

# 위성영상 피복도 분류를 위한 자동 퍼지 귀속 함수와 규칙의 결정

인공위성연구센터 박원규  
 동의대학교 김진일\*

## 1. 서 론

인공위성과 관련된 연구에는 위성의 하드웨어적 장치에 관한 연구와 위성에서 취득한 데이터의 실용적 활용에 관련된 연구가 있으며, 본 연구는 후자인 위성으로부터 취득한 영상의 실용적 활용을 위한 영상분석 기술로서의 영상 분류기법을 다룬다.

위성영상을 위한 분류기법은 국가지리정보시스템을 비롯하여, 국토 관리, 토지이용도 제작, 수종(樹種) 분류(그림 1) 등에 공통으로 필요한 핵심 기술로서, 위성영상 자료의 방대한 크기와 자료의 주기적인 업데이트의 필요성 때문에 자동화, 속도, 정확도가 핵심 요소이다.

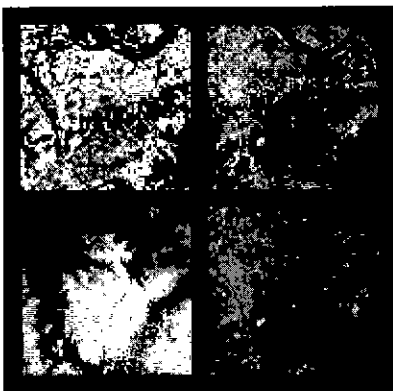


그림 1 좌상: 토지이용도, 좌하: 3차원 지형정보  
 우상, 우하: 위성영상 (서울, SPOT 영상,  
 Courtesy of SPOT Image Corp.)

1980년대 후반에 들면서 인공지능, 퍼지, 신경망 이론 등이 위성이미지 분류 분야에 본격적으로 응용되면서 기존의 통계적 이론에서 보다 개선된 제안들이 소개되고 있다. 이에 퍼지 기법을 적용하여 분류의 개선을 시도한 연구[1-3]가 있으며, 특히 1990년 Wang의 연구[3]는 혼합화소에 대한 퍼지 귀속도의 적용으로 정보의 손실을 줄였다는데 의의를 가질 수 있다. 또한, 신경망 이론의 위성영상 분류에의 적용에 대한 연구에서도 기존의 Maximum Likelihood 분류 기법(MLC)보다 나은 결과를 얻을 수 있음을 보인다.

신경망 이론의 새로운 제안으로는 1993년 Salu 등[4]에 의해 제안된 이진 다이아몬드 신경망이 있으나 이는 오히려 MLC보다 떨어지는 결과였다. 그러나, 신경망 이론은 기존의 통계적 분류에서 수용하지 못하는 정규분포로부터의 편차를 수용할 수 있다는 장점이 있어, 최근에는 역전파 신경망 이론 등을 적용하여 분류 정확도를 높이는 연구가 진행 중에 있다. 이러한 연구로는 SPOT 영상 분류에 신경망 이론을 이용한 분류한 연구[5]와 레이다 영상에 신경망 이론의 적용[6] 등이 있다. 그 외에 영상 분류 정확도를 향상시키기 위한 시도로 필터링 기법을 사용한 연구[7], 고해상도의 panchromatic 영상과 기존의 저해상도 다중대역 영상을 중첩하여 panchromatic 영상의 고해상도를 유지하면서, 저해상도 다중 대역영상의 반사 특성을 유지하여 분류 정확도를 향상시키는 연구[8] 등이 있다. 또한, 최근에는 밴드의 수가 200개가 넘는 AVIRIS 센서를 사용한 hyperspectral 이미지에 대한 연구[9,10]도 활발하며, 이로부터의 특징추출이나

\* 증신회원

분류에도 활발한 연구가 되고 있다.

본 연구에서는 위성영상 분류의 한 주류인 퍼지 분류를 효과적으로 적용하기 위하여 학습자료에 대해 얻은 퍼지 분할을 이용하여 자동 퍼지 규칙 및 귀속함수 생성하는 기법을 소개하고 이를 위성영상 분류에 적용한다.

