

다차원 특성 공간에서의 효율적 패턴 분할 기법

김진일†

요약

본 논문에서는 다차원 특성 공간에서 퍼지규칙을 자동으로 생성하기 위해 다차원 공간을 효과적으로 패턴 분할하는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 패턴 공간의 순차적 재분할(sequential subdivision)에 기초하며, 생성된 패턴 부공간의 크기는 불규칙하다. 제안된 방법에서 최초의 n차원 패턴 공간은 패턴의 분포 특성을 고려하여 서로 다른 크기를 갖는 2개의 부공간으로 분할된다. 이 부공간중 재분할할 패턴 공간이 선택되고, 이 재분할은 중지 조건이 만족될 때까지 재귀적으로 반복된다. 본 제안의 결과는 인공위성 Landsat TM을 사용한 2, 4, 7번 밴드의 다중분광 이미지에 적용시켰으며, 만족할 만한 결과를 얻을 수 있었다.

An Efficient Pattern Partitioning Method in Multi-dimensional Feature Space

Jin-Il Kim †

ABSTRACT

The aim of this study is to propose an efficient method for partition of multi-dimensional feature space into pattern subspace for automated generation of fuzzy rule. The suggested method predicates on sequential subdivision of the fuzzy subspace, and the size of constructed pattern space is variable. Under this procedure, n-dimensional pattern space, after considering the distributional characteristic patterns, is partitioned into two different pattern subspaces. From the two subspaces, the pattern space for further subdivision is chosen; then, this subdivision procedure recursively repeats itself until the stopping condition is fulfilled. The result of this study is applied to 2, 4, 7 band of satellite Landsat TM and satisfactory result is acquired.

1. 서론

퍼지 이론은 퍼지 집합, 퍼지 논리, 퍼지수 등의 개념을 사용하여 애매모호한 상황을 잘 표현할 수 있다. 이는 패턴 인식 분야에서도 여러가지 측면에서 매우 유용한 도구로써 인정받고 있으나 실제로 응용

분야에 적용하기 위해서는 퍼지 규칙의 생성 방법이 결정되어야만 한다. 퍼지 규칙을 생성하기 위해서는 인간 전문가에 의하여 수작업으로 퍼지 규칙을 정의하고 이용하는 방법과 학습을 통한 퍼지 규칙의 자동 생성 방법이 있다. 그런데 전자의 방법은 다중분광 이미지 분류와 같이 패턴 공간의 차원이 다양하고 분류 항목이 가변적일 경우에 퍼지 규칙을 정의하기가 쉽지 않다. 따라서 이러한 경우 주어진 패턴 공간을 분할하는 방법을 이용하여 퍼지 규칙을 자동 생성하는 방법이 매우 유용하다[1, 2]. 그런데 기존의 방법은

※이 논문은 한국과학재단의 1996년 전반기 해외 Post-Doc. 연구지원 결과임.

† 정 회 원: 동의대학교 컴퓨터공학과

논문접수: 1997년 10월 24일. 심사완료: 1998년 1월 23일

패턴 공간의 분포 상황을 고려하지 않은 획일적인 분할에 기초하여 퍼지 규칙을 생성하므로 생성된 규칙의 신뢰도는 상대적으로 낮아질 수밖에 없으며 그 규칙의 수도 많아질 수밖에 없다. 본 논문에서는 패턴 공간의 분포 상황을 고려하여 다중분광 이미지 분류를 위한 분광 공간을 분할하고, 해당 부공간에 해당하는 퍼지 규칙을 생성함에 있어 효율적인 접근법을 제공한다.

이 방법은 먼저 패턴 공간상에 분포된 학습 자료들을 분석하여 이를 부공간으로 분할하고, 분할된 공간에 기초하여 퍼지 if-then 규칙을 생성한다[1-3]. 따라서, 분류 문제 해결을 위한 퍼지 규칙의 성능은 패턴 공간의 분할 방법과, 분할된 공간에 기초한 퍼지 규칙을 표현하는 퍼지 귀속함수의 정의 방법에 따라 달라진다.

