 구현한 결과를 보여주고, 결과에 대한 고찰을 해보았다. 본 시스템은 마이크로소프트사의 비주얼 C++ 6.0 언어를 사용하여 구현을 했으며 운영체제는 윈도우즈

2000을 사용하였다. IKONOS 위성영상을 입력영상으로 사용하여 구현한 시스템의 각 분류 알고리즘을 테스트 하였다. 그림 11은 본 시스템을 테스트하기 위해 사용한 IKONOS 위성영상과 관측 제원을 보여준다.



전정색 밴드	해상도	1m(관측각 26° 이내)
	주사폭(swath)	11km(수직방향)
다중 분광	밴드 (단위:microns)	0.45-0.90
	해상도	4m(관측각 26° 이내)
	주사폭(swath)	11km(수직방향)
	밴드(단위:microns)	#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 11 IKONOS 위성 영상과 관측 제원

그림 12는 입력영상에 대한 데이터 포맷과 밴드별 정보 및 히스토그램을 나타내고, 밴드를 선택하여 RGB 매핑을 하는 창을 보여준다.

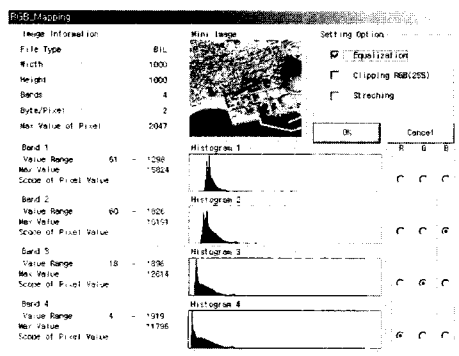


그림 12 입력 영상 정보 창

그림 13은 훈련 데이터를 추출하는 과정을 나타내는 그림이다. 하나의 클래스에 여러 개의 영역을 선택하며 각 영역에 대한 간단한 통계자료를 보여준다.

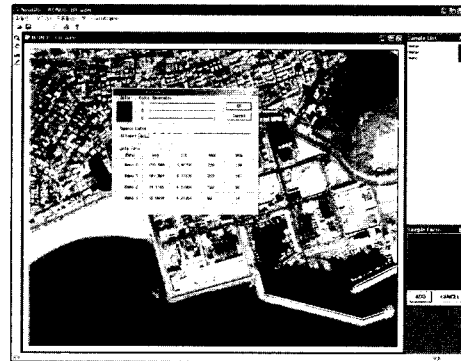


그림 13 훈련 영역의 선택

그림 14는 감독분류 시스템의 처리 결과의 예를 보여 주고 있다. 왼쪽 창은 원래 영상이고, 오른쪽 창은 분류를 수행한 결과 영상이다.



그림 14 감독분류 시스템의 처리 결과

전체 영상에 대한 분류를 수행한 결과를 살펴보면 평행육면체 분류 기법은 단순하고 빠르다는 장점을 가지고 있지만, 분류 항목의 상한과 하한의 범위가 겹치는 경우나, 범위에 포함되지 않은 경우 미분류로 처리되기 때문이다. 따라서 훈련 데이터의 영향을 가장 많이 받는다. 다른 분류보다는 정확성이 떨어지지만 이 분류기법은 특정지역을 대략적으로 분류를 할 때 사용하는 방법으로서 정확한 분류작업의 선행 작업으로 이용된다. 최소거리 분류기법은 모든 화소가 어느 분류 항목이건 가까운 평균으로 분류가 되므로 미분류 되는 화소는 존재할 수 없다. 어느 항목에도 속할 수 없는, 미분류 되어야 할 화소도 분류가 되므로 정확도 면에서 문제가 있