## 2. 퍼지 분할(Fuzzy Partition)

퍼지 이론은 퍼지 집합, 퍼지 논리, 퍼지수 등의 개념을 사용하여 애매 모호한 상황을 수학적 으로 표현하는 실용적 가치가 높은 도구이다. 이는 패턴 인식 분야에서도 여러 가지 측면에서 매우 유용한 도구로써 인정받고 있으나 실제로 응용 분야에 적용하기 위해서는 퍼지 규칙 및 귀속 함수를 수많은 숙달된 전문가의 직관에 의해 결정해야 했다. 그러나, 이러한 방법은 다중분광 이미지 분류와 같이 패턴 공간의 차원이 높고 분류 항목이 가변적일 경우에 퍼지 규칙과 귀속 함수를 정의하기가 쉽지 않다. 따라서, 퍼지 이론을 위성영상 분류에 적용하기 위해서는 훈련 자료 대하여 패턴 공간을 분할하고 이로부터 귀속함수와 규칙을 자동 생성하는 방법이 매우 유용하다 [11-13]. 그러나, 기존의 방법은 패턴 공간의 훈련 데이터의 분포 상황을 고려하지 않은 획일적인 분할에 기초하여 퍼지 규칙과 멤버함수를 생성하므로 생성된 멤버함수와 규칙의 신뢰도는 상대적으로 낮아질 수밖에 없다. 또한, 생성된 규칙의 수도 많아지게 된다[11]. 이러한 단점을 극복하기 위하여 유전자 알고리즘을 사용하여 상대적으로 중요도가 낮거나 불필요한 규칙을 삭제하는 연구가 진행되었으나[16], 유전자 알고리즘 고유의 단점인 속도 문제와 지역 최소치로의 수렴하는 문제가 부각된다. 따라서, 패턴 공간의 분포 상황을 고려하여 다중분광 영상 분류를 위한 분광 공간을 분할하고, 해당 부분공간에 해당하는 퍼지 규칙을 생성하는 효율적인 접근법이 필요하다고 할 수 있다.

이 방법은 먼저 패턴 공간상에 분포된 학습 자료들을 분석하여 이를 부분 공간으로 분할하고, 분할된 공간에 기초하여 퍼지 if-then 규칙을 생성한다[11-13]. 따라서, 분류 문제 해결을 위한 퍼지 규칙의 성능은 패턴 공간의 분할 방법과, 분할된 공간에 기초한 퍼지 규칙을 표현하는 퍼

지 귀속함수의 정의 방법에 따라 좌우된다고 할 수 있다.

### 2.1 퍼지 분할 기법

본 절에서는 여러 가지 퍼지 분할 기법들을 소개하고 그 장단점을 살펴본다. 이에 앞서 퍼지 귀속함수와 규칙의 결정 과정 중, 먼저 분류의 대상이 되는 다차원의 패턴 공간이 존재하며 이에 분류 규칙을 결정하기 위한 패턴공간 분할이 요구된다. 여기서 규칙이 퍼지 규칙에 적용된다면 이때의 패턴 분할은 고정 분할(hard partition)이 아닌 퍼지 분할(fuzzy partition)이 되며, 아울러 퍼지 분할된 부분공간들은 퍼지 부분공간이 될 것이다.

훈련데이터에 대하여 패턴 공간을 분할하는 방법에는 여러 가지가 제안되었으나, 다음의 네 가지를 소개한다.

