

Gaussian 분포의 질량함수를 사용하는 Dempster-Shafer 영상 융합

이 상 훈

경원대학교 산업공학과

Dempster-Shafer Fusion of Multisensor Imagery Using Gaussian Mass Function

Sang-Hoon Lee

Department of Industrial Engineering, Kyungwon University

Abstract : This study has proposed a data fusion method based on the Dempster-Shafer evidence theory. The Dempster-Shafer fusion uses mass functions obtained under the assumption of class-independent Gaussian assumption. In the Dempster-Shafer approach, uncertainty is represented by "belief interval" equal to the difference between the values of "belief" function and "plausibility" function which measure imprecision and uncertainty. By utilizing the Dempster-Shafer scheme to fuse the data from multiple sensors, the results of classification can be improved. It can make the users consider the regions with mixed classes in a training process. In most practices, it is hard to find the regions with a pure class. In this study, the proposed method has applied to the KOMPSAT-EOC panchromatic image and LANDSAT ETM+ NDVI data acquired over Yongin/Nuengpyung, area of Kyunggi-do. The results show that it has potential of effective data fusion for multiple sensor imagery.

Key Words : Dempster-Shafer Evidence Theory, Data Fusion, Classification, Training.

요약 : 본 연구에서는 Dempster-Shafer evidence theory에 기반하여 Gaussian 질량 함수를 사용하는 융합 기법을 제안하고 있다. Dempster-Shafer 융합은 비정확성과 불확실성 measures를 각각 belief 함수와 plausibility 함수로 나타내며 이 두 함수 값 사이의 간격을 나타내는 "belief interval"에 의해 불확실성의 정도가 표현된다. 이러한 Dempster-Shafer 융합기술을 이용하여 서로 다른 센서에서 수집된 영상 자료를 융합하여 사용하여 분류 결과의 정확성을 높이고 특히 분류를 위한 매개변수를 추정하는 훈련과정에서 복합 클래스를 설정할 수 있어 단순 클래스 설정으로 인한 훈련과정이 어려움을 피할 수 있다. 이 연구에서는 경기도 용인/능평 지역에서 관측된 KOMPSAT EOC의 범색 영상 자료와 LANDSAT ETM+의 식생지수 자료에 대해 제안된 Dempster-Shafer 융합기술을 이용하여 분류 실험을 수행하였고 분류 결과는 서로 다른 센서간의 영상자료 융합을 위한 제안된 기법의 잠재적 효과성을 보여주고 있다.

1. 서론

원격탐사의 영상융합에서 동시에 또는 서로 다른 시간에 두 개 또는 그 이상의 센서들에 의해 얻어지거나 서로 다른 시간대에 얻어지는 특정 지역의 지표면의 정보는 단일 센서에서 획득할 수 없는 그 지역에 대한 특성을 분석하기 위해 결합된다. 즉 영상융합은 개개의 센서들로부터 얻어진 자료와 관련되는 불확실성을 줄이기 위한 것이다. 다른 센서들로부터의 영상들의 융합은 몇 가지 추가적인 전 처리 과정을 요구하고 일반적인 영상분류 기법에서는 해결할 수 없는 여러 어려움들이 제기된다. 개개의 센서는 자신의 고유의 특성을 가지고 있고 영상 수집과정은 수정되거나 삭제되어야만 하는 다양한 인공적인 요소들을 포함한다. 또한 원격탐사 영상들은 기하학적 보정이 필요하고 영상 융합을 위해서 서로 다른 센서로 관측된 영상들 간의 공간적 연결성을 보여 줄 공통 공간 참조(common spatial reference)가 필요하다. 예를 들어 화소 별 정보의 결합에 근거한 영상 융합에서는 영상들이 같은 공간 해상도를 갖고 있지 않으면 그들이 같은 크기의 화소 크기를 가지도록 재 표본추출을 하여야 하며 정확한 영상간의 상호 등록(co-registration)이 필요하다.

