

사후확률 결합에 의한 분류정확도 향상에 관한 연구

정재준*

A study on classification accuracy improvements using orthogonal summation of posterior probabilities

Jae-Joon Jeong*

요 약

위성영상 분류에 관한 주요 주제 중 하나는 분류 정확도 향상에 있다. 동일지역에 대한 동일시기의 위성영상을 취득할 수 있는 기회가 많아지는 현실을 감안할 때, 복수의 위성영상 데이터를 이용하여 분류정확도가 향상된 분류결과를 도출하는 것은 의미 있는 일일 것이다. 본 연구 주제는 최대우도법을 사용하여 계산된 데이터의 사후확률 및 분류 불확실도를 Dempster-Shafer의 증거이론에 적용하여 분류정확도를 향상시키고자 하는 것이다. 분석결과 개별적인 데이터 분류나 데이터간 융합에 의한 분류보다 본 연구에서 제안한 방법이 전체정확도와 Kappa 지수 모두 높은 정확도를 나타냈으며, 정확도 차에 대한 검정을 실시하여 본 연구에서 제안한 방법이 다른 방법에 비해 우수함을 통계적으로 증명하였다.

주요어 : 위성영상, 최대우도법, 사후확률, 증거이론

ABSTRACT : Improvements of classification accuracy are main issues in satellite image classification. Considering the facts that multiple images in the same area are available, there are needs on researches aiming improvements of classification accuracy using multiple data sets. In this study, orthogonal summation method of Dempster-Shafer theory (theory of evidence) is proposed as a multiple imagery classification method and posterior probabilities and classification uncertainty are used in calculation process. Accuracies of the proposed method are higher than conventional classification methods, maximum likelihood classification(MLC) of each data and MLC of merged data sets, which can be certified through statistical tests of mean difference.

* 전주대학교 도시시스템공학전공 전임강사

Keywords : satellite image, maximum likelihood classification, posterior probabilities, theory of evidence

1. 서론

분류는 위성영상을 정해진 몇 개의 클래스로 할당하는 것으로 그간 위성영상에 관한 연구 중 많은 연구가 진행되어 온 분야 중 하나이며, 연구의 중심 주제 중 하나는 정확도가 향상된 분류기법의 개발이었다. 분류정확도를 향상시키기 위해 접목된 이론 중 하나로 Dempster-Shafer의 증거이론 (Dempster, 1967; Shafer와 Logan, 1987)을 들 수 있는데, 이는 복수의 확률 데이터를 결합하여 판단의 정확도를 향상시키고자 하는 방법이다. 그간 이 이론은 위성영상 분류에 있어 수치표고모형(DEM)이나 GIS 데이터 등을 결합시켜 분류과정 또는 분류후 처리과정에 이용하는 방법으로 적용되었으나(Lee 등, 1987; Richard, 1994; Peddle, 1995; Franklin 등 2002) 데이터 처리방법이 정형화되어 있지 않아 범용적으로 사용하기에 한계가 있었다. 최근 동일시기에 취득 가능한 위성영상 데이터가 늘어남을 감안할 때, 증거이론을 복수의 위성영상에 적용한 새로운 분류방법을 개발하여 정확도 높은 분류결과를 산출하는 것은 의미 있는 일이다.

실제로 2000년 이후 급속히 증가하고 있는 지구관측위성 발사에 의해 동일한 지점에 대한 단위기간 당 취득 가능한 위성영상의 수가 현저히 증가하고 있다. 이는 위성영상의 자료원을 고려하지 않는다면 위성영상의 재취득 시기(revisit time)가

줄어들었음을 의미하며 거의 동일시기에 취득할 수 있는 데이터가 존재함을 의미한다. 예를 들어 EO-1 위성은 Landsat 7 위성궤도를 1분 뒤에 통과하기 때문에 동일지점에 대한 동일시간의 위성영상 데이터를 취득하는 것이 가능하게 되었다(<http://eo1.usgs.gov/index.asp>).

본 논문은 복수의 위성영상데이터로부터 각각 분류 사후확률과 분류 불확실도를 계산하고, 증거이론을 바탕으로 사후확률 결합에 의해 정확도가 향상된 분류결과를 도출하고자 하는 것이다. 논문은 증거이론에 대한 이론적 고찰, 연구대상 지역 및 데이터처리, 분류방법간 비교에 의한 사후확률 결합 방법의 유의성, 그리고 결론으로 구성되어 있다.

2. 다중영상데이터 분류를 위한 사후확률의 결합

사후확률 결합에 의해 영상을 분류하기 위해서는 각 데이터의 분류과정에서 화소가 클래스로 분류될 확률이 필요하며, 기존의 분류방법 중 확률의 개념을 이용하는 방법으로는 최대우도법(Maximum Likelihood Classification)을 들 수 있다.

2.1 최대우도법과 분류 사후확률

최대우도법은 정확도와 활용도가 높은

기법으로 가장 널리 쓰이고 있는 감독(supervised)분류 방법이다. 최대우도법에 의한 분류는 해당화소를 사후확률($p(w_i|x)$)이 가장 높은 클래스(분류항목)로 할당하게 된다. 즉, 아래의 식(1)을 이용한다.

$$x \in w_i \text{ if } p(w_i|x) > p(w_j|x) \text{ for all } j \neq i \quad (1)$$

Bayes정리에 의하면 분류 사후확률 $p(w_i|x) = p(x|w_i)p(w_i)/p(x)$ 이다. 여기에서 $p(x) = \sum p(x|w_i)p(w_i)$ 이고, $p(w_i)$ 는 사전확률이며, $p(x|w_i)$ 는 훈련지역(training area)에서 다음의 식(2)를 이용하여 계산한다.

$$p(x|w_i) = \frac{(2\pi)^{-N/2} \prod |^{-1/2}}{e^{\{-1/2(x-m_i)' \sum_i^{-1}(x-m_i)\}}} \quad (2)$$

여기에서 m_i : 평균벡터, \sum_i : 공분산행렬

일반적으로 최대우도법은 계산과정에서의 편의성과 속도를 위해 식(1)을 직접 계산하기보다는 식(1)에 대수를 취하여 크기 비교에 의해 실시된다. 즉, 최대우도법에서는 사후확률의 합이 1이 되기 때문에(화소가 임의의 클래스에 속하는 확률이 다른 클래스에 속하는 확률에 대해 상대적으로 나타나기 때문에) 일반적인 최대우도법을 이용한 분류에서는 사후확률을 직접 계산하지 않고 그 크기를 비교하는 방법을 사용하는 것이다. 그러나 본 연구에서는 다음에 살펴 볼 분류 불확실도의 계산 때문에 사후확률을 직접 계산하는 과정이 필요하다.