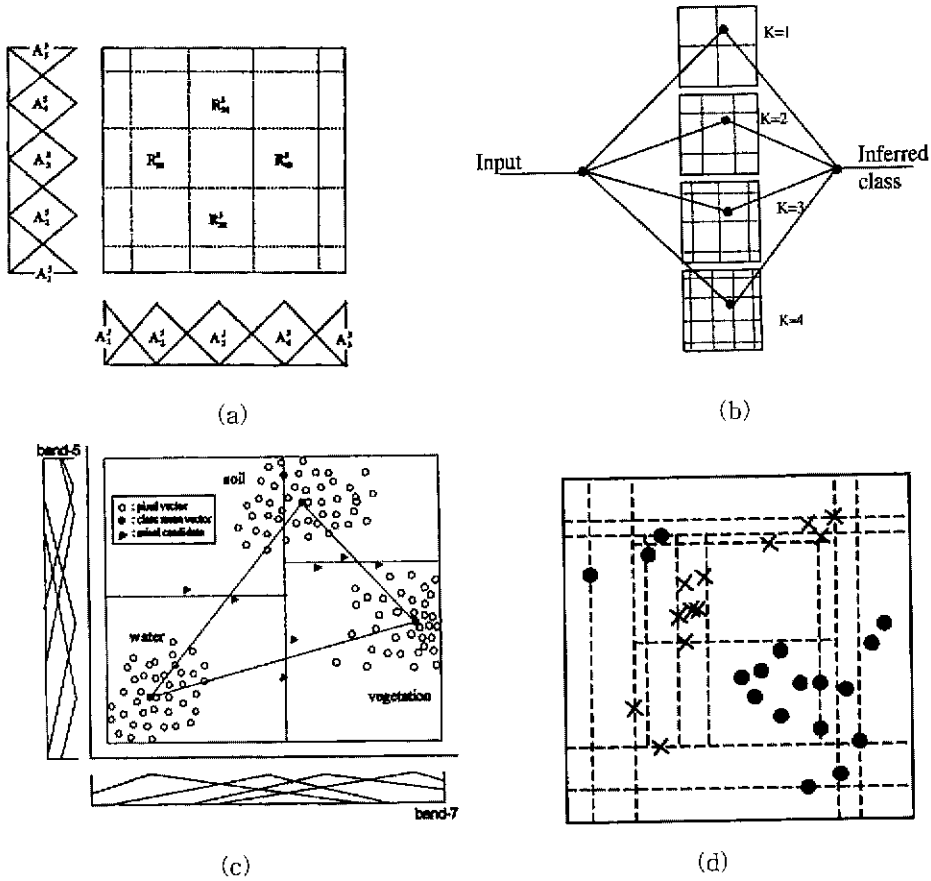
[방법 1] 훈련데이터의 분포와 상관없이  $n$ 차원의 퍼지 공간을 동일한 크기의  $K^n$  개의 부분공간으로 분할하는 방법(그림 2 (a), [11])

[방법 2]  $n$ 차원의 퍼지 공간을  $2^a, 3^a, \dots, b^a$  개의 부분 공간으로 각각 분할하여, 총  $\sum_{i=2}^b i^a$  의 분할 공간을 생성하고 그 중 가장 우수한 부분 공간을 유전자알고리즘을 사용하여 선택하는 방법(그림 2 (c), [16])

[방법 3] 차원수에 무관하게 패턴의 분포에 따라 이진분할 방식에 따른 패턴 분할의 방법[13, 14]

[방법 4]  $n$ 차원의 퍼지 공간을  $2^n$  개의 최대-최소 클러스터링(Min-Max clustering)을 사용하고 퍼지 부분 공간으로 분할 후, 가장 성능이 낮은 부분공간을 선택하여 중지 조건을 만족할 때까지 재귀적으로 재분할하는 방법(그림 2 (b), [17, 18, 21])

[방법 1]은 패턴 공간의 차원이 커질수록 퍼지 부분 공간의 수가 기하급수적으로 증가한다. 또한, 퍼지 분할을 너무 적게 하면 생성된 if-then 규칙의 분류 능력은 낮아지게 되고, 너무 많이 하면 어떠한 분류 항목으로도 분류될 수 없는 부분공간이 생긴다. 따라서 이 방법을 사용할 경우 분할의 수를 결정하는 것은 중요한 문제이다. 그림 2의 (a)는 [방법 1]을 사용한 경우의



(a)  $K^m$ 개의 부공간으로 분할 (b) (a)의 방법으로부터 응용하여 다수의 분할을 수행하고 규칙 테이블을 만들어, 유전자 알고리즘을 이용하여, 우수한 성능의 규칙만을 선택하는 알고리즘 (c) 훈련 데이터의 분포를 고려하여 이진적으로 반복 분할 (d) Min-Max Clustering을 이용하여 부공간을 재귀적으로 분할

그림 2 n차원의 퍼지 공간을 분할하는 방식

퍼지 분할의 예이다. 이때  $K=5$ 로써 25개의 퍼지 부공간으로 분할되었으며, 부공간마다의 퍼지 규칙(R)과 그의 차원별 퍼지 귀속함수(A)를 보여 준다.