원격탐사 안에서의 영상융합에의 주된 접근 방법은 통계적 기법이다. 통계적인 방법들은 일반적이고 잘 이해되어 있는 이론적인 기초를 가지고 있고 modeling을 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 theory는 Bayesian 추론을 일반화 시킨 이론으로 비정확성과 불확실성 measures를 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(Hégarat-Masclé *et al.*, 1997; Saizenstein and Boudraa, 2004)

을 이용하여 서로 다른 센서에서 수집된 영상 자료를 융합하여 사용하여 분류 결과의 정확성을 높인다. 본 연구에서는 Gaussian 분포의 질량함수를 사용하는 Dempster-Shafer 융합을 제안하고 있으며 제안된 방법은 한반도 경기도 용인, 능평 지역에서 관측된 KOMPSAT-1의 EOC자료와 LANDSAT ETM+ 으로부터 생성된 NDVI자료의 융합에 적용되었다. 본 논문의 2절에서 Dempster-Shafer Evidence 이론에 대하여 간략히 설명하였고 제 3절에서는 실제 영상 자료에 대한 Gaussian 분포의 질량함수를 이용한 융합 결과를 보여주고 있고 제 4절은 결론을 서술하고 있다.

2. Dempster-Shafer Evidence 이론

1) Representation of Evidence

Dempster-Shafer evidence 이론은 질량 함수로부터 계산되는 plausibility(Pls)와 belief(Bel)의 두 가지 함수를 통하여 비정확성과 불확실성을 대표하는 measures를 제공한다. Θ 가 화소 클래스에 관한 가설들의 집합이라 한다면 Dempster-Shafer이론은 Θ 의 어떤 소 집합에 대해서도 고려될 수 있다. 2^Θ 를 Θ 의 소 집합들의 집합이라 하면 질량(mass) 함수 m 은 다음과 같이 정의된다:

$$\text{For } A \in 2^\Theta, 0 \leq m(A) \leq 1$$

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

그러면 plausibility(Pls)와 belief(Bel)은 다음과 같이 정의된다:

$$\begin{aligned} \text{Bel}(A) &= \sum_{B \subseteq A} m(B) \\ \text{Pls}(A) &= \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \end{aligned} \quad (2)$$

2) Evidence Combination

p 개의 source 중 i 번째 소스에서 공급되는 기본적인 확률 할당(제시된 기술에서는 질량함수)을

m_i 라 한다면 Dempster's 결합규칙에 의해 m_i 의 직교 합 (orthogonal sum)은 다음과 같이 정의된다.

$$m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_p = \begin{cases} m(\phi) = 0 \\ \text{if } K \neq 1, m(A) = \frac{\sum_{B_1 \cap B_2 \dots A_1 \cap \dots \cap A_p} m_i(B_i)}{1-K} \\ \text{where } K = \sum_{B_1 \cap B_2 \dots \phi \cap \dots \cap \phi} m_i(B_i) \end{cases} \quad (3)$$

위의 식에서 K 는 normalization 없이 결합 후 empty set에 할당 되어질 질량을 나타내며 서로 다른 소스 사이의 대립에 대한 measure로 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 연구에서는 클래스 별 Gaussian 추정함수를 기반으로 하여 질량함수를 추정한다.

3. Gaussian 분포 질량함수를 이용한 융합 및 실험 결과

본 연구에서는 제안 기법의 실제 원격탐사 자료



Table 1. Land cover types.	
분석지역 피복형태	
(1) 대지	
(2) 개발지역	
(3) 농업지역	
(4) 초지	
(5) 음사면 산림지역	
(6) 양사면 산림지역	
(7) 수역	
EOC 영상 6개 복합 클래스	
(E-1) 초지+대지	
(E-2) 농업지역+개발지역	
(E-3) 개발지역	
(E-4) 개발지역+양사면 산림지역+수역	
(E-5) 음사면 산림지역+수역	
(E-6) 음사면 산림지역	
NDVI 영상 6개 복합 클래스	
(N-1) 수역+대지+개발지역+농업지역	
(N-2) 대지+개발지역+농업지역	
(N-3) 개발지역+농업지역	
(N-4) 개발지역+농업지역+초지+음사면 산림지역	
(N-5) 농업지역+초지+음사면 산림지역	
(N-6) 농업지역+초지+양사면 산림지역	

에 대한 실험을 위하여 경기도 용인/능평 지역 (지상 좌표: 127:07:30, 37:22:30, 127:15:00, 37:15:



Fig. 1. EOC (left) and LANDSAT ETM+ NDVI (right) images of Yongin/Nuengpyung Area.