2.2 분류 불확실도 및 사후확률의 결합

본 연구는 복수의 위성영상이 존재할 경우 사후확률의 결합에 의해 분류정확도를 향상시키고자 하는 것이다. 그러나 전문한 바와 같이 사후확률이 화소가 각 클래스로 분류될 상대적인 크기인 점을 고려할 때, 복수의 사후확률을 결합하기 위해서는 먼저 상대적인 크기로 계산된 사후확률을 절대적인 크기로 변환할 필요가 있다. 이렇게 사후확률을 절대적인 크기로 변환하기 위해서는 화소를 해당 클래스로 분류하였을 때 그에 대한 불확실도가 계산되어야 한다. 분류 불확실도의 계산은 χ^2 분포를 따르는 Mahalanobis 거리를 Wilson-Hilferty 변환에 의해 정규분포로 변환하는 방법을 사용하여 계산할 수 있다(정재준 등, 2002). 이 과정을 설명하면, 먼저 각 화소의 임의의 분류항목에 대한 Mahalanobis distance의 제곱은 식(3)과 같다.

$$D^2 = (x - m_i)' \sum_i^{-1} (x - m_i) \quad (3)$$

식(3)은 χ^2 분포를 따르게 된다(Alvin, 1995). 따라서 χ_n^2 의 분포함수에서 확률을 구하면 그렇게 구한 확률은 화소의 분류적합도를 판단하는 기준이 된다. 그런데 χ_n^2 분포함수에서 임의의 χ^2 값에 대하여 확률값을 구하는 것은 번거로운 일이므로, χ_n^2 를 정규분포화시키는 Wilson-Hilferty 변환을 사용하면 표준정규분포를 이용하여 확률값을 계산할 수 있으며, 자유도가 3이상인 경우 변환에 의한 오차는 0.007이하이다(Patel

과 Read, 1996). Wilson-Hilferty 변환에 의하면

$$\left(\frac{\chi_n^2}{n}\right)^{1/3} \sim N\left(1 - \frac{2}{9n}, \frac{2}{9n}\right) \quad (4)$$

이므로 식(4)의 정규분포를 표준정규분포로 재구성하면 식(5)을 얻을 수 있다.

$$\left[\sqrt[3]{\frac{D^2}{n}} - \left(1 - \frac{2}{9n}\right) \right] / \sqrt{\frac{2}{9n}} \sim N(0, 1) \quad (5)$$

따라서 화소의 분류적합도는 Mahalanobis distance를 표준정규화한 식(5)의 Z값을 이용하여 계산할 수 있고, 분류 불확실도는 1-분류적합도라 할 수 있다.

데이터 \ 클래스	A	B	C	θ
1	0.6000	0.3000	0.1000	0.5000
2	0.2000	0.5000	0.3000	0.3000
3	0.3000	0.3000	0.4000	0.1000

(a) 사후확률 및 분류 불확실도

데이터 \ 클래스	A	B	C	θ
1	0.3000	0.1500	0.0500	0.5000
2	0.1400	0.3500	0.2100	0.3000
3	0.2700	0.2700	0.3600	0.1000

(b) 재계산된 사후확률 및 분류 불확실도

1 \oplus 2		데이터원 1			
		A	B	C	θ
		0.3000	0.1500	0.0500	0.5000
데 이 터 1	A	0.1400	0.0420	0.0210	0.0070
	B	0.3500	0.1050	0.0525	0.0175
	C	0.2100	0.0630	0.0315	0.0105
2	θ	0.3000	0.0900	0.0450	0.0150
결합확률합		0.2020	0.2725	0.1305	0.1500
$m(i)$		0.2675	0.3609	0.1728	0.1987

(c) 데이터 1과 2를 결합한 분류

(1 \oplus 2) \oplus 3		1 \oplus 2			
		A	B	C	θ
		0.2675	0.3609	0.1728	0.1987
데 이 터 3	A	0.2700	0.0722	0.0975	0.0467
	B	0.2700	0.0722	0.0975	0.0467
	C	0.3600	0.0963	0.1299	0.0622
	θ	0.1000	0.0268	0.0361	0.0173
결합확률합		0.1526	0.1872	0.1510	0.0199
$m(i)$		0.2989	0.3665	0.2957	0.0389

(d) 데이터 1,2,3을 결합한 분류

[그림 1] 사후확률 결합(Orthogonal sum)

복수의 데이터원으로부터 계산된 절대적 크기의 사후확률 및 분류 불확실도를 결합하는 방식은 Dempster-Shafer의 증거이론에 따른다. 증거이론에 의해 사후확률을 결합하는 방식(orthogonal sum)은 다음과 같은 방식으로 계산된다.