[방법 2]는 [방법 1]을 발전시킨 방법으로써, 같은 패턴 공간(위성영상의 경우 분광공간)을 [방법 1]의 방법으로  $K=2, 3, \dots, p$ 까지 분할한 다음, 이로부터 퍼지 귀속함수와 퍼지규칙을 생성하고, 그 중 가장 우수한 분할 공간과 퍼지 규칙을 유전자 알고리즘으로 선택하는 방법이다[그림 2(b)]. 이 방법의 장점은 유전자 알고리즘을 사용한 최적화 작업이 성공적인 경우는 규칙의 수를 최소화 할 수 있으며 생성된 규칙으로 직접

분류를 수행하였을 경우, 분류 정확도 역시 우수한 것으로 알려져 있다[16]. 그러나, 유전자 알고리즘의 단점 중의 하나인 지역 최소치로 수렴하여 최적화에 실패하는 경우가 발생하며 이 경우 규칙의 수가 줄지 않을 뿐더러, 훈련 속도가 느리다는 단점이 있다.

[방법 3]은 그림 2의 (c)와 같이 패턴의 분포 특성을 기준으로 정의된 방법에 따라 서로 다른 크기를 갖는 2개의 부분 공간으로 분할하고, 이 부분 공간은 다시 그 공간 내 모든 패턴이 구분될 때까지 반복하여 재귀적으로 분할된다. 즉, 분류를 위한 기준이 되는 학습 패턴을 입력하여 이를 퍼지 규칙화하기 위한 패턴 공간의 분할을 그

학습 패턴의 분포 특성을 감안하여 나누는 방법이다. 본 기법을 통하여 분할 공간의 수를 줄일 수 있으며, 패턴의 분포 특성을 반영한 규칙을 생성시켜 분류의 정확도를 개선시킬 수 있다.

[방법 4]는 그림 2의 (d)와 같이 n차원의 퍼지 공간을 훈련데이터를 최대-최소 클러스터링 방법[20]을 이용하여 퍼지 부분 공간으로 분할한 후, 각 부분 공간을 평가하여 재분할 여부를 결정하는 방법이다. 이 방법의 장점은 이론상으로 패턴공간의 차원이 높을 경우 많은 수의 규칙을 생성하는 단점이 있으나, 실제 문제에 적용할 경우 즉, 패턴 공간의 차원이 3-7정도일 경우 적당한 수의 규칙이 생성되며, 훈련 속도가 매우 빠르며, 2-3회 정도의 반복 분할로 필요한 성능을 얻을 수 있다. 하지만, 무엇보다도 분류 정확도가 매우 높다는 것이 큰 장점이다[17, 18, 21]. 또한 반복 분할을 수행할 부분공간을 선택할 때, 가장 성능이 떨어지는 부분 공간을 택하여 수행함으로써, 부분 공간에 작은 수의 잡음 패턴이 포함된 경우에 새로운 분할을 수행하지 않음으로 잡음에 매우 강하다[17, 18, 21]. 하지만, 패턴 공간의 차원이 매우 높을 경우 규칙의 수가 매우 많아지는 단점이 있다.