00)으로부터 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, 30m 공간 해상도를 가지고 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. 가장 보편적인 식생지수는 NDVI(Tucker, 1979)으로서 다음과 같이 정의된다:

$$NDVI = \frac{NIR-RED}{NIR+RED} = \frac{Band\ 4-Band\ 3}{Band\ 4+Band\ 3} \quad (4)$$

LANDSAT ETM+ 측정치로부터 계산된 NDVI 자료는 분석을 위하여 8비트 자료로 전환되었다. Figs. 1과 2는 융합실험에 사용되어질 KOMPSAT-1 EOC 범색 영상과 NDVI 회색조 영상을 보여주고 있다. 다음에는 자료 융합을 통한 분류과정을 설명하고 있다.

첫 단계로 지리정보 자료와 field survey를 통하여 분석 지역에 대해서 7개의 피복 형태를 가정하였다. 그리고 공간확장 기반 무감독 분류 기법(이

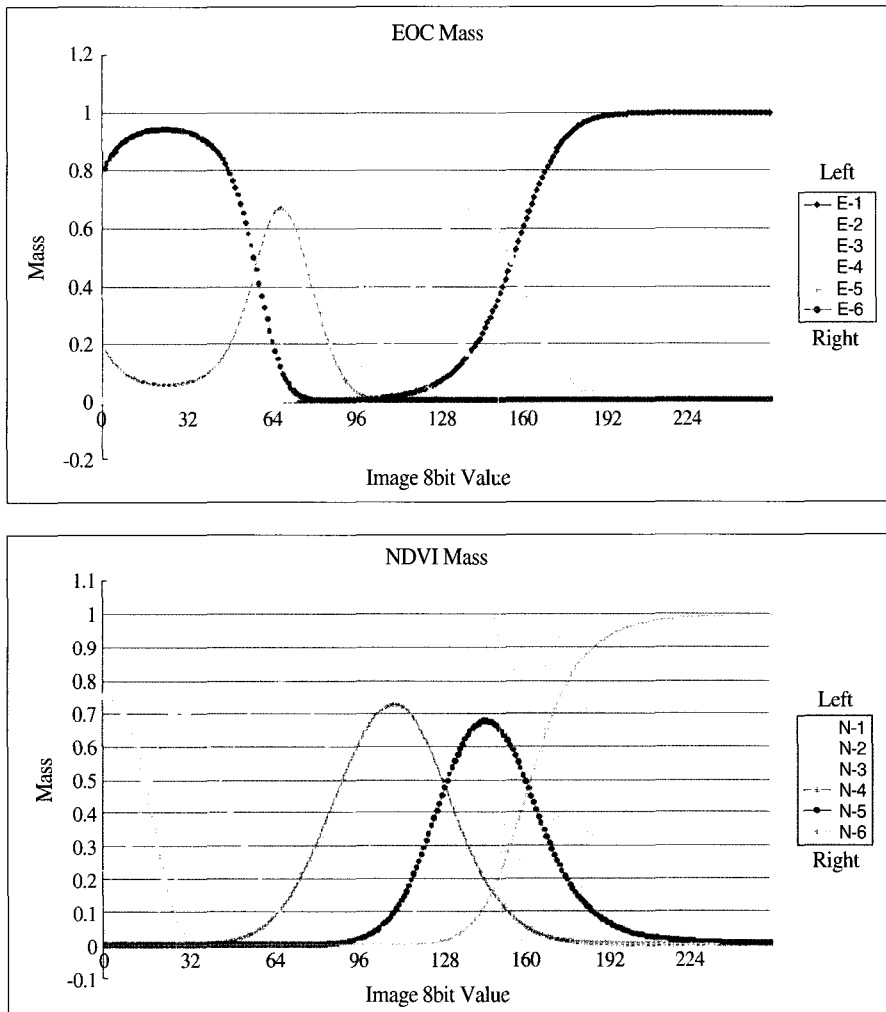


Fig. 2. Estimated Gaussian mass functions of EOC and LANDSAT ETM+ NDVI.



Fig.3. Classified map using Dempster-Shafer data fusion.