$$m_{ij}(z) = k^{-1} \sum_{(x|y=z)} m_i(x) \cdot m_j(y) \quad (6)$$

여기에서,

$$k = \sum_{(x|y=\phi)} m_i(x) \cdot m_j(y), \phi: \text{null set}$$

$m_i(z)$: 데이터 i에서 z클래스로 분류될 확률

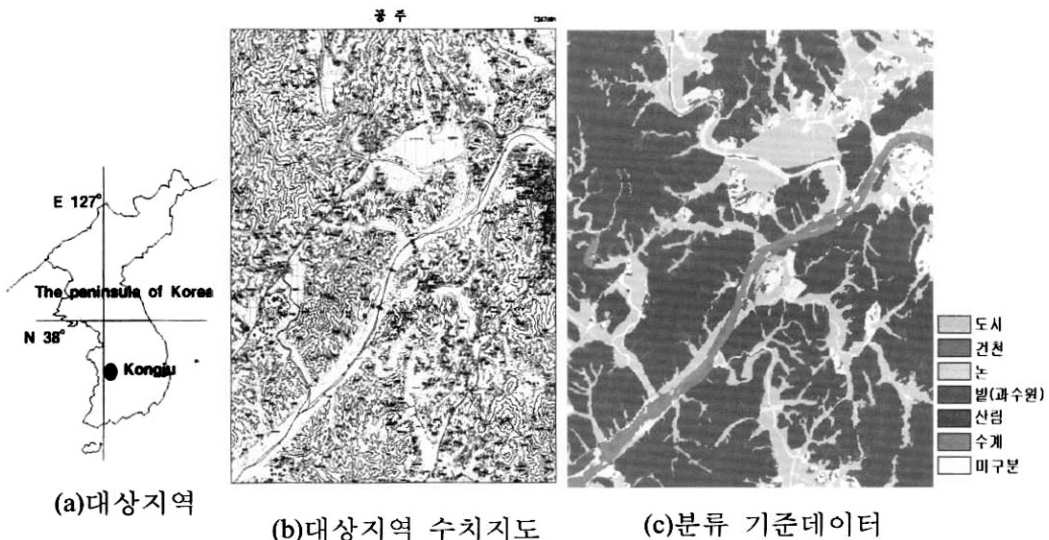
[그림 1]을 통하여 위 과정을 설명하면 다음과 같다. 데이터원이 세 가지이며, 각 데이터마다 세 가지 클래스로 분류되며, 각각의 경우에 대해 분류 불확실도(θ)가 [그림 1] (a)와 같이 계산되었다 가정하자. 이런 경우 해당 화소는 데이터 1에서는 A클래스로, 데이터 2에서는 B클래스로, 데이터 3에서는 C클래스로 분류된다. 사후확률을 결합하기 위해서 먼저 클래스별 백분율로 나타난 사후확률을 불확실도까지 포함한 백분율로 계산한다([그림 1] (b) 참조).

다음으로는 데이터 1과 2를 이용하여 결합확률을 계산한다([그림 1] (c)참조). 이 과정에서 클래스 A, B, C로 분류될 확률은 각각 $0.2020(=0.042+0.07+0.09)$, $0.2725(=0.0525+0.175+0.045)$, $0.1305(=0.0105+0.105+0.015)$ 이다. 또한 분류 불확실도는 0.15가 된다. 나머지 부분이 사용되지 않는 이유는 화소가 데이터에 따라 A와 B로 분류되는 것이 논리적으로 타당하지 않기 때문이다. 다음 과정은 orthogonal sum을 계산하는 과정인데 이는 해당 결합확률의 합을 결합확률의 합을 모두 더한 것으로 나누어서 계산한다(예를 들면 A클래스에 대한 $m(A)$ 가 0.2675인데 이는 $0.2020/(0.2020+0.2725+0.1305+0.1500)$ 로 계산된다). 이 과정을 마치면 데이터 1과 2를 결합한 결과는 화소가 B 클래스로 분류되게 된다. 이런 과정은 거친 뒤 다시 데이터 3과의 결합도 가능하다([그림 1] (d) 참조). 따라서 이 방법은 데이터원의 수에

관계없이 데이터를 처리할 수 있는 장점이 있다. 결과적으로 위 화소는 데이터원 1, 2, 3을 결합하여 클래스 B로 분류되었다.

3. 연구대상 지역 및 데이터

본 연구에 사용된 위성영상은 1995년 5월에 취득한 SPOT XS와 Landsat TM영상이며 대상지역은 충청남도 공주일원의 1:25,000 한 도엽(수치지도 도엽명 367091)으로 설정하였다([그림 2] 참조). 위성영상의 기하보정은 지형도에서 추출한 GCP에 의해 실시하였으며 각각의 RMS 오차는 각각 0.570 및 0.456화소이다. 사후확률을 결합 과정의 계산상 편의를 위해서 기하보정시 재배열 간격은 두 영상 모두 $28.5m \times 28.5m$ 로 동일하게 하였으며 영상의 크기는 380(column) \times 471(row)이다.



[그림 2] 연구대상지역 수치지도 및 기준데이터

정확도 평가를 위한 기준데이터는 위성 영상과 비슷한 시기에 촬영한 항공사진을 이용해 제작된 대상지역의 벡터 수치지도 파일을 래스터로 변환하여 사용하였다 ([그림 2] 참조). 표본추출에 의한 정확도 평가가 아닌 전수조사에 의한 정확도 평가를 위해서 기준데이터를 위성영상과 마찬가지로 공간해상도를 28.5m×28.5m로 하여 제작하였다. 수치지도를 래스터화 하는 과정에서는 USGS의 Level I, II 기준과 우리나라 수치지도의 도식규정에 공통적으로 들어있는 항목을 대상으로 하였다. 그 결과 도시, 건천, 논, 밭(과수원), 산림, 그리고 수계의 6가지 항목이었으며 수치지도 상에서 분류항목으로 구분하기 애매한 지역은 ‘미구분’으로 처리하였는데 그 이유는 수치지도가 심불에 의해 속성을 표현하기 때문에 주변에 심불이 없는 지역에 면속성을 부여하기 어려웠기 때문이다. ‘미구분’ 지역은 실제로 위성영상에서 도시로 판독되는 지역이 많았다.

4. 실험결과

본 연구에서 분류는 모두 3번의 과정을 통해 실시하였다. 먼저 SPOT XS와 Landsat TM에 대해 개별적으로 최대우도법을 사용하여 분류를 실시하였다. SPOT XS의 경우 최대우도법을 1회만 적용하였으나, Landsat TM의 분류는 해상도가 120m인 6번 밴드를 제외한 후 3개 밴드

(6C3=20), 4개 밴드(6C4=15), 5개 밴드(6C5=6), 6개 밴드(6C6=1)를 이용하여 총 42번의 분류를 실시하였다. 그 이유는 Landsat TM의 경우 밴드선택에 따라 분류 결과가 상이해질 수 있으므로 본 연구에서 제안한 방법이 어느 경우에도 적용될 수 있음을 통계적으로 증명하기 위해서이다.

두 번째 분류과정은 SPOT XS와 Landsat TM을 융합하여 분류를 실행하는 것이다. 따라서 이 경우 Landsat TM과 SPOT XS의 밴드들을 하나의 데이터로 간주하고 위에서 언급한 Landsat TM의 밴드선택에 SPOT XS 3개 밴드를 추가한 6개 밴드, 7개 밴드, 8개 밴드, 9개 밴드에 대하여 마찬가지로 42번의 분류를 실시하였다.