## 2.2 퍼지 귀속함수(Membership Functions)와 규칙의 생성

퍼지 규칙의 생성은 2.1절에서 소개된 방법으로 분할된 각각의 분할 영역에 대해서 수행하게 된다. 퍼지 규칙을 생성하기 위해서는 먼저 퍼지 귀속함수가 정의되어야 한다. 퍼지 귀속함수는 기존의 규칙(이분법적인 규칙, 즉, 그 규칙이 성립되거나 성립되지 않거나 만을 알 수 있는 규칙)과 차별화시키고 그에 비해 우수한 성능을 발휘하게 하는 중요한 요소 중의 하나이다[19]. 퍼지 귀속함수는 삼각형, 사다리꼴, 가우시안 등 여러 가지 모양이 고려될 수 있으나, 여기서는 삼각형의 귀속함수를 이용하여 귀속함수의 정의구역을 주어진 분할영역에 대해서 정의하는 방법을 소개한다. 그 이유로는, 수학적으로는 증명된 바 없지만, 예를 들어, 제어분야 등과 같이 퍼지시스템의 출력이 연속적이어야할 경우, 가우시안을 사용하며, 그 외 패턴인식 등의 분야에서는 삼각 귀속함수가 정의하기 편리하며, 다른 귀속함수를

사용하였을 경우와 비교될 만큼의 성능차이를 보이지 않기 때문이다[17].

$[\hat{x}_q, \hat{x}_{q+1}]$ 의 분할 영역에서 정의되는 삼각 귀속함수는 다음과 같이 정의된다(그림 3).

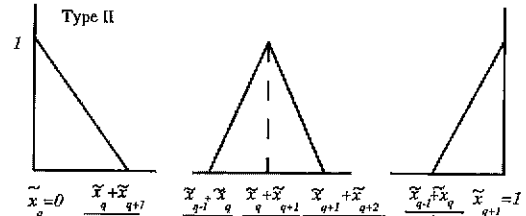


그림 3 삼각 퍼지 귀속함수의 정의

$$\mu_q(x) = \max\left\{-\frac{2}{\hat{x}_q + \hat{x}_{q+1}}x + 1.0, 0\right\}, \text{ for } q=0$$

$$\mu_q(r) = \max\left\{\frac{2}{(2-\hat{x}_q - \hat{x}_{q+1})}x - \frac{\hat{x}_q + \hat{x}_{q+1}}{(2-\hat{x}_q - \hat{x}_{q+1})}, 0\right\} \text{ for } q-1=2N+1$$

$$\mu_q(x) = \begin{cases} \frac{2}{\hat{x}_{q+1} - \hat{x}_{q-1}}x - \frac{\hat{x}_q + \hat{x}_{q+1}}{\hat{x}_{q+1} - \hat{x}_{q-1}}, & \text{for } \frac{\hat{x}_{q-1} + \hat{x}_q}{2} < x \leq \frac{\hat{x}_q + \hat{x}_{q+1}}{2} \\ \frac{2}{\hat{x}_{q+2} - \hat{x}_q}x + \frac{\hat{x}_{q+1} - \hat{x}_{q+2}}{\hat{x}_{q+2} - \hat{x}_q}, & \text{for } \frac{\hat{x}_q + \hat{x}_{q+1}}{2} < x \leq \frac{\hat{x}_{q+1} + \hat{x}_{q+2}}{2} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

위와 같이 귀속함수가 정의되었다면, 퍼지 규칙은 다음의 과정을 통하여 생성할 수 있다. 과정을 설명하기 전에 개념적으로 설명을 하면, 분할 영역이 2절의 방법으로 '적절하게' 정의되었다면 하나의 분할 영역 안에 해당하는 훈련데이터는 거의 대부분 하나의 분류 항목에 해당할 것이다. 물론, 다른 분류항목에 해당하는 훈련데이터도 포함되어 있을 수 있다. 이 경우, 분할 영역에 포함되는 주된 훈련 데이터의 분류 항목을 이 분할 영역에 해당하는 퍼지 규칙의 결론으로 -즉, 정확한 표현은 아니지만, 다수결- 생각하면 다음의 과정이 쉽게 이해될 수 있다.

$$R_{qr}^*: \text{ If } x \text{ is } FS_q \text{ and } y \text{ is } FS_r, \\ \text{ then } \vec{p} \text{ belongs to a class } C_{qr} \text{ with } CCF = CCF_{qr}, \\ q=0, 1, \dots, 2N+1; r=0, 1, \dots, 2N+1.$$

위의 식에서  $\vec{p}=(x, y)$ 는 패턴 벡터이고  $R_{qr}^*$ 은 규칙의 이름이며,  $FS_q$ 와  $FS_r$ 는 q번째와 r번째 각각 귀속함수  $\mu_q$ 와  $\mu_r$ 로 나타내어지는 퍼지 집합의 이름이다. 또한,  $C_{qr}$ 은 규칙의 결과, 즉 분류 결과이며,  $CCF_{qr}$ 은 분류 결과의 신뢰도를 표시한다.  $C_{qr}$ 와  $CCF_{qr}$ 은 훈련과정을 통하여

훈련데이터로부터 계산된다 [16-18, 21].