이러한 문제를 해결하기 위해 다음과 같은 형태의 퍼지 if-then 규칙을 사용한다.

$$\text{규칙 } R_{ij}^K : \text{If } x_1 \text{ is } A_i^K \text{ and } x_2 \text{ is } A_j^K \text{ then } (x_1, x_2) \text{ belong to } C_{ij}^K \text{ with } CF = CF_{ij}^K$$

여기서 R_{ij}^K 는 퍼지 if-then 규칙의 라벨(label)이고, A_i^K 와 A_j^K 는 단위 구간(unit interval) [0,1]상의 퍼지 부분집합, 그리고 C_{ij}^K 는 결론으로 K 개의 분류항목중 하나이며, CF 는 퍼지 if-then 규칙의 확신 인자(certainty factor)를 나타낸다. 그런데 A_i^K, A_j^K 는 퍼지 함수 형태의 퍼지 규칙을 의미하며, 이에는 여러 형태의 퍼지 함수에 대한 정의를 사용할 수 있을 것이다. 또한, 확신 인자인 CF 는 퍼지 규칙에 대한 신뢰도를 부여함으로써 규칙의 정확도를 개선시킬 수 있으며, 이는 규칙 적용을 위한 패턴 부공간마다 그에 해당하는 확신 인자값을 부여하게 된다. 이러한 퍼지 규칙을 적용하기 위한 첫 단계로 어떻게 패턴 공간의 분할할 것인가 하는 이론적 접근이 요구되며, 본 논문에서는 이의 방법론을 제안하고 실험한다.

2. 패턴 분할 기법

2.1 기존의 이론

본 절에서는 기존의 퍼지 분할 기법들을 소개하고 그 문제점들을 살펴본다. 이에 앞서 퍼지 분할의 과

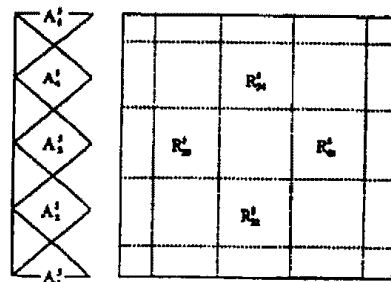
정을 보면, 먼저 분류의 대상이 되는 다차원의 패턴 공간이 존재하며 이에 분류 규칙을 적용키 위한 패턴 분할이 요구된다. 그런데 이 규칙이 퍼지 규칙에 적용된다면 이때의 패턴 분할은 고정 분할(hard partition)이 아닌 퍼지 분할(fuzzy partition)이 되며, 아울러 퍼지 분할된 부공간들은 퍼지 부분 공간이 될 것이다.

패턴 공간을 분할하는 기존의 방법은 다음의 2가지로 제안되고 있다.

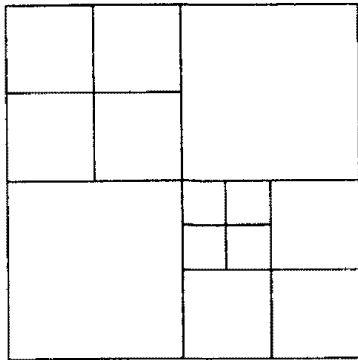
[방법 1] n 차원의 퍼지 공간을 동일한 크기인 K^n 개의 부공간으로 분할하는 방식[1, 2]

[방법 2] n 차원의 퍼지 공간을 2^n 개의 퍼지 부분 공간으로 분할 후, 다음에 재분할할 부공간을 선택하여 중지 조건을 만족할 때까지 재귀적으로 재분할하는 방식[3]

[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 분류항목으로도 분류될 수 없는 부공간이 생긴다. 따라서 이러한 방법을 사용할 경우 분할의 수를 결정하는 것은 중요한 문제이다. (그림 1)의 (a)는 [방법 1]을 사용한 경우의 퍼지 분할의 예이며, 이때 $K=5$ 로써 25개의 퍼지 부공간으로 분할되었으며, 부공간마다의 퍼지 규칙(R)과 그의 차원 별 퍼지 귀속함수(A)를 보여준다. [방법 2]는 (그림 1)의 (b)와 같이 n 차원의 퍼지 공간을 2^n 개의 퍼지 부분 공간으로 분할한 후, 각 부공간을 평가하여 재분할 여부를 결정하는 방법이다.