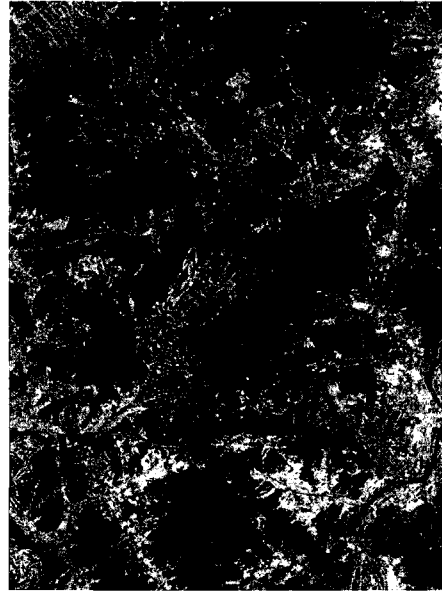


Fig. 4. Plausibility map of agriculture area (brighter gray color for higher value).

Table 2. {EOC Class} ∩ {NDVI Class}.

E-1 ∩ N-1 = 대지	E-2 ∩ N-1 = 농업+개발
E-1 ∩ N-2 = 대지	E-2 ∩ N-2 = 농업+개발
E-1 ∩ N-3 = ∅	E-2 ∩ N-3 = 농업+개발
E-1 ∩ N-4 = 초지	E-2 ∩ N-4 = 농업+개발
E-1 ∩ N-5 = 초지	E-2 ∩ N-5 = 농업
E-1 ∩ N-6 = 초지	E-2 ∩ N-6 = 농업
E-3 ∩ N-1 = 개발	E-4 ∩ N-1 = 개발+수역
E-3 ∩ N-2 = 개발	E-4 ∩ N-2 = 개발
E-3 ∩ N-3 = 개발	E-4 ∩ N-3 = 개발
E-3 ∩ N-4 = 개발	E-4 ∩ N-4 = 개발
E-3 ∩ N-5 = ∅	E-4 ∩ N-5 = ∅
E-3 ∩ N-6 = ∅	E-4 ∩ N-6 = 양사
E-5 ∩ N-1 = 수역	E-6 ∩ N-1 = ∅
E-5 ∩ N-2 = ∅	E-6 ∩ N-2 = ∅
E-5 ∩ N-3 = ∅	E-6 ∩ N-3 = ∅
E-5 ∩ N-4 = 음사	E-6 ∩ N-4 = 음사
E-5 ∩ N-5 = 음사	E-6 ∩ N-5 = 음사
E-5 ∩ N-6 = ∅	E-6 ∩ N-6 = ∅

상훈, 2001)을 사용하여 두 센서의 영상 자료에 대해 각각 12개 클래스 맵을 생성한 다음 7개의 피복 형태의 지역과 클래스 맵을 비교하여 각 센서의 영상에 대해 6개의 복합 클래스 구성을 하였다. Table 1은 가정된 피복 형태와 추정된 복합클래스를 보여준다.

Table 3. Orthogonal sum for indices of 7 land cover types.

(1) 대 지	$m(E-1)*m(N-1)+m(E-1)*m(N-2)$
(2) 개 발	$m(E-3)*m(N-1)+m(E-3)*m(N-2)+m(E-3)*m(N-3)+m(E-3)*m(N-4)+m(E-4)*m(N-2)+m(E-4)*m(N-3)+m(E-4)*m(N-4)$
농업+개발	$m(E-2)*m(N-1)+m(E-2)*m(N-2)+m(E-2)*m(N-3)+m(E-2)*m(N-4)$
(3) 농 업	$m(E-2)*m(N-5)+m(E-2)*m(N-6)$
(4) 초 지	$m(E-1)*m(N-4)+m(E-1)*m(N-5)+m(E-1)*m(N-6)$
(5) 음사면	$m(E-5)*m(N-4)+m(E-5)*m(N-5)+m(E-6)*m(N-4)+m(E-6)*m(N-5)$
(6) 양사면	$m(E-4)*m(N-6)$
(7) 수 역	$m(E-5)*m(N-1)$
개발+수역	$m(E-4)*m(N-1)$
∅	$m(E-1)*m(N-3)+m(E-3)*m(N-5)+m(E-3)*m(N-6)+m(E-4)*m(N-5)+m(E-5)*m(N-2)+m(E-5)*m(N-3)+m(E-5)*m(N-6)+m(E-6)*m(N-1)+m(E-6)*m(N-2)+m(E-6)*m(N-3)+m(E-6)*m(N-6)$

두 번째 단계로 Table 1의 각 복합 클래스에 속한 화소 값의 분포를 Gaussian으로 가정한다:

$$f_{class}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{class}^2}} \exp\left[-\frac{(x-\mu_{class})^2}{2\pi\sigma_{class}^2}\right] \quad (5)$$

for class = E - 1, 2, 3, 4, 5, 6 and N - 1, 2, 3, 4, 5, 6.