과정 1: 각각의 분류 항목  $L(L=0,1,\dots,N-1)$ 에 대하여  $\beta_L$ 을 다음과 같이 계산한다.

$$\beta_L = \sum_{p=L}^N \mu_p(x)\mu_p(y)$$

여기서  $\beta_L$ 은  $\vec{p}(=L)$ 의 피지 규칙  $R_p$ 에 대한 호환성(compatibility)의 합이다.

과정 2: 다음과 같이  $\beta_K$ 를 계산한다.

$$\beta_K = \max\{\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{(N-1)}\}.$$

과정 3: 그 다음  $CCF_{gr}$ 를 다음과 같이 계산하여 결정한다.

$$CCF_{gr} = \frac{\beta_K - \beta}{\sum_{L=0}^{K-1} \beta_L}$$

여기서,

$$\beta = \sum_{L=0, L \neq K}^{N-1} \frac{\beta_L}{(N-1)}$$

이며 규칙의 결론  $C_{gr}$ 은 K이다.

### 3. 토의 및 결론

많은 논문에서 나타나듯, 피지이론은 많은 응용분야에서 우수한 성능이 입증되었으나, 귀속함수와 규칙의 결정에 있어서, 전문가의 직관으로 규칙과 귀속함수를 생성함에 따라 최적화하기 어려운 단점이 있었다. 하지만, 본 논문에서는 현재까지 알려진, 피지 분할을 사용한 피지 규칙과 귀속함수의 생성하는 알고리즘들을 소개하였다. 소개된 방법을 사용하여 귀속함수와 규칙을 생성하여 위성영상에 대해서 분류를 수행하였을 경우, 기존에 감독 분류의 방법으로 많이 쓰이던 Maximum Likelihood 분류법보다 우수하다는 것이 여러 논문을 통하여 입증되었다[13-15, 17, 18, 20, 21]. 프랑스의 대표적인 원격탐사위성인 SPOT 영상에 대하여 2절의 [방법 4]를 이용하였을 경우 분류 정확도는 약 98% 정도의 정확도를 보였고(Park and Lee, 1998), Maximum Likelihood 분류법은 약 94%정도의 정확도를 나타내었다. [방법 3]의 경우에서도 Landsat TM 영상에 대하여 Maximum Likelihood 분류법과 비교하여 2.5%(삼각형함수 적용)에서 5.1%(사다리꼴함수 적용)의 개선된 결과를 보였다. 정량적인 분류 정확도 및 그림 4, 5에서 나타나있듯 피지이론을 이용한 영상분류는 기존의 방법들에 비

하여 우수한 결과를 나타내었다. 본 논문에서는 피지이론을 위성영상 분류에 적용함에 있어 문제가 되었던, 피지 규칙과 귀속함수 결정 및 최적화의 어려움을 해결하는 방법을 제시하였고 그 결과가 우수함을 소개하였다.

위성 영상의 과학·공학 및 실생활에의 응용에 대한 필요성과 유용성을 미국, 프랑스, 일본 등 각 선진국에서는 오래 전에 인식하여 많은 투자를 아끼지 않아 현재 상당 수준에 이르러 있는 것으로 보고되어 있다. 현재 우리나라에서도, 우리별 3호1)를 필두로 하여 다목적 실용위성 2), 23) 호기 등의 원격탐사위성 발사를 계획해놓고 위성체 개발뿐만 아니라, 관련 수신 시스템, 영상 처리시스템 등을 일부 개발 완료하고 개발 중에 있는 상태이다.