(a) K^n 개의 부공간으로 분할



(b) 2^n 개의 부공간을 재귀적으로 분할

(그림 1) K^n 차원의 퍼지 공간을 분할하는 방식
(a) K^n 개의 부공간으로 분할

(b) 2^n 개의 부공간을 재귀적으로 분할

(Fig. 1) Partitioning methods of n -dimensional pattern space

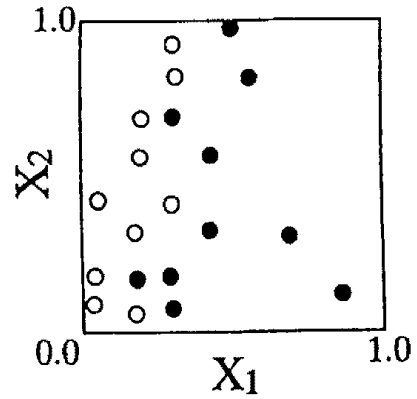
(a) K^n subspaces (b) 2^n subspaces

이 방법을 사용할 경우 [방법 1]에서 언급한 분할 공간수의 증가와 이에 따른 규칙수의 과다를 일부 해소시킬 수 있다. 그런데, 위의 방법들이 Landsat TM과 같이 다중분광의 7차원 이미지에 적용한다면 [방법 1]의 경우, $K=5$ 이므로 $5^7=78125$ 가 되어 엄청나게 많은 부공간을 갖게 되므로 이에 따른 규칙의 적용은 비효율적이며 실용적이지 못된다. 마찬가지로 [방법 2]의 경우에도 7차원인 경우, 1번 분할에 $2^7=128$ 씩 부공간이 증가되므로 여전히 많은 규칙의 수를 갖게 된다.

다음 (그림 2)의 예는 Ishibuchi의 논문[3]에서 적용한 분류문제이다. X_1 과 X_2 라는 2차원 패턴 공간에 검은 점과 흰 점의 2가지 분류항목이 단위공간 $[0,1] \times [0,1]$ 내에 존재하는 경우에 있어서 그 패턴 공간의 분할에 대한 적용 예이다. 이 예를 통하여 기존의 패턴 분할 기법과 본 논문에서 제안하는 방법을 비교해 보자.

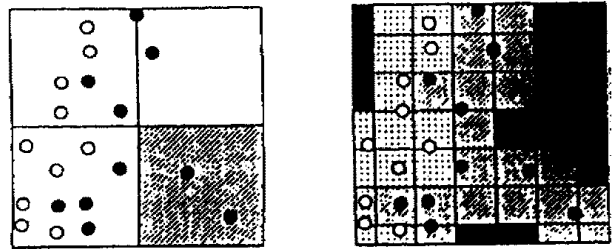
이 분류문제를 [방법 1]과 [방법 2]에 적용한 결과는 (그림 3)과 (그림 4)이다. 그림에서 보는 바와 같이 2차원 공간의 문제임에도 [방법 1]의 경우 49개, [방법 2]의 경우 34개의 부공간이 생성됨을 보여준다. 뿐만 아니라, n 차원의 퍼지 공간을 동일한 크기의 2^n 개의 부분 공간으로 분할함으로써 (그림 5)에서와 같이 이웃하는 공간이 동일 분류항목일 경우가 생긴다. 즉, 이 두 공간은 실제로 하나의 공간으로 합쳐져야 하며, 이러한 중복된 부공간들을 줄일 수 있는 방법이

요구된다.



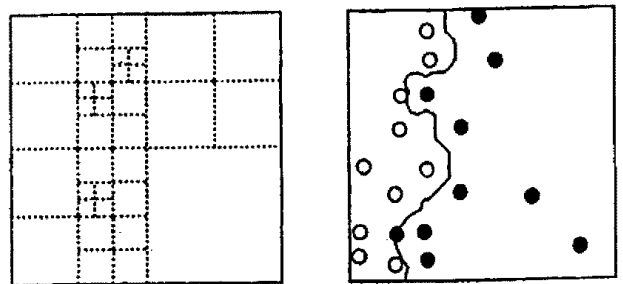
(그림 2) 분류문제의 예

(Fig. 2) A classification problem



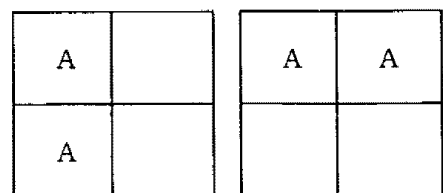
(그림 3) K^n 인 경우($K=2, 7$)

(Fig. 3) In case of K^n ($K=2, 7$)



(그림 4) 2^n 인 경우(11번 반복)

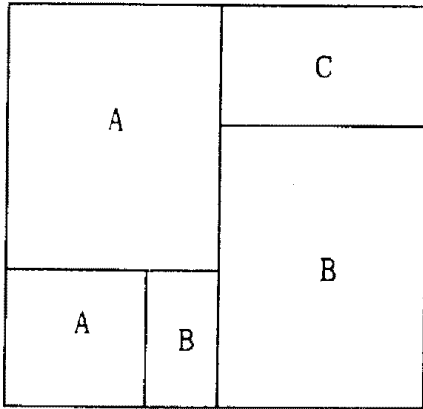
(Fig. 4) In case of 2^n (11 iterations)



