

# 분포함수 기반 Mass 함수 추정을 통한 Dempster-Shafer 영상융합

이 상 훈

경원대학교 산업공학과

Email: shl@kyungwon.ac.kr

요약: 본 연구에서는 서로 다른 센서간의 영상 자료 융합을 위하여 Dempster-Shafer 기법을 제안하고 있다. 제안된 Dempster-Shafer 기법은 불확실성의 최소 값을 대표하는 Belief 함수와 불확실성의 최대 값을 나타내는 Plausibility 함수를 사용한다. 이러한 두 함수의 차이는 Belief Interval 로 정의되며 이 값은 분석 대상에 존재하는 불확실 정도의 Measure 로 사용되며 Evidence Combination 의 이론에 근거하여 서로 다른 센서간의 자료 융합이 가능하며 분류 결과로 클래스 맵 뿐 만 아니라 분류 결과에 대한 불확실성 정도를 나타내는 Belief 함수 값과 Plausibility 함수 값을 생성하여 분류 결과에 대한 보충적인 분석을 가능하게 하여 사용자의 분석 정확성을 증대 시킬 수 있다.

## 1. 서론

원격탐사 안에서의 영상융합에의 주된 접근 방법은 통계적 기법이다. 통계적인 방법들은 일반적이고 잘 이해되어 있는 이론적인 기초를 가지고 있고 modeling 을 위한 강력한 도구의 집합을 포함하고 있다. 이러한 통계적인 기법은 최신 기술의 인공지능 기법과 결합하여 많은 효과적인 영상융합 기법이 개발되었다(Ehlers, 1991; Franklin and Blodgett, 1993; Hall, 1992; Nunez *et al.*, 1999). Dempster-Shafer evidence theory 는 Bayesian 추론을 일반화 시킨 이론으로 비정확성과 불확실성 Measures 를 각각 Belief 함수와 Plausibility 함수를 통해 제공하며 이 두 함수 값 사이의 간격을 나타내는 "Belief Interval"에 의해 불확실성의 정도가 표현된다. 이러한 Dempster-Shafer 융합기술(Le Hégarat-Masclé *et al.*, 1997; Saizenstein and Boudraa, 2004)을 이용하여 서로 다른 센서에서 수집된 영상 자료를 융합하여 사용하여 분류 결과의 정확성을 높인다.

## 2. Dempster-Shafer 영상융합

Dempster-Shafer Evidence 이론은 Mass 함수로부터 계산되는 Plausibility(Pls)와 Belief(Bel)의 두 가지 함수를 통하여 비정확성과 불확실성을 대표하는 Measures 를 제공한다.  $\Theta$ 가 화소 클래스에 관한 가설들의 집합이라 한다면 Dempster-Shafer 이론은  $\Theta$ 의 어떤 소 집합에 대해서도 고려될 수 있다.  $2^\Theta$ 를  $\Theta$ 의 소 집합들의 집합이라 하면 Mass 함수  $\mathbf{m}$ 은 다음과 같이 정의된다:

$$\text{For } A \in 2^\Theta, \quad 0 \leq \mathbf{m}(A) \leq 1, \quad \mathbf{m} : \begin{cases} \mathbf{m}(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A \in 2^\Theta} \mathbf{m}(A) = 1 \end{cases} \quad \text{where } \emptyset \text{ is the empty set} \quad (1)$$

그러면 Pplausibility(Pls)와 Belief(Bel)은 다음과 같이 정의된다:

$$\mathbf{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} \mathbf{m}(B) \quad \mathbf{Pls}(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} \mathbf{m}(B). \quad (2)$$

본 연구에서는 클래스별 Beta 추정함수를 기반으로 하여 Mass 함수를 추정하여 영상융합에 이용한다.