그림 4 대한민국 전라남도 광주 지역의 위성 사진과 피지 논리를 이용하여 제작한 토지 이용도. 프랑스 위성 SPOT, 1997년 9월 27일 촬영(Copyright: Satellite Technology Research Center)

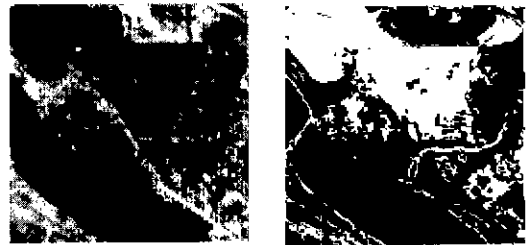


그림 5 [방법 3]을 사용하여 분류한 결과. 원 영상(좌): Landsat TM 영상과 그 결과 (우) 황색: 농경지 녹색: 초지 및 산림 청색: 강(江) 적색: 인공물(건물, 도로 등)

1) 1999년 발사 성공 현재 운용 중, 해상도 13.5m  
 2) 1999년 11월 발사예정, 해상도 6.7m  
 3) 2002-3년경 발사예정, 해상도 1m

위성 개발의 유용성은 흔히 사람들이 생각하는 국방·안보 분야뿐만 아니라 우리가 생각하는 거의 모든 분야에서 찾아볼 수 있다고 해도 과언이 아니다. 그 예로써, 각광을 받는 이동 통신에서 기지국의 배치를 고려할 때에 위성영상으로 추출이 가능한 3차원 지형정보를 사용한 가시권(line of sight)의 결정이 가능하며, 도로 정보를 추출하여 사용자의 이동경로 탐색이 가능하여 기지국 설계를 효율적이며 저렴한 비용으로 할 수 있다. 또한, 위성영상분류 기술을 응용한 농작황 분석이 가능하여, 우리 나라의 농작황 현황을 저렴한 가격에 파악하고 또한 타국의 농작황 분석 또한 가능하여 식량 지원 및 수출 등에 중요한 정보로 사용할 수도 있고, 몇몇 선진국에서는 이미 이와 같은 정책을 펼치고 있는 것으로 알려져 있다. 그 외에도 산림 파괴 감시, 환경 감시, 재난 감시, 건설 등 매우 다양한 응용이 가능하다.

현재 우주개발 및 응용분야에는 후발주자인 우리나라는 무엇보다도 그 필요성과 유용성을 인식할 필요가 있으며, 복합 기술 분야인 위성기술 개발에 각분야 전문가의 기술 개발에의 참여가 필요하다고 할 수 있다.

### 참고문헌

- [1] J.T. Kent and K.V. Mardia, "Spatial classification using fuzzy membership models", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.10, No.5, pp.659-671, 1988.
- [2] R.L. Cannon, J.V. Dave, J.C. Bezdek and M.M. Trivedi, "Segmentation of a thematic image using the fuzzy c-means clustering algorithm", IEEE Trans. on Geoscience & Remote Sensing, Vol.24, No.3, pp.400-408, 1986.
- [3] F. Wang, "Improving remote sensing image analysis through fuzzy information representation", PE & RS, Vol.56, pp.1163-1169, 1990.
- [4] Y. Salu and J. Tilton, "Classification of multispectral image data by the binary diamond neural network and by nonparametric, pixel-by-pixel methods", IEEE Trans. on Geosci. & Remote Sensing, Vol.31, No.3, pp.606-617, May, 1993.
- [5] Peter Dreyer, "Classification of Land Cover Using Optimized Neural Networks of SPOT Data", PS, Vol.59, No.5, pp.617-621, May, 1993.
- [6] Y. Hara, R.G Atkins, S. Yueh, R.T. Shin and Kong, "Application of Neural Networks to Radar Image Classification", IEEE Trans. on Geosci & Remote Sensing, Vol.32, No.1, pp.100-109, Jan., 1994.
- [7] J.J. Pan and C.I. Chang, "Destriping of Landsat MSS Images by Filtering Techniques", PE & RS, Vol.58, No.10, pp.1417-1423, Oct., 1992.
- [8] C.K. Munechika, J.S. Warnick, C. Salvaggio and J.R. Schott, "Resolution Enhancement of Multispectral Image Data to Improve Classification Accuracy", PE & RS, Vol.59, No.1, pp.67-72, Jan., 1993.
- [9] David A. Landgrebe, "On Progress Toward Information Extraction Methods for Hyperspectral Data," SPIE 42nd Annual Meeting, San Diego CA July 27-August 1, 1997.
- [10] Luis Jimenez and David Landgrebe, "High Dimensional Feature Reduction via Projection Pursuit". IGARSS '94, Pasadena, California, pp 1473-1479, Aug. 1994.
- [11] H. Ishibuchi, K. Nozaki and H. Tanaka, "Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification", Fuzzy Sets and Systems 52, pp21-32, 1992.
- [12] H. Ishibuchi, K. Nozaki and H. Tanaka, "Efficient fuzzy partition of pattern space for classification problems", Fuzzy Sets and Systems 59, pp295-304, 1993.
- [13] J.I Kim and S.C. Kim, "A Fuzzy