(그림 5) 이웃하는 부공간이 동일 분류항목일 경우의 예
(Fig. 5) Neighboring subspaces with the same category

2.2 제안 패턴 분할 기법

본 논문에서는 패턴 공간을 (그림 6)과 같이 패턴의 분포 특성을 기준으로 다음에 정의된 방법에 따라서 다른 크기를 갖는 2개의 부분 공간으로 분할하고, 이 부분 공간은 다시 그 공간내 모든 패턴이 구분될 때까지 반복하여 재귀적으로 실행한다. 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 개선시킨다.



(그림 6) 제안된 방법에 따른 패턴 분할의 예
(Fig. 6) A pattern partitioning example by the proposed method

패턴 분할의 과정은 먼저, K개의 분류항목 C_1, C_2, \dots, C_K 로부터 k개의 패턴 $x_p = (x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pm}), p=1, 2, \dots, k$ 이 학습 패턴으로 주어진다고 가정하자. 즉, 패턴 x_p 가 속하는 분류항목은 K개의 분류항목중 하나이다. 여기에서 n차원의 퍼지 공간의 분할을 재귀적으로 수행하고 동시에 분할된 각 부공간에 포함된 패턴들의 분포 특성을 반영하는 분할 기법으로 다음의 프로시저를 제안한다.

[패턴 공간의 분할 프로시저]

단계 1. 초기 공간의 각 축 상의 하한값 α , 상한값 β 를 설정한다.

$$\alpha_i^0 = \text{MIN}(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki}), \beta_i^0 = \text{MAX}(x_{2i}, \dots, x_{ki})$$

여기서, $i = 1, 2, \dots, n$ 이다.

단계 2. 퍼지 공간에 포함된 각 분류항목에 속하는 패턴 좌표값의 평균 벡터 M^t 를 구한다.

$$M^t = (M_1^t, M_2^t, \dots, M_n^t), t = 1, 2, \dots, K$$

$$M_1^t = \text{AVG}(x_{pi} | x_p \in C_t, p = 1, 2, \dots, k, t = 1, 2, \dots, K)$$

여기서, $i = 1, \dots, n$ 이며, C_t 는 분류항목을 말한다.

단계 3. 단계 2에서 구한 평균 벡터 M^t 의 각 차원별 최소값과 최대값을 구한다.

$$P_j^{\max} = \text{MAX}(M_j^1, M_j^2, \dots, M_j^K)$$

$$P_j^{\min} = \text{MIN}(M_j^1, M_j^2, \dots, M_j^K)$$

여기서, $j = 1, \dots, n$ 이다.

단계 4. 단계 3에서 구한 P_j^{\max} 와 P_j^{\min} 사이의 거리를 구하고, 그 거리가 가장 긴 차원 쪽의 중심값 CP_x 를 계산한다.

$$D_j = P_j^{\max} - P_j^{\min}$$

$$D_x = \text{MAX}\{D_j | j = 1, \dots, n\}$$

$$CP_x = (P_x^{\max} + P_x^{\min})/2$$

여기서, x는 차원이다.

단계 5. 만일, x 차원에서 중심값 CP_x 를 기준으로 2개의 부공간으로 재분할한다면 각 부공간의 좌표별 새로운 상한값과 하한값은 다음과 같다.

(1) 부공간 1

$$\text{if } (i = x) \text{ then } \alpha_i^{t,1} = \alpha_i^t, \beta_i^{t,1} = CP_x$$

$$\text{else } \alpha_i^{t,1} = \alpha_i^t, \beta_i^{t,1} = \beta_i^t$$

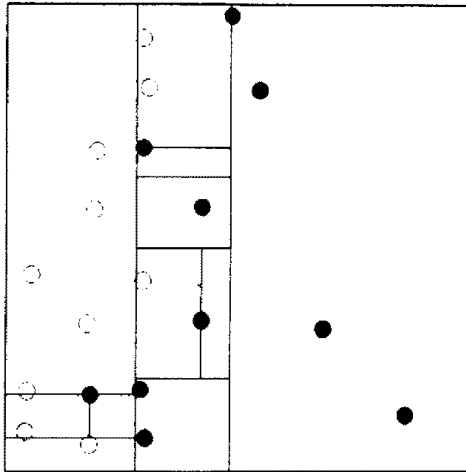
(2) 부공간 2

$$\text{if } (i = x) \text{ then } \alpha_i^{t,2} = CP_x, \beta_i^{t,2} = \beta_i^t$$