무감독 분류에 의한 결과를 사용하여 각 센서의 영상에 대해 각 클래스 별로 Gaussian 모수의 최대우도 추정치를 구한 후 Eq. (1)의 조건을 만족하는 질량함수를 계산한다:

$$m_{(N-n)}(x) = \frac{f_{(N-n)}(x)}{\sum_{k=1}^6 f_{(N-k)}(x)} \text{ and } m_{(E-n)}(x) = \frac{f_{(E-n)}(x)}{\sum_{k=1}^6 f_{(E-k)}(x)} \cdot (6)$$

Fig. 2는 EOC와 LANDSAT ETM+ NDVI 영상의 무감독 분류 결과로부터 추정된 질량함수를 보여주고 있다. Eq. (2)의 각 피복 형태와 관련된 직교 합을 구하기 위한 각 센서의 복합 클래스간의 교집합이 Table 2에 보여진다. 교집합 결과 7개의 단일 피복 형태 외에도 2개의 복합 피복 형태가 생성되었다. 그리고 각 피복형태와 관련된 질량함수의 직교 합에 대한 계산 식은 Table 3에는 보여지는 것처럼 구해진다. 주어진 화소 값에 대해 구해진 직교 합의 값 중에서 최대 값을 갖는 피복 형태를 선택한 분류 결과가 Fig. 3에 나타나 있다. 본 연구에서는 만일 어느 피복 형태가 단일 클래스로 구성이 안되고 다른 복합 클래스에 속해 있는 경우는 belief 함수 값과 plausibility 함수 값의 평균을 사용하였다. 분류 결과를 보면 농업지역이 개발지역과 많이 혼돈되어 분류 되었음을 볼 수 있다. 그러나 Fig. 4 제시된 농업지역의 plausibility 맵을 참고하면 개발지역으로 분류된 지역 중 농업지역을 분석하는 데 도움을 받을 수 있음을 알 수 있다

4. 결 론

본 연구에서는 서로 다른 센서간의 영상 자료 융합을 위하여 Dempster-Shafer 기법을 제안하고 있다. 제안 된 Dempster-Shafer기법은 불확실성의 최소 값을 대표하는 belief 함수와 불확실성의 최대 값을 나타내는 plausibility 함수를 사용한다. 이러한 두 함수의 차이는 belief interval로 정의되며 이 값은 분석 대상에 존재하는 불확실 정도의

measure로 사용되며 evidence combination의 이론에 근거하여 서로 다른 센서간의 자료 융합이 가능하다.

실제적으로 어느 지역의 피복은 한가지 형태로 구성되어 있기보다는 여러 가지 형태가 복합적으로 구성되어 있는 경우가 많아 혼련 과정에서 단순 클래스를 위한 정확한 정보를 얻기가 힘들다. 제안 된 Dempster-Shafer기법은 분류를 위한 매개변수를 추정하는 혼련과정에서 복합 클래스를 설정할 수 있어 단순 클래스 설정으로 인한 혼련과정이 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, 2001. 공간지역확장과 계층집단연결기법을 이용한 무감독 영상분류, 대한원격탐사학회지, 17(1): 57-70.
- Briem, G. J., J. A. Benediktsson, and J. R. Sveinsson, 2002. Multiple classifiers applied to multi-source remote sensing data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40: 2291-2299.
- Bruzzone, L., D. F. PRIETO, and S. B. Serpico, 1999. A neural-statistical approach to multitemporal and multisource remote-sensing image classification, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37: 1350-1359.
- 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 Multi-sensor Data Fusion*, Norwood: Artech House Inc.
- Lee, T., J. A. Richards, and P. H. Swain, 1987. Probabilistic and evidential approaches for multi-source data analysis, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 25: 283-292.
- Le Hgarat-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 Geoscience and Remote Sensing*, 35: 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: 1204-1211.
- Saizenstein, F. and A. Q. Boudraa, 2004. Iterative estimation of Dempster-Shafer's basic probability assignment: application to multisensor image segmentation, *SPIE*, 43: 1293-1299.