$p$  개의 Source 중  $i$  번째 소스에서 공급되는 기본적인 확률 할당(제시된 기술에서는 Mass 함수)

을  $\mathbf{m}_i$ 라 한다면 Dempster's Combination Rule 에 의해  $\mathbf{m}_i$ 의 직교 합 (orthogonal sum)은 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{m} = \mathbf{m}_1 \oplus \mathbf{m}_2 \oplus \dots \oplus \mathbf{m}_p = \begin{cases} \mathbf{m}(\emptyset) = 0 \\ \text{if } K \neq 1, \mathbf{m}(A) = \frac{\sum_{B_1 \cap \dots \cap B_p = A} \prod_{1 \leq i \leq p} \mathbf{m}_i(B_i)}{1 - K} \\ \text{where } K = \sum_{B_1 \cap \dots \cap B_p = \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq p} \mathbf{m}_i(B_i) \end{cases} \quad (3)$$

식 (3)에서  $K$ 는 Normalization 없이 결합 후 Empty Set 에 할당되어 질 Mass 를 나타내며 서로 다른 소스 사이의 대립에 대한 Measure 로 해석되어 질 수 있다. 즉 큰 값의  $K$ 는 소스 사이의 대립이 크다는 것을 나타내며 작은 값은 소스 사이의 일치가 잘 이루어 진다는 것을 나타낸다. 본 연구의 영상융합에서는 Evidence Combination 이론을 이용하여 Mass 함수를 구성하여 사용한다.

### 3. 분포함수 기반 Mass 함수

Dempster-Shafer 영상융합에서 가장 어려운 문제 중에 하나가 Mass 함수의 추정이다. 현재까지의 일반적인 방법은 훈련표본에 대하여 각 클래스 내 화소 값의 분포를 조사하여 수동적으로 사다리꼴 함수 형태의 Mass 함수를 구성하는 것이다. 본 연구에서는 훈련표본을 사용하는 대신 공간확장 영상분할에 근거한 무감독 영상 분류(이상훈, 2003) 결과를 분석하여 대상지역 내의 복합 클래스 형태를 확인한 다음 각 클래스 내의 화소 값의 분포를 0 과 1 사이의 범위에서 일반적인 분포형태를 가질 수 있는 Beta 분포로 가정한 다음 자동으로 추정한 Mass 함수를 사용한다.

단일 밴드의 센서에서 복합 클래스의 화소 값에 대해 Beta 분포를 가정한다:

$$f_{class}(z) = \frac{z^{\hat{r}_{class}-1}(1-z)^{\hat{s}_{class}-1}}{B(\hat{r}_{class}, \hat{s}_{class})} \quad \text{where } z = \frac{x+0.5}{Bit_{max}} \quad (4)$$

$Bit_{max}$ : Data bit 의 최대 값 (8 bit data 의 경우 256)

$$B(\hat{r}, \hat{s}) = \int_0^1 z^{\hat{r}-1}(1-z)^{\hat{s}-1} dz.$$

위의 식 (4)에서 Beta 분포의 모수는 Moment 방법(Oguamanam *et al.*, 1995)에 의해 쉽게 추정할 수 있다. 그리고 식 (1)의 조건을 만족하는 Mass 함수를 계산한다:

$$\mathbf{m}_{sensor}(x) = \frac{f_{class}(x)}{\sum_{\forall class} f_{class}(x)} \quad (5)$$

### 4. 연구결과

본 연구에서는 제안 기법의 실제 원격탐사 자료에 대한 실험을 위하여 경기도 용인/능평 지역으로부터 관측된 KOMPSAT-1 영상자료와 LANDSAT ETM+ 위성 영상자료를 사용하였다. 사용된 KOMPSAT-1 자료는 2000년 3월 1일에 관측된 범색 영상이다. LANDSAT ETM+ 자료는 2000년 9월 20일에 관측되었고 7개의 분광 파장대(spectrum wavelength)에서 수집되는 다중분광 자료이다. 다중분광 자료의 식생 연구에 있어 외부적 요소에 의한 변이를 최소화하기 위해 관측치를 여러 형태의 식생지수로 변환하여 사용한다.