$$\text{else } \alpha_i^{t,2} = \alpha_i^t, \beta_i^{t,2} = \beta_i^t$$

단계 6. 다음 번에 처리할 부공간을 선택하며, 그 부공간에 속한 패턴들이 모두 같은 분류항목에 속한다면 퍼지 부분 공간에 대응하는 퍼지 if-then 규칙을 생성한다. 만약, 그렇지 않다면 단계 2를 수행한다.

단계 7. 이 부공간이 처리할 마지막 부공간인가를 조사하고, 그렇지 않으면 단계 6으로 돌아가 모든 부공간이 처리될 때까지 반복한다.



(그림 7) 제안 방법의 시뮬레이션 결과
(Fig. 7) Simulation result by the proposed method

이상의 방법으로 처리된 Ishiduchi의 예에 대한 패턴 분할의 시뮬레이션 결과는 (그림 7)과 같다. 그림에서 보여주듯이 검은 점 혹은 흰 점만이 존재하는 곳에서는 분할 공간이 크게 나누어지나 인근에 두 종류의 패턴들이 인접해 있는 경우에는 그에 준하여 분할 공간의 크기가 작게 됨을 알 수 있다. 즉, 패턴의 분포 특성을 감안한 분할이 됨을 보여준다.

<표 1>은 분할된 부공간의 좌표들이다. 여기서, 공간좌표 1과 2는 2차원 공간상에서 좌상과 우하의 각 정점들을 나타내며, 공간(1~11)은 분할된 패턴 공간의 수를 의미한다.

앞의 2가지 방법과 본 논문에서 제안한 패턴 분할 결과에 대한 비교는 <표 2>에서 보여준다. 먼저, Ishi-

<표 1> 분할된 부공간의 좌표
<Table 1> Coordinates of partitioned subspaces

공간	공간좌표 1		공간좌표 2	
	x1	y1	x2	y2
1	0	0	0.29	0.84
2	0.29	0.00	0.49	0.31
3	0.29	0.31	0.49	0.37
4	0.29	0.37	0.49	0.53
5	0.29	0.53	0.43	0.80
6	0.43	0.53	0.49	0.80
7	0.29	0.80	0.49	1
8	0	0.84	0.19	0.93
9	0.19	0.84	0.29	0.93
10	0	0.93	0.29	1
11	0.49	0	1	1

<표 2> 패턴 분할 방법의 비교표
<Table 2> Comparison of partitioning methods

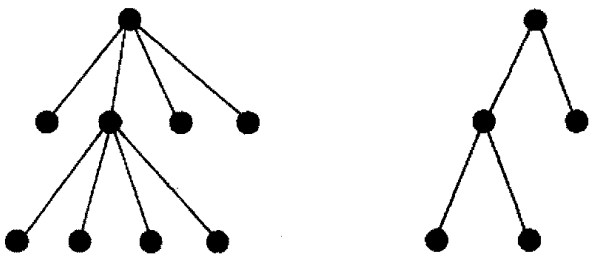
	Method-1	Method-2	Proposed Method
Degree of Partition	K^n	2^n	$K + 1$
K	7	.	10
n(dimension)	2	2	.
Partition spaces	49	34	11

buchi가 제안한 [방법 1]의 경우는 K^n 개의 부공간 분할로써 앞의 분류문제에 대한 분할 결과는 $K=7$ 에서 모든 패턴이 구분되어 2차원 패턴 공간에서 총 49개의 부공간으로 분할되었다. 다음으로 [방법 2]의 2^n 분할의 경우는 한번 분할시 마다 재분할 유무를 검사하도록 되어 있으므로 불필요한 재분할을 줄일 수 있었으나 이를 통한 분할의 결과는 총 34개의 부공간을 가지므로 여전히 많은 수의 부공간 개수를 가짐을 알 수 있다. 또한, 본 시뮬레이션은 2차원 공간의 경우에 적용했기 때문에 실제 다차원의 패턴 공간에 대한 분할 시에는 앞의 두 방법에 대한 적용시 분할 공간수의 증가로부터 규칙 개수의 과다로 인한 overhead가

문제될 것이다.