다. 그리고 도시지역처럼 분산이 큰 데이터 분포 항목에서, 실제로는 포함되어야 하지만 평균에서 멀리 떨어져 있다는 이유만으로 다른 항목으로 분류되는 경우가 발생하며, 역으로 분산이 작은 항목은 다른 항목의 화소를 끌어들이는 경우도 발생하여 분류 항목의 가변성이 무시된다. 그러나 이는 임계치를 설정함으로써 문제를 최소화 할 수 있다. 분류의 수행시간도 비교적 짧다. 마하라노비스 거리 분류기법은 분류항목의 가변성을 충분히 고려하였으며, 공분산 행렬의 존재 때문에 통계적 조건이 필요한 분석의 경우 최소 거리 분류보다 유리하다. 그러나 상대적으로 큰 공분산 행렬값을 가지는 항목에 대해 지나치게 분류가 집중되는 결과가 발생하기 쉽다. 최대우도 분류기법은 가장 많은 변수를 고려한 분류 방법이다. 화소가 속할 확률이 가장 높은 클래스로 분류를 한다. 분포 상태가 정규 분포를 가질 경우 가장 정확한 분류를 한다. 그리고 공분산 행렬을 이용함으로써 분류 항목의 가변성을 충분히 고려하였다. 하지만 분류 수행 결과 다른 분류기법에 비하여 처리 속도가 늦고 밴드 수와 분류항목의 수가 늘어나면 더욱 늦어짐을 알 수 있었다. 퍼지 분류기법은 퍼지 삼각형 멤버십 함수와 퍼지 사다리꼴 멤버십 함수를 사용하여 분류를 수행하였다. 사용자의 설정에 따라 일부 분류항목의 분류에는 높은 효율성을 나타낸다.

각 분류기법에 대한 정확도를 평가하려면 감독분류의 경우 실측된 데이터에 근거하여 각 분류항목을 선정하고, 훈련 데이터를 추출하여 특정지역을 분류하여야 하지만 본 시스템은 위성영상을 보면서 임의의 지역을 훈련데이터로 선정하여 분류를 수행하였다. 이에 분류의 정확도를 평가하기 위한 방법으로 훈련 영역의 화소들을 분류하는 방법을 이용하였다. 훈련 영역의 화소들 중 몇 퍼센트가 예상했던 대로 실제 분류되는지 알아보기 위해 전체 영상에서 훈련지역들의 화소들을 분류하였다. 표 1은 6개의 분류항목에 대한 각각의 훈련지역에 대한 분류를 수행한 결과이다.

표 1 훈련 지역 화소들의 분류 결과

분류 항목	Forest (삼림, 식생)	Water (물)	Urban (주택지)	Road (도로)	Ground (운동장, 백사장)	Shadow (그림자)	
평행육면체	82%	83.5%	78%	79%	85%	90%	
최소거리	92%	94%	89%	88.5%	96%	94.5%	
마하라노비스거리	95%	95.5%	90.3%	91.5%	96%	90%	
최대 우도	97.5%	96%	95%	93.2%	97%	95.5%	
Fuzzy	삼각형	97%	95%	93%	94%	97%	94%
	사다리꼴	98%	95.6%	95%	95%	97%	96%

본 결과는 훈련 지역에서 추출된 통계치가 훈련지역과 동일한 지역을 항목화 하는데 얼마나 유용한지를 알려준다. 즉 훈련 데이터의 대표성을 확인하는 것으로서 분류율이 높을수록 그 샘플의 대표성이 높다고 할 수 있다. 표 1의 값들은 훈련 지역을 어떻게 선정하느냐에 따라 그 결과가 달라진다.

지금까지의 결과로 본 시스템이 고해상도의 위성영상의 분류를 위해 여러 가지 감독 분류 알고리즘을 효과적으로 수행하는데 문제가 없음을 확인하였다.