LANDSAT ETM+ 측정치로부터 계산된 NDVI 자료는 분석을 위하여 8 비트자료로 전환되었다. 본 연구에서는 두 개의 단일 밴드 영상, KOMPSAT-1 EOC 범색 영상과 LANDSAT ETM+ NDVI 영상에 대해 Dempster-Shafer 영상융합을 수행하였다. 첫 단계로 지리정보 자료와 field survey 를 통하여 분석 지역에 대해서 7 개의 피복 형태를 가정하였다: (1)대지, (2)개발지역, (3)농업지역, (4)초지, (5)양사면지역, (6)음사면지역, (7)수역. 그리고 공간확장 기반 무감독 분류 기법을 의한 계층적 분석을 통하여 개개 센서의 영상 자료에 대해 각각 적절한 클래스의 수의 클래스 맵을 생성한 다음 7 개의 피복 형태의 지역과 클래스 맵을 비교하여 각 센서의 영상에 대해 각각의 분류기법에 의해 추정된 클래스에 대해 적절한 복합 클래스 구성을 하였다. 표 1 은 분류 및 분석 과정을 통하여 구해진 6 개의 복합 클래스 형태를 보여주고 있고 그림 1 과 2 는 Beta 분포 밀도함수와 그에 해당하는 Mass 함수를 보여주고 있다. 표 2 는 영상 융합에 의한 분류결과를 보여주고 있다.

## 5. 결론

본 연구에서는 서로 다른 센서간의 영상 자료 융합을 위하여 Dempster-Shafer 기법을 제안하고 있다. 제안 된 Dempster-Shafer 기법은 불확실성의 최소 값을 대표하는 belief 함수와 불확실성의 최대 값을 나타내는 plausibility 함수를 사용한다. 이러한 두 함수의 차이는 belief interval 로 정의되며 이 값은 분석 대상에 존재하는 불확실 정도의 measure 로 사용되며 evidence combination 의 이론에 근거하여 서로 다른 센서간의 자료 융합이 가능하다.

실제적으로 어느 지역의 피복은 한가지 형태로 구성되어 있기보다는 여러 가지 형태가 복합적으로 구성되어 있는 경우가 많아 훈련 과정에서 단순 클래스를 위한 정확한 정보를 얻기가 힘들다. 제안 된 Dempster-Shafer 기법은 분류를 위한 매개변수를 추정하는 훈련과정에서 복합 클래스를 설정할 수 있어 단순 클래스 설정으로 인한 훈련과정이 어려움을 피할 수 있다. 또한 분류 결과로 클래스 맵 뿐 만 아니라 분류 결과에 대한 불확실성 정도를 나타내는 belief 함수 값과 plausibility 함수 값을 생성하여 분류 결과에 대한 보충적인 분석을 가능하게 하여 사용자의 분석 정확성을 증대시킬 수 있다.

## 참고문헌

- 이상훈, 2003, 다단계 계층군집 영상분류법을 이용한 토지 피복 분석, 대한원격탐사학회지, 19(4): 329-339.
- Ehlers, M., 1991. Multisensor image fusion techniques in remote sensing, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 46: 19-30.
- Franklin S. E. and C. F. Blodgett, 1993. An example of satellite multisensor data fusion, *Computers and Geoscience*, 19: 577-583.
- Hall, D. L., 1992. *Mathematical techniques in multisensor data fusion*, Norwood: Artech House Inc.
- Le Hégarat-Masclé, S., I. Bloch, and D. Vidal-Madjar, 1997. Application of Dempster-Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing, *IEEE Transactions on Geosciences And Remote Sensing*, 35(4): 1018-1031.
- Nunez, J., X. Otazu, O. Fors, A. Prades, V. Pala, and R. Arbiol, 1999. Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37.
- Oguamanam, D.C.D., H.R. Martin, and J.P. Huissoon, 1995. On the application of the beta distribution to gear Damage analysis, *Applied Acoustics*, 45: 247-261.

Saizenstein F. and A. Q. Boudraa, 2004. Iterative estimation of Dempster-Shafer's basic probability assignment: application to multisensor image segmentation, *SPIE*.