본 논문에서 제안하고 있는 방법의 경우는 패턴 공간의 차원수(n)에 무관하며, 패턴의 분포 특성만을 고려한 이진 분할 방식으로써 본 분류문제에서는 총 11개의 분할 공간으로 나누어짐을 보여준다. 아울러, 패턴 차원수의 증가 시에도 패턴 분포에 따른 이진 분할을 함으로써 분할 공간수의 증가를 줄일 수 있다.

(그림 8)은 2차원 패턴 공간(n=2)에서의 분할 트리를 보여준다. [방법 2]의 2ⁿ의 경우(a)는 한번의 분할에 4개씩의 부공간이 생성됨을 보여주며, 이는 패턴 공간의 차원수가 커질수록 한번의 분할에 따른 부공간의 수는 급격히 증가함을 알 수 있다. 예를 들어, 본 논문에서의 다중분광 이미지 분류의 적용과 같이 3차원 패턴 공간을 사용할 시에는 2³=8이 되어 한번의 분할에 8개씩의 부공간이 나누어져 그 분할의 수가 급격히 증가하는 문제를 야기한다. 본 제안의 경우(b)에서는 n(패턴 공간의 차원수)에 관계없이 2개씩 분할되는 형태를 보여준다.



(a) 2ⁿ의 경우(n=2) (b) K+1의 경우

(그림 8) 2차원 패턴 공간에서의 분할 트리

(a) 2ⁿ의 경우(n=2) (b) K+1의 경우

(Fig. 8) Partition tree of 2-dimensional pattern space

(a) In case of 2ⁿ (b) In case of K+1

3. 다중분광 이미지의 적용

본 연구의 결과를 검증하기 위해 인공위성 Landsat TM의 다중분광 이미지에 적용시켰으며, 밴드간의 분리도(separability)가 뛰어난 밴드 2, 4, 7번에 적용했다. 분류 항목은 4가지로 Forest, Water, Crop, Urban에 대해 각각 9개씩 3개 지역, 27개 화소를 학습 데이터로 사용하였다.

먼저 학습 데이터에 대한 패턴 공간의 분할을 위하여 밴드 2, 4, 7의 3차원 분광 공간상에 학습 데이터를 사상(mapping)시켜 분류항목별로 패턴의 분포 특성을 고려하여 패턴 분할한다.

다음은 2차원 공간상에서 분류항목의 학습 데이터에 대한 사상 결과를 앞에서 제안한 패턴 분할 기법에 적용시킨 예이다.

(예) 밴드 2, 4에 적용

- ① 먼저 패턴 공간에 학습 데이터를 사상시킨다.
- ② 사상된 패턴의 밴드별 하한값(α)과 상한값(β)을 구한다.

	band-2	band-4
α	41	29
β	72	111

- ③ 패턴 공간상에서 분류항목별 평균 벡터를 구한다.

분류항목	band-2	band-4
water	46.7	30.12
crop	49.44	52.31
urban	45.31	90.77
forest	64.50	82.74

- ④ 각 분류항목의 평균 벡터들에 대한 차원별 최소값과 최대값을 구한다.

	band-2	band-4
Max. value	64.50(forest)	90.77(urban)
Min. value	45.31(urban)	30.12(water)

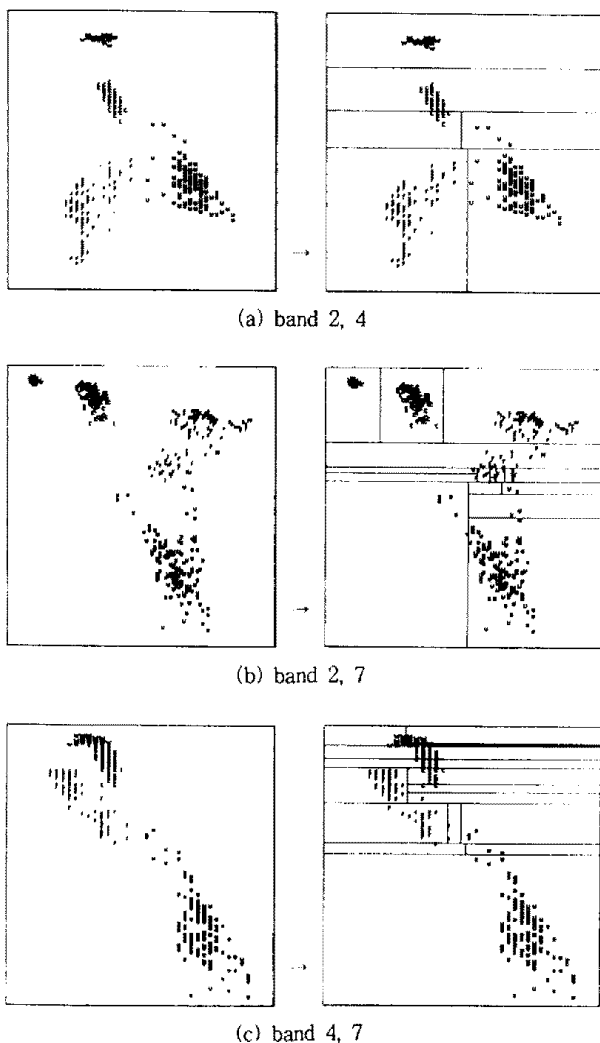
- ⑤ 각 차원별 최소값과 최대값 사이의 거리를 구한다.