세 번째 분류과정은 사후확률의 결합을 이용한 방법으로 첫 번째 방법에서 산출된 Landsat TM과 SPOT XS 영상의 사후확률을 결합한 것이다. 이 역시 Landsat TM의 밴드선택에 따라 42가지의 분류결과를 가진다.

위에서 언급한 세 가지 분류방법에 대한 분류결과는 <표 1>과 같다. TM밴드 조합시 임의의 밴드가 포함되어 있는 경우는 각각 26가지인데 정확도의 평균 및 순위가 <표 2>에 나타나 있다. 또한 분류방법 간 정확도에 영향을 미치는 중요한 밴드를 알아보기 위하여 각 분류방법 간 정확도 상위 10개의 경우와 하위 10개의 경우에 대한 밴드조합에서 각 밴드가 포함되는 경우의 수를 <표 1>을 이용하여 계산하였으며 그 결과는 <표 3>과 같다.

사후확률 결합에 의한 분류정확도 향상에 관한 연구

<표 1> 분류방법별 분류 정확도

밴드수	TM 밴드조합	개별 데이터 분류 정확도				융합분류 정확도				사후확률 결합분류 정확도			
		전체 정확도	순위	Kappa	순위	전체 정확도	순위	Kappa	순위	전체 정확도	순위	Kappa	순위
3밴드	123	0.6588	41	0.4365	41	0.7549	42	0.5701	42	0.7769	39	0.6016	41
	124	0.7622	15	0.5704	16	0.7632	36	0.5774	39	0.7866	28	0.6156	31
	125	0.7115	32	0.5071	32	0.7658	33	0.5877	28	0.7830	35	0.6156	29
	127	0.6862	39	0.4734	38	0.7551	41	0.5744	40	0.7745	41	0.6026	40
	134	0.7454	24	0.5435	22	0.7608	39	0.5707	41	0.7848	30	0.6110	36
	135	0.7101	34	0.5040	33	0.7681	29	0.5897	26	0.7836	34	0.6167	27
	137	0.6870	38	0.4723	39	0.7600	40	0.5810	37	0.7766	40	0.6063	39
	145	0.7571	21	0.5610	21	0.7792	15	0.5997	16	0.7973	6	0.6313	8
	147	0.7578	20	0.5654	20	0.7793	14	0.6027	11	0.7943	12	0.6292	12
	157	0.7108	33	0.5003	35	0.7707	24	0.5884	27	0.7861	29	0.6183	26
	234	0.7682	13	0.5787	13	0.7673	30	0.5834	34	0.7901	20	0.6210	20
	235	0.7098	35	0.5037	34	0.7699	26	0.5928	21	0.7907	18	0.6255	16
	237	0.6873	37	0.4751	37	0.7623	37	0.5846	32	0.7841	32	0.6158	28
	245	0.7756	7	0.5909	10	0.7821	7	0.6056	10	0.7976	5	0.6321	6
	247	0.7784	3	0.5969	3	0.7829	6	0.6098	4	0.7953	10	0.6307	9
	257	0.7207	29	0.5157	30	0.7661	32	0.5836	33	0.7841	31	0.6152	32
	345	0.7456	23	0.5401	24	0.7741	20	0.5920	22	0.7874	26	0.6150	33
	347	0.7372	25	0.5281	26	0.7728	22	0.5915	24	0.7821	36	0.6073	38
	357	0.6855	40	0.4704	40	0.7653	34	0.5816	36	0.7679	42	0.5943	42
	457	0.6246	42	0.3048	42	0.7759	18	0.5873	29	0.7889	22	0.6096	37
평균	0.7210		0.5119		0.7688		0.5877		0.7856		0.6157		
표준편차	0.0415		0.0664		0.0083		0.0109		0.0077		0.0105		
4밴드	1234	0.7658	14	0.5771	14	0.7636	35	0.5778	38	0.7883	24	0.6191	25
	1235	0.7207	29	0.5193	29	0.7700	25	0.5935	20	0.7892	21	0.6241	18
	1237	0.7004	36	0.4925	36	0.7609	38	0.5832	35	0.7814	37	0.6125	34
	1245	0.7757	6	0.5930	7	0.7818	9	0.6057	8	0.7964	8	0.6315	7
	1247	0.7784	2	0.6001	1	0.7818	8	0.6087	7	0.7944	11	0.6304	10
	1257	0.7247	28	0.5233	28	0.7670	31	0.5857	31	0.7838	33	0.6156	30
	1345	0.7601	17	0.5676	18	0.7747	19	0.5939	19	0.7909	17	0.6224	19
	1347	0.7593	19	0.5685	17	0.7738	21	0.5947	18	0.7879	25	0.6192	24
	1357	0.7150	31	0.5079	31	0.7685	28	0.5870	30	0.7809	38	0.6112	35
	1457	0.7598	18	0.5656	19	0.7863	3	0.6089	6	0.8002	2	0.6357	3
	2345	0.7732	11	0.5879	12	0.7799	13	0.6025	12	0.7958	9	0.6299	11
	2347	0.7750	9	0.5923	8	0.7801	12	0.6057	9	0.7941	13	0.6291	13
	2357	0.7298	27	0.5278	27	0.7699	27	0.5898	25	0.7885	23	0.6210	21
	2457	0.7774	4	0.5936	6	0.7881	1	0.6134	2	0.8007	1	0.6370	1
	3457	0.7460	22	0.5410	23	0.7804	11	0.5995	17	0.7905	19	0.6193	22
	평균	0.7508		0.5572		0.7751		0.5967		0.7909		0.6239	
	표준편차	0.0261		0.0355		0.0083		0.0107		0.0061		0.0081	
5밴드	12345	0.7724	12	0.5885	11	0.7788	16	0.6013	15	0.7940	14	0.6278	14
	12347	0.7744	10	0.5939	5	0.7779	17	0.6025	13	0.7922	16	0.6271	15
	12357	0.7324	26	0.5324	25	0.7710	23	0.5918	23	0.7869	27	0.6192	23
	12457	0.7796	1	0.5994	2	0.7879	2	0.6137	1	0.7995	3	0.6364	2
	13457	0.7621	16	0.5705	15	0.7810	10	0.6015	14	0.7932	15	0.6254	17
	23457	0.7755	8	0.5911	9	0.7856	4	0.6099	3	0.7982	4	0.6334	4
	평균	0.7661		0.5793		0.7804		0.6035		0.7940		0.6282	
	표준편차	0.0175		0.0250		0.0060		0.0076		0.0045		0.0061	
6밴드	123457	0.7764	5	0.5945	4	0.7848	5	0.6090	5	0.7970	7	0.6323	5
전체	평균	0.7394		0.5397		0.7731		0.5937		0.7889		0.6208	
	표준편차	0.0376		0.0578		0.0090		0.0119		0.0074		0.0103	
SPOT	123	0.7635											