Partitioning Method of Spectral Space for Remote Sensing Image Classification", FUZZ-IEEE/IFES '95 Joint Conference, (Yokohama, Japan, Mar. 20-24), Proceeding Vol.3, pp1125-1130, 1995.

[14] J.I. Kim, "An Improved Pattern Partition in Multi-dimensional Feature Space", Trans. of KIPS, Vol.5 No.3, pp833-841, 1998.

[15] J.I. Kim, S.C. Kim, "An Efficient Fuzzy Rule for Multi-spectral Image Classification", ACSM/ASPRS '95 Annual Convention (Charlotte, NC., Feb. 27-Mar. 2), Technical Papers, Vol.3, pp.694-703, 1995.

[16] H Ishibuchi, K Nozaki, N Yamamoto, and H Tanaka. Selecting fuzzy if-then rules for classification problems using genetic algorithms. IEEE Trans. on Fuzzy Systems, 3(2):260-270, 1995.

[17] W Park, "Generation of Fuzzy Rules and Membership Functions from Training Set: Application to Extracton of Intrathoracic Airways from Volumetric EBCT images", Ph.D. Thesis. Univ. of Iowa. 1996.

[18] W Park and M Sonka "Adaptive Multi-Scale Partitioning: Application to Extracton of Intrathoracic Airways from Three Dimensional Lung CT images", Computer Vision and Image Understanding, 1996, submitted.

[19] E Cox. "The Fuzzy Systems Handbook". AP Professional, Cambridge, 1994.

[20] M Sonka, V Hlavac, and R Boyle. "Image Processing, Analysis, and Machine Vision 2nd Ed.". Chapman and Hall, London, New York, 1998.

[21] W Park and H Lee, "Fuzzy Logic Based Satellite Image Classification Using Automatically Generated Fuzzy Membership Function and Rule from Training Set". Korean Journal of Remote Sensing, 1998.

---

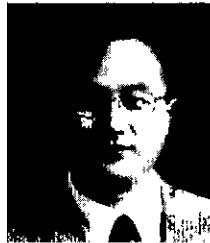
**박 원 규**



1991 한국과학기술원 진기·전자공학부 학사  
 1996 University of Iowa 전기 및 컴퓨터 공학 박사  
 1997~현재 인공위성연구센터 원격탐사연구실 응용연구팀 팀장  
 관심분야: 영상 이해, 분석 알고리즘 개발, 위성 영상 응용 연구, 위성영상으로부터의 정보 추출, 피지 이론, 인공지능을 이용한 패턴 인식 등

E-mail:wpark@satrec.kaist.ac.kr

**김진일**



1980, 1982 경희대학교 전자공학과 학사, 석사  
 1994 서강대학교 전자계산학과 공학박사  
 1996~1997 Purdue University 기밀컴퓨터공학부 방문교수  
 1988~현재 동의대학교 컴퓨터공학과 부교수  
 1998~현재 위성탐사 영상처리 연구회(과학재단) 회장  
 연구분야: 패턴인식, 이미지분류, 피지논리, 위성이미지 응용, GIS/GPS 등

E-mail:jukim@hyomin.dongeeu.ac.kr

---