밴드	거리
band-2	19.19
band-4	60.65

- ⑥ 가장 긴 차원 쪽(band-4)의 중심값을 기준으로 2개의 부공간으로 분할한다.

- ⑦ 다음 처리할 부공간을 선택하여 ②로 돌아가 모든

부공간이 한 분류항목이 될 때까지 반복 처리한다. (그림 9)는 본 논문의 실험에 적용된 4가지 분류항목에 대한 학습 데이터의 2차원 분광 공간상의 패턴 분할된 결과를 보여준다. 여기서, F, C, W와 U는 각각 Forest, Crop, Water와 Urban에 대한 학습 데이터를 의미하며, 한 분류항목이 하나의 분할된 공간을 차지하기도 하나 인근에 서로 다른 분류항목이 있을 시에는 여러 개의 분할 공간이 나누어짐을 볼 수 있다.



(그림 9) 학습 데이터의 2차원 공간 사상과 그의 분할 공간 (Fig. 9) 2-dimensional mapping space of training data and its partitioning subspaces

<표 3>는 3차원 공간에서 학습 데이터에 대한 패턴 분할 결과의 공간 좌표값을 보여준다. 좌상의 공간 끝을 (0, 0, 0)으로 두고, 3차원 공간의 좌상과 우하의

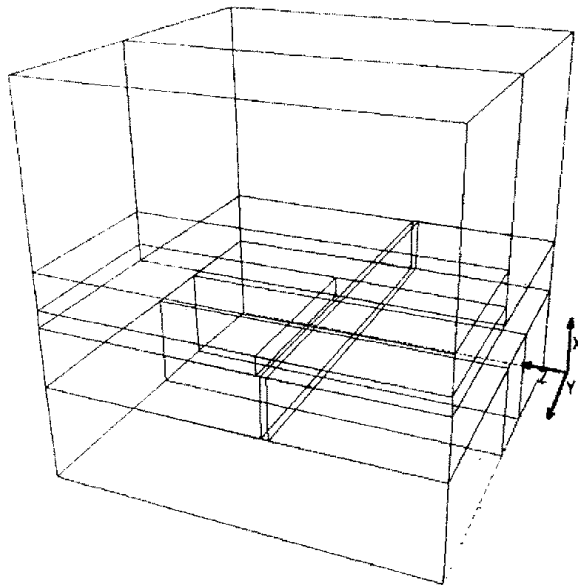
끝을 공간좌표 1과 2로 주었다. 이상의 11개 퍼지 부공간은 다음의 퍼지 규칙을 적용키 위한 단위 공간들이 된다.

<표 3> 3차원 공간상에서 학습 데이터의 패턴 분할 좌표 (Table 3) Coordinates of pattern subspaces in 3-dimensional training data

공간	공간좌표 1			공간좌표 2		
	X1(band2)	Y1(band4)	Z1(band7)	X2(band2)	Y2(band4)	Z2(band7)
1	0	0	0	255	39.659	34.759
2	0	39.659	0	255	62.036	34.759
3	0	62.036	0	255	255	34.759
4	0	0	34.759	52.617	255	52.706
5	52.617	0	34.759	54.625	255	52.706
6	54.625	0	34.759	255	255	52.706
7	0	0	52.706	255	71.163	255
8	0	71.163	52.706	255	255	58.187
9	55.5	71.163	52.706	255	255	58.187
10	0	71.163	58.187	255	255	69.032
11	0	71.163	69.032	255	255	255

(그림 10)은 3차원 공간에서의 패턴 분할된 결과를 보여주며, 여기서 밴드 2, 4, 7에 대한 다중분광 공간상의 학습 데이터로부터 패턴 분할된 공간을 보여준다. 즉, X 좌표는 밴드 2, Y 좌표는 밴드 4 그리고 Z 좌표는 밴드 7을 의미한다. 총 11개의 부공간으로 나누어 졌으며, 이는 앞서 2차원 공간에 대한 패턴 분할의 결과보다 오히려 적은 수이다. 이는 3차원 공간에 학습 데이터를 사상시켜 앞에서 정의된 분할 기법의 적용시 오히려 규칙의 수를 줄일 수 있음을 알 수 있다.