<표 2> 분류방법별 Landsat TM 포함 밴드의 정확도 평균 및 순위

Landsat TM 포함밴드	개별 데이터 분류 정확도				융합분류 정확도				사후확률 결합분류 정확도			
	overall	순위	kappa	순위	overall	순위	kappa	순위	overall	순위	kappa	순위
1	0.7402	3	0.5434	3	0.7718	5	0.5923	5	0.7885	5	0.6207	4
2	0.7458	2	0.5521	2	0.773	4	0.5948	4	0.7901	3	0.6232	2
3	0.7374	5	0.5387	4	0.7714	6	0.5916	6	0.7874	6	0.6188	6
4	0.7601	1	0.5655	1	0.7779	1	0.5988	1	0.793	1	0.6253	1
5	0.7397	4	0.5385	5	0.7759	2	0.5968	2	0.7905	2	0.6229	3
7	0.7362	6	0.5345	6	0.7744	3	0.5958	3	0.7886	4	0.6205	5

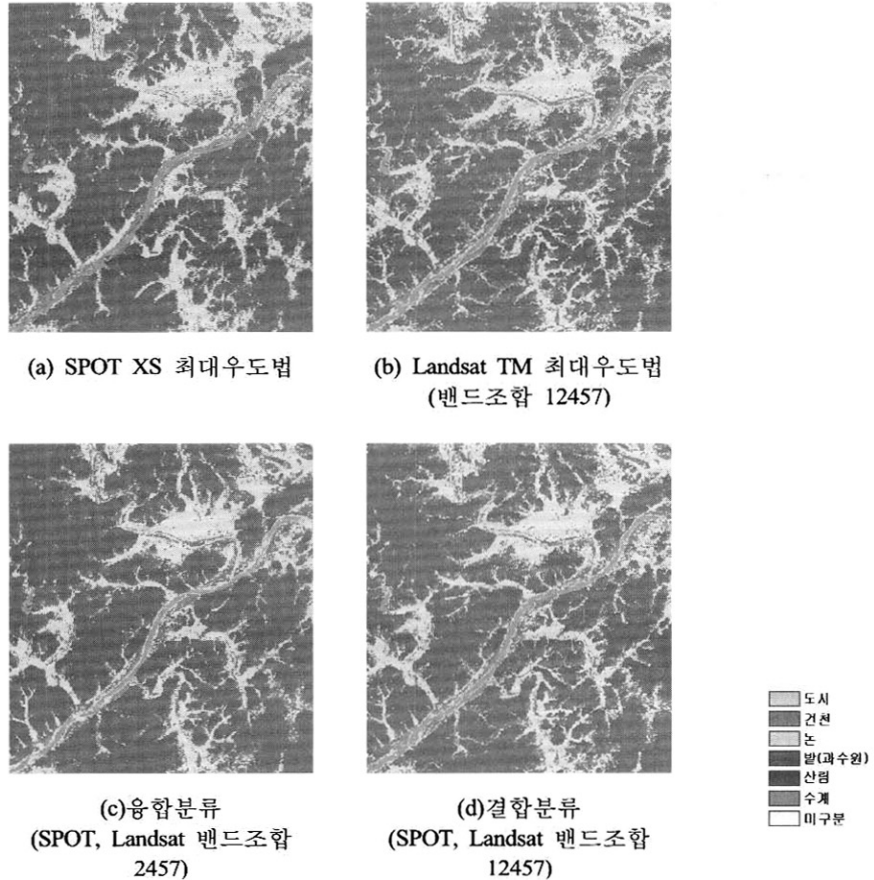
<표 3> 분류방법별 Landsat TM 밴드 포함회수

분류방법		밴드						
		1	2	3	4	5	7	
개별분류	상위 10	5	10	4	10	6	8	
	하위 10	6	5	7	1	5	6	
융합분류	상위 10	7	8	4	10	8	8	
	하위 10	8	7	7	3	2	5	
결합분류	상위 10	6	8	3	10	9	6	
	하위 10	8	4	7	1	5	7	

개별적인 분류에서 SPOT XS와 Landsat TM 밴드조합 중 가장 높은 정확도를 나타내는 밴드조합 12457, 융합분류에서 가장 높은 정확도를 나타내는 밴드조합 2457, 그리고 결합분류에서 가장 높은 정확도를 나타내는 밴드조합 12457의 오차행렬과 결과영상은 <표 4> 및 [그림 3]과 같다. 분류결과에 대한 해석은 분류방법별로 이하에서 설명하였다.