### 5. 결론

본 논문은 고해상도 위성영상의 효과적인 분류를 위한 감독분류 시스템을 설계하고 구현하였다. 구현된 감독분류 시스템은 확장 가능한 시스템의 설계를 위하여 컴포넌트를 기반으로 개발하였으며, 다양한 인공위성영상을 입력영상으로 사용할 수 있고, 새로운 형태의 인공위성 영상 포맷의 지원을 위해 확장 가능한 형태로 설계하였다. 사용자가 자유롭게 다양한 밴드의 선택을 하도록 해서 밴드별 특성을 고려한 분류의 적용이 가능하도록 하였으며, 유효한 샘플의 추출을 위한 다양한 통계자료와 인터페이스를 지원하여 적절한 샘플의 선택이 가능함을 보였다. 또한, 알고리즘의 모듈화를 통하여 새로운 분류 기법의 효율적인 추가 및 확장이 용이하다. 본 시스템은 고해상도 위성영상에 대한 새로운 분류 기술의 개발과 활용을 위한 토대가 될 수 있을 것이다.

향후 과제로는 하이퍼스펙트럴(hyperspectral) 영상의 처리에 관한 추가적인 연구가 뒤따라야 하며, 혼합 화소에 대한 연구, 그림자 부분의 분류 문제 해결 등에 대한 연구가 이루어져야 할 것이다.

### 참고 문헌

[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] Pierce L., Samples G., Dobson M.C. and Ulaby, F., "An automated unsupervised/supervised classification methodology," Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings, IGARSS '98. 1998 IEEE International, Vol. 4, pp. 1781-1783, 1998.
- [7] Jain, A.K., Duin, P.W. and Jianchang Mao, "Statistical pattern recognition: a review," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, Vol. 22 Issue 1, pp. 4-37, 2000.
- [8] Richard A. Johnson, Dean W. Wichern, *Applied Multivariate Statistical Analysis*, Prentice Hall, pp. 573-627, 1992.
- [9] Gorte, B. and Stein, A., "Bayesian classification and class area estimation of satellite images using stratification," Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, Vol. 36 Issue 3, pp. 803-812, 1998.
- [10] Melgani, F., Hashemy B.A.R. and Taha S.M.R. "An explicit fuzzy supervised classification method for multispectral remote sensing images," Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, Vol. 38 Issue 1 Part 1, pp. 287-295, 2000.
- [11] Wang, F., 1990, "Fuzzy Supervised Classification of Remote Sensing Images," IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 28, No. 2, pp. 194-201, 1990.
- [12] Ishibushi, H., K.Nozaki and H.Tanaka, "Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification," Fuzzy Sets and Systems Vol. 52, pp. 21-32, 1992.
- [13] Nakashiim T., Nakai G. and Ishibuchi, H., "Improving the performance of fuzzy classification systems by membership function learning and feature selection," Fuzzy Systems, FUZZ-IEEE'02. Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on, Vol. 1, pp. 488-493, 2002.
- [14] Saldju Tadjudin and David A. Landgrebe, "Covariance Estimation For Limited Training Samples," IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Seattle, WA July 6-10, pp. 2688-2690, 1998.



전 영 준

1992년~1998년 동의대학교 전산통계학과 학사(이학사). 1998년~2000년 동의대학교 전산통계학과 석사(이학석사). 2000년~현재 동의대학교 컴퓨터공학과 박사과정. 관심분야는 패턴인식, 위성영상응용, 인공지능 및 컴퓨터응용분야



김 진 일

1976년~1982년 경희대학교 전자공학과(학사, 공학석사). 1994년 서강대학교 전자계산학과(공학박사). 1982년~1984년 미국 Bon Scours 시스템, 맥도널다글라스 우주항공회사 등 연구원. 1996년~1997년 미국 Purdue Univ. 전기 및 컴퓨터공학부 연구교수. 1998년~2001년 위성탐사 영상처리 연구회(한국과학재단) 회장. 1988년~현재 동의대학교 컴퓨터공학과 교수. 관심분야는 패턴인식, 퍼지논리, 위성영상응용, GIS/GPS/RS, 인공지능 및 컴퓨터응용분야