<표 4>는 다중분광 이미지에 대한 패턴 분할의 결과를 보여준다. K^n 분할 방법의 적용시는 기하급수적인 분할 공간수의 증가를 볼 수 있다. 이는 인접하는 2개의 다른 분류항목을 가지는 경우에 2개의 분류항목이 분할될 때까지 계속 K 수를 늘려야 하므로 많은 부공간이 발생함을 알 수 있다. 또한, 2^n 의 경우에서도 여전히 많은 수의 부공간이 생기므로 n의 차원이 증가시 이의 적용에도 어려움이 따름을 알 수 있다.



(그림 10) 학습 데이터의 3차원 공간에 대한 분할 결과
(Fig. 10) Partitioning result of 3-dimensional training data

<표 4> 다중분광 이미지의 적용결과 비교표
(Table 4) Comparison of partitioning result by using the multispectral image data

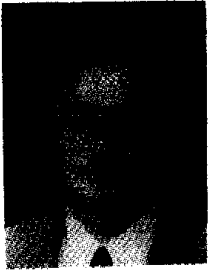
	K^n 의 경우	2^n 의 경우	$K + 1$ 의 경우
band-2, 4	64	10	6
band-2, 7	529	31	17
band-4, 7	1849	19	18
band-2, 4, 7	79507	43	11

4. 결 론

본 논문의 목표는 다차원 특징 공간을 패턴 부공간으로 분할하기 위한 새로운 기법의 제안이다. 이를 위해 분류 항목에 따른 분광 공간상의 분포도를 고려한 새로운 패턴 분할 기법을 제안하였다. 제안된 패턴 분할 기법은 기존의 방법에 비해 분류 항목에 대한 패턴의 분포도를 고려함으로써 불필요한 분할 공간의 수를 줄일 수 있었으며, 이로부터 생성된 규칙의 신뢰도도 개선시킬 것이다. 이는 Landsat TM과 같은 7 차원의 다중분광 이미지에서 뿐만 아니라 향후 AVIRIS 센서에 의한 224 밴드의 규칙에 대한 적용에 있어서 기존의 패턴 분할 기법에 비하여 유용한 도구가 될 것으로 사려되는 바이다.

참 고 문 헌

- [1] H. Ishibuchi, K. Nozaki and H. Tanaka, "Pattern classification by distributed representation of fuzzy rules", Proc. of FUZZ-IEEE '92 (San Diego, CA., March 8-12), pp643-650, 1992.
- [2] 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.
- [3] H. Ishibuchi, K. Nozaki and H. Tanaka, "Efficient fuzzy partition of pattern space for classification problems", Fuzzy Sets and Systems 59, pp295-304, 1993.
- [4] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets", Information and Control, Vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [5] F. Wang, "Fuzzy Supervised Classification of Remote Sensing Images", IEEE Trans. on Geosci. & Remote Sensing, Vol. 28, pp. 194-201, 1990.
- [6] Luis Jimenez and David Landgrebe, "Supervised Classification in High Dimensional Space: Geometrical, Statistical, and Asymptotical Properties of Multivariate Data", IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics, January 1998, To appear.
- [7] Luis Jimenez and David Landgrebe, "High Dimensional Feature Reduction via Projection Pursuit", IGARSS '94, Pasadena, California, pp 1473-1479, Aug. 1994.
- [8] 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.
- [9] 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.



김진일

1980년 경희대학교 전자공학과
(공학사)

1982년 경희대학교 전자공학과
(공학석사)

1995년 서강대학교 전자계산학
과(공학박사)

1996년~1997년 Purdue대학 전

기 및 컴퓨터공학과 방문교수

1988년~현재 동의대학교 컴퓨터공학과 부교수

관심분야: 패턴인식, 이미지분류, 퍼지시스템, GIS, 원
격탐사