<표 4> 분류방법별 최고 전체정확도를 나타내는 경우의 오차행렬

분류 방법	기준데이터	도시	건천	논	밭 (과수원)	산림	수계	미구분	계	소비자 정확도	비고
	분류결과										
SPOT XS MLC	도시	290	350	1,600	249	338	370	2,031	5,228	0.0907	Overall: 0.7635 Kappa: 0.5759
	건천	5	1,011	12	13	6	310	166	1,523	0.7450	
	논	137	136	24,565	3,393	3,131	128	6,421	37,911	0.7801	
	밭(과수원)	87	543	7,977	5,151	12,057	508	4,903	31,226	0.1957	
	산림	13	51	2,596	3,339	88,915	283	4,351	99,548	0.9340	
	수계	0	311	9	2	99	2,906	217	3,544	0.8735	
	계	532	2,402	36,759	12,147	104,546	4,505	18,089	178,980	-	
	생산자정확도	0.5451	0.4209	0.6683	0.4241	0.8505	0.6451	-	-	-	
Landsat TM MLC	도시	414	757	1,879	512	751	297	3,433	8,043	0.0898	Overall: 0.7796 Kappa: 0.5994
	건천	0	800	3	0	1	8	8	820	0.9852	
	논	33	56	24,100	2,772	6,576	624	5,284	39,445	0.7055	
	밭(과수원)	79	774	7,804	5,940	6,432	97	5,192	26,318	0.2812	
	산림	6	0	2,968	2,918	90,756	60	4,053	100,761	0.9385	
	수계	0	15	5	5	30	3,419	119	3,593	0.9842	
	계	532	2,402	36,759	12,147	104,546	4,505	18,089	178,980	-	
	생산자정확도	0.7782	0.3331	0.6556	0.4890	0.8681	0.7589	-	-	-	
융합 분류	도시	403	972	1,861	422	646	761	3,805	8,870	0.0796	Overall: 0.7881 Kappa: 0.6134
	건천	0	541	1	0	0	2	1	545	0.9945	
	논	19	41	23,101	1,462	1,666	635	3,678	30,602	0.8580	
	밭(과수원)	107	836	9,268	6,890	9,136	96	6,170	32,503	0.2616	
	산림	3	2	2,524	3,368	93,069	220	4,366	103,552	0.9383	
	수계	0	10	4	5	29	2,791	69	2,908	0.9831	
	계	532	2,402	36,759	12,147	104,546	4,505	18,089	178,980	-	
	생산자정확도	0.7575	0.2252	0.6284	0.5672	0.8902	0.6195	-	-	-	
결합 분류	도시	414	676	1,773	424	685	373	3,485	7,830	0.0953	Overall: 0.7995 Kappa: 0.6364
	건천	2	1,118	14	10	12	239	93	1,488	0.8014	
	논	31	34	25,104	2,233	3,688	361	5,009	36,460	0.7982	
	밭(과수원)	82	477	7,653	6,677	8,082	141	5,398	28,510	0.2889	
	산림	3	2	2,209	2,798	92,036	104	3,966	101,118	0.9473	
	수계	0	95	6	5	43	3,287	138	3,574	0.9566	
	계	532	2,402	36,759	12,147	104,546	4,505	18,089	178,980	-	
	생산자정확도	0.7782	0.4654	0.6829	0.5497	0.8803	0.7296	-	-	-	



[그림 3] 분류방법별 최고 전체정확도를 나타내는 경우의 분류결과

4.1 방법1: 개별데이터에 대한 분류

위성영상 데이터를 최대우도법을 이용하여 개별적으로 분류를 실시하였다(<표 1> 참조). SPOT XS의 경우 최대우도법을 적용한 결과 전체정확도 0.7635이었으며 Kappa 지수는 0.5759이었다. Landsat TM에 대해 개별적인 분류를 실시한 결과를 살펴보면 SPOT XS를 이용한 경우보다 전체정확도가 높은 경우가 14가지 조합에서 나타나고, 낮은 경우가 28가지 조합에서

나타난다. 또한 가시광선 영역대만을 사용한 경우(밴드조합 123)와 적외선 영역대만을 사용한 경우(밴드조합 457)에는 분류정확도가 현저히 떨어짐을 알 수 있다. 즉, 가시광선대와 적외선 영역대의 적절한 조합이 분류정확도의 향상을 가져올 수 있다.

Landsat TM 밴드조합에 의한 42가지 경우를 개별밴드가 포함된 경우에 대한 정확도로 산출한 결과, 밴드 4 또는 밴드 2가 포함된 경우의 분류 정확도가 다른 밴

드가 포함된 경우의 분류정확도에 비해 높게 나타나므로 Landsat TM 데이터를 사용한 분류 시 이 두 밴드를 포함하는 것이 바람직하다는 것을 알 수 있다(<표 2> 참조). 실제로 분류 정확도 상위 10위 내의 밴드조합을 살펴보면, 밴드 2와 밴드 4는 모든 경우에 포함되어 있었으며 하위 10위내의 밴드조합을 살펴보면, 밴드2 또는 밴드 4가 개별적으로 포함되어 있는 경우는 있으나 밴드 2와 밴드 4가 모두 포함되어 있는 경우는 존재하지 않았다(<표 3> 참조). 특히 4번 밴드의 경우 개별적으로 포함된 경우도 적외선 영역만으로 분류한 밴드조합 457에서만 포함되어 있을 뿐이어서 4번 밴드가 분류정확도에 중요한 영향을 미침을 알 수 있다. 반면 밴드 7이나 밴드3이 포함되어 있는 경우 정확도가 상대적으로 낮고, 하위 10위 내에서도 밴드 7또는 3이 포함되어 있는 경우가 많이 존재한다.

4.2 방법2: SPOT XS와 Landsat TM의 융합분류

SPOT XS와 Landsat TM의 융합분류는 SPOT XS의 3가지 밴드와 Landsat TM의 밴드조합 경우를 하나의 데이터로 간주하고 분류하는 것이다. 방법1과 전체정확도를 비교하면 SPOT XS를 단독으로 이용한 경우보다 정확도가 향상된 경우가 35가지 조합에서 나타나고 그렇지 못한 경우가 7가지 조합에서 나타나며, 개별적인 분류에서 정확도가 가장 높았던 Landsat TM 밴드조합 12457의 전체정확도 0.7796보다 높은 경우가 13가지 조합에서 나타난다.

따라서 융합분류 방법이 상당히 적용성이 있음을 의미한다. Landsat TM을 단독으로 이용한 경우와 비교할 때 평균적으로 전체정확도는 0.034, Kappa 지수는 0.054 향상되었다. 4.4에서 살펴보겠지만 미미하기는 하나 이 방법에 의한 정확도 향상은 통계적으로 상당한 신뢰수준을 가지고 있다. 밴드조합 457의 경우 15%정도의 전체정확도 향상이 있었으나, 밴드조합에 따라 융합분류에 의한 방법이 정확도가 오히려 낮아지는 경우도 발생하였다(밴드조합 234, 1234). 따라서 융합분류 방법이 데이터를 개별적으로 이용한 분류방법 보다는 우수한 정확도를 나타내고 있긴 하지만 언제나 융합분류 방법이 단독으로 분류하는 방법보다 정확도가 높다고 할 수는 없다.