표 1. KOMPSAT-1 EOC 와 LANDSAT NDVI 영상의 6 개의 복합 클래스 형태

KOMPSAT-1 EOC			LANDSAT NDVI		
E-1	6	음사	N-1	1+2+3+7	대지+개발+농업+수역
E-2	5+7	양사+수역	N-2	2+3+4	개발+농업+초지
E-3	2+3+4	개발+농업+초지	N-3	2+3+4	개발+농업+초지
E-4	2	개발	N-4	2+4	개발+초지
E-5	1+2+3+4	대지+개발+농업+초지	N-5	5+6	양사+음사
E-6	1+4	대지+초지	N-6	5	양사

표 2. Beta Mass 함수에 의한 EOC 와 NDVI Dempster-Shafer 영상융합 분류결과

구분		클래스	대지	개발	농업	초지	양사	음사	수역
B	E	화소수	152044	985138	0	201619	824527	440998	99034
		평균값	157.6	97.5	0	156.3	77.0	49.6	63.0
	N	분산값	774.7	455.8	0	762.5	227.9	55.0	161.5
		평균값	0.9	79.3	0	111.5	173.0	149.7	10.7
		분산값	14.1	3097.8	0	2464.3	295.0	325.3	489.6

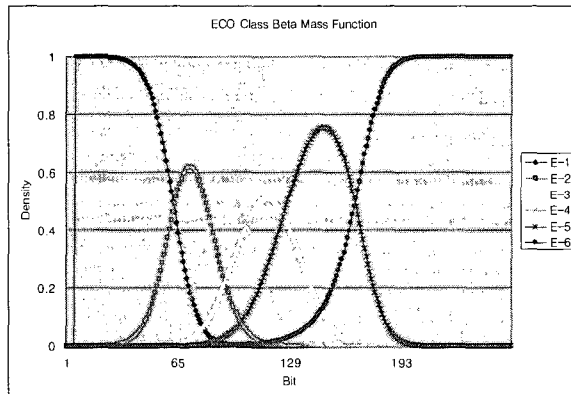
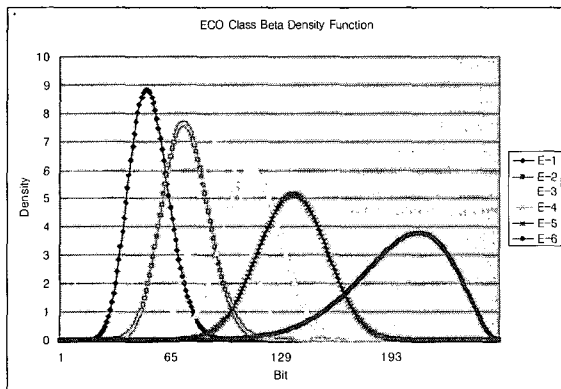


그림 1. KOMPSAT-1 EOC 영상의 복합클래스 Beta 밀도 및 Mass 함수.

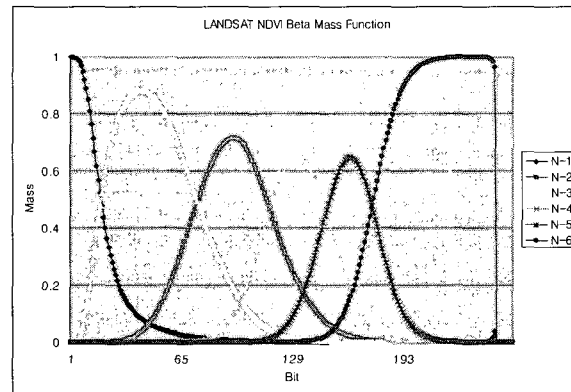
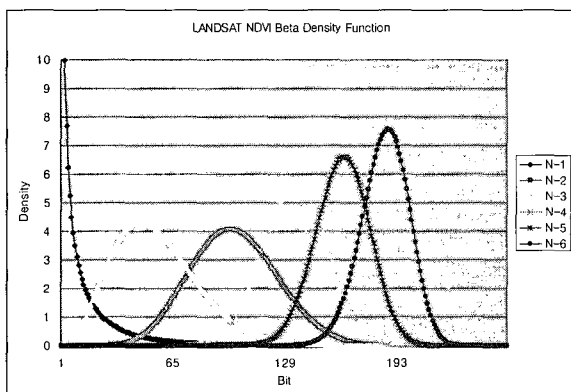


그림 2. LANDSAT NDVI 영상의 복합클래스 Beta 밀도 및 Mass 함수.