방법1과 대비하여 특이할 만한 사항은 높은 정확도를 가지는 밴드조합에서의 밴드구성이다. 밴드구성에서 방법1과 공통적으로 나타나는 현상은 밴드 4가 포함된 경우 높은 정확도를 나타내고, 밴드3이 포함된 경우에는 낮은 정확도를 나타낸다는 점이다. 반면 다른 점은 밴드 5 또는 밴드 7이 포함된 경우 방법1과 상이하게 높은 정확도를 나타내고 있다는 점이며, 이것은 분류 방법간 정확도 상위 10개의 경우와 하위 10개의 경우에 대해서 각 밴드가 포함되는 경우의 수를 계산한 <표 3>에서도 나타난다. 그 이유를 명확히 밝히기 위해서는 추가적인 연구가 필요하거나 가시광선 2밴드와 적외선 1밴드로 구성된 SPOT XS 파장대를 감안할 때, Landsat TM 밴드 중 적외선 밴드가 분류에서 중요한 역할을 하기 때문이라 생각된다.

4.3 사후확률 결합에 의한 분류

사후확률 결합(orthogonal sum)에 의해 분류하는 방식은 SPOT XS와 Landsat TM의 사후확률과 분류 불확실도를 이용하여 2장에서 설명한 방식을 적용하여 분류를 실행하는 방법이다. 먼저, 방법1과 전체정확도를 비교하면 SPOT XS을 단독으로 이용한 경우보다 모든 밴드조합에 있어 더 높은 정확도를 나타냈으며 Landsat TM 밴드 12457 조합의 전체정확도(0.7796) 보다 높은 경우가 38가지나 되었다. 또한 방법 2 중 가장 높은 정확도를 나타내는 SPOT XS와 Landsat TM 밴드 2457의 사용시 전체정확도(0.7881) 보다 높은 경우가 24가지나 되었다. 이는 증거이론에 기반한 본 연구 방법이 적용성이 대단히 높다는 것을 의미한다. 평균 정확도 증가율을 살펴보면 방법1에 비해 전체정확도가 0.050, Kappa는 0.081 증가하였으며, 방법2에 비해 전체정확도가 0.016, Kappa는 0.027 증가하였다. 이 방식을 이용한 경우 정확도는 방법1이나 방법2에 비해 감소하는 경우가 전혀 없었으며, 4.4에서 살펴보겠지만 정확도 차에 대한 통계적 검정에서도 신뢰수준이 높게 나타나 사후확률 결합에 의한 방법은 개별적인 분류나 융합분류 보다 그 정확도가 높은 것으로 판명되었다.

정확도에 따른 밴드조합을 살펴보면 이 경우에도 밴드 4가 있는 경우 정확도가 높았으며 다음으로 정확도가 높은 밴드조합은 밴드 5, 밴드 3이 포함된 순이었다. 반면, 밴드 3, 밴드 1, 밴드 7을 포함한 경우가 상대적으로 정확도가 낮았다. 그러나 이 경우 정확도가 상대적으로 낮다는

것이지 방법1이나 방법2에 비해 낮은 것을 의미하지는 않는다.

4.4 방법간 정확도 차에 대한 유의성

4.4.1 정확도 상관분석

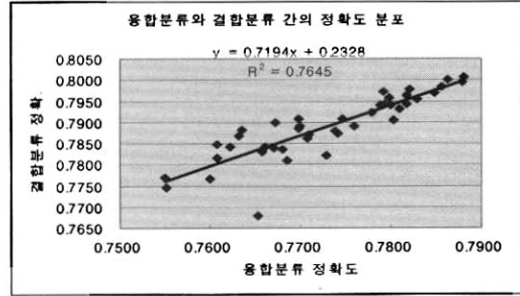
방법간 정확도의 상관분석을 실시한 이유는 밴드조합에 따른 정확도 차이가 분류방법이 바뀌어도 유지되는가를 살펴보기 위해서이다. 방법 간에 정확도에 대한 강한 상관관계가 있다면 밴드조합에 따른 정확도 차이가 분류방법이 바뀌어도 유지된다는 의미이고, 이를 분류방법 측면에서 보면 분류에 사용된 데이터가 동일한데 더 좋은 분류방법을 사용하였거나 분류방법의 특성 차이가 미미하다고 볼 수 있다. 세가지 분류 방법의 전체정확도에 대한 상관분석 결과 방법1(Landsat TM을 조합한 경우)과 방법2 및 방법3의 정확도 사이에는 상관관계가 있다고 할 수 없었으며, 방법2와 방법3 사이에는 상관관계가 어느 정도 있음을 알 수 있었다([그림 4] 참조). 즉, Landsat TM만을 사용한 방법1과 복수의 데이터를 사용한 방법2 및 방법3은 데이터가 다르거나 분류방법의 특성이 다르다는 의미로 해석될 수 있다. 복수의 데이터를 사용한 방법2와 방법3 사이에는 어느 정도 상관성이 있어 사용된 데이터가 동일하거나 분류방법의 특성이 어느 정도 유사함을 알 수 있다.

또한 방법별 밴드선택에 따라 정확도의 순위가 변화하는 것을 알아보기 위해서는 순위상관계수를 이용할 수 있는데, 본 연구에서는 Spearman's rank(r_s)를 이용하여

순위상관계수(Spiegel, 1992)를 추출하였으며 계산과정에서는 식(7)을 이용하였으며 그 결과는 <표 5>와 같다.

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum d^2}{n^3 - n}, \text{여기에서 } d \text{ 순위차} \quad (7)$$

이상의 정확도에 대한 상관분석결과와 순위상관계수를 살펴볼 때, 방법1과 방법2의 상관도가 가장 낮았으며 그 이유는 방법1과 방법2가 각각 개별적인 데이터와 융합된 데이터를 사용하였으므로 분류에 사용된 평균 및 공분산 행렬이 다르게 계산되며, 이것은 방법별로 다른 데이터를 사용한 것으로 간주할 수 있기 때문이라 생각된다. 반면 방법2와 방법3은 SPOT과 Landsat TM을 모두 사용한 분류방법이기 때문에 상관도가 상대적으로 높았다고 생각된다.

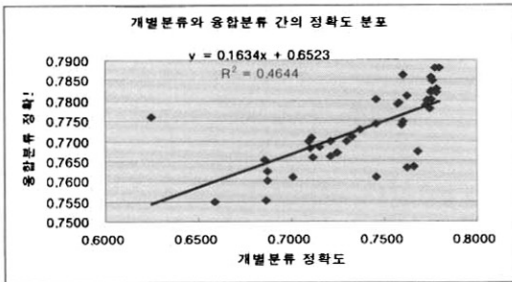


(c) 방법2과 방법3의 상관도

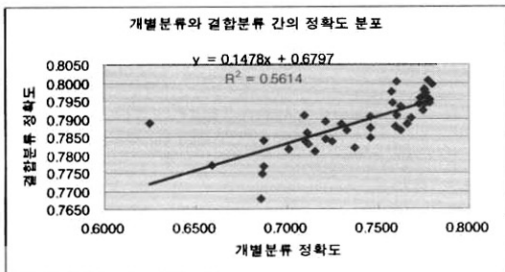
[그림 4] 방법간 정확도 상관분석

<표 5> 전체정확도에 대한 상관분석

상관분석방법 \ 비교	방법1-2	방법1-3	방법2-3
정확도상관분석 (결정계수)	0.4644	0.5614	0.7645
순위상관분석 (Spearman's rank)	0.7651	0.8200	0.8998



(a) 방법1과 방법2의 상관도



(b) 방법1과 방법3의 상관도

또한 방법1과 방법2의 정확도 상관도보다는 방법1과 방법3의 정확도 상관도가 높는데 이는 방법1과 방법3에서는 분류에 사용된 사후확률이 동일하나 방법1과 방법2는 분류에 사용된 사후확률이 다르기 때문이라 생각된다.

4.4.2 방법간 정확도 차에 대한 검정

다음으로는 3가지 방법간의 정확도 차에 관한 검정을 실시하기 위해 집단간 정확도 평균의 차에 대한 검정을 실시하였다. 정확도 차에 관한 검정은 방법간 정확도 차이가 통계적으로 의미있는 것인지 살펴보는 것으로 검정대상인 두방법이 통계적으로 다른 방법임을 검정하는 것이

다. 이 방법은 모평균의 차에 대한 검정으로 이 경우 대표본(밴드조합 42가지이므로)에서 두 모평균의 차에 대한 검정에 사용되는 식(8)을 사용하였다(김우철 등, 1994).

$$Z = \frac{M_1 - M_2}{\sqrt{\frac{S_1^2}{n_1} + \frac{S_2^2}{n_2}}} \quad (8)$$

여기에서, Z = 검정통계량
 M_i = 집단 i 의 평균
 S_i = 집단 i 의 표준편차
 n_i = 집단 i 의 표본크기

방법간 정확도 차에 대한 검정결과, 검정통계량 Z 가 모두 5이상의 값을 나타내어 99.99%이상의 확률로 두 집단이 다르다는 것을 알 수 있었다<표 6>. 즉 방법1 보다는 방법2가 방법2 보다는 방법3이 우수한 분류기법임을 증명할 수 있었다.

5. 결 론

위성영상을 이용한 분류에서 가장 중요한 것은 정확도 높은 결과를 도출하는 것이다. 이를 위해 본 연구에서는 증거이론

을 바탕으로 복수의 위성영상에서 산출된 사후확률, 분류 불확실도 등을 분류를 실시하였다. 그 결과 위성영상에 대한 개별적인 분류나 융합분류 방법보다 정확도가 향상된 결과를 얻을 수 있었다. 이 과정에서 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

첫째, 본 연구에서 제시한 사후확률 결합에 의한 분류를 이용할 경우 개별적인 분류나 융합분류 보다 정확도가 향상된 결과를 얻을 수 있었다. 방법3은 방법1과 방법2에 비해 전체정확도에서는 0.050, 0.016, Kappa 지수에서는 0.081, 0.027 높은 결과를 얻을 수 있었으며, 정확도 차에 대한 검정결과 Z 값이 5이상(신뢰수준 99.99% 이상)으로 나타나 방법간의 정확도 차가 유의성을 가지고 있음을 알 수 있었다.

둘째, 밴드조합에 의한 정확도가 분류 방법에 따라 일정하게 유지되지 않아 본 연구의 경우 밴드조합보다는 분류방법이 정확도 향상에 주요한 요소임을 알 수 있었다. 밴드조합에 대한 방법간 정확도에 대한 상관분석 및 순위상관분석을 실시한 결과 방법1과 방법2 및 방법3 사이에는 상관관계가 미미하였으며, 방법2와 방법3

<표 6> 분류방법간 정확도 차에 대한 표준정규확률변수(Z)

		전체정확도		Kappa		Z (전체정확도)	Z (Kappa)
		평균	표준편차	평균	표준편차		
방법1-2	방법1	0.7394	0.0376	0.5397	0.0578	5.5764	5.8617
	방법2	0.7731	0.0090	0.5937	0.0119		
방법1-3	방법1	0.7394	0.0376	0.5397	0.0578	8.2722	8.8550
	방법3	0.7889	0.0074	0.6208	0.0103		
방법2-3	방법2	0.7731	0.0090	0.5937	0.0119	8.6872	11.0676
	방법3	0.7889	0.0074	0.6208	0.0103		

간에 상관성이 있음을 알 수 있었다.

셋째, 분류방법에 따른 분류결과를 비교한 결과 복수의 데이터를 사용하는 것이 정확도가 향상되는 경우가 많았다. 방법2에서는 방법1 중 정확도가 가장 높은 Landsat TM 밴드조합 12457보다 정확도가 향상된 경우가 전체 42개 조합 중 총 13개 조합에서 나타났으며 SPOT XS보다 정확도가 향상된 경우는 35개 조합에서 나타났다. 또한 방법3에서는 방법1 중 정확도가 가장 높은 Landsat TM 밴드조합 12456보다 정확도가 향상된 경우가 전체 42개 조합 중 무려 38개 조합에서 나타났으며 SPOT XS보다 정확도가 향상된 경우는 전체 42개 조합 모두에서 나타났다.

위 결과를 바탕으로 복수 데이터를 사용하는 것이 분류정확도 향상에 기여한다는 사실을 알 수 있었으며, 복수 데이터를 사용하는 경우 단순한 밴드추가에 의한 방법2 보다는 사후확률 결합에 의한 방법3의 분류정확도가 더욱 높게 나타나 본 연구에서 제시한 방법이 분류정확도 향상에 도움이 되는 것을 알 수 있었다. 본 연구에서는 SPOT XS와 Landsat TM을 사용하여 분류를 실시하였지만 향후 거의 동일시기에 취득이 가능한 Landsat ETM과 EO-1을 결합한 경우 등에 관한 추가연구가 수행되어 본 연구결과의 적용성을 높이는 방안이 강구되어야 할 것이다. 또한 원격탐사 분야의 발전분야가 통합적인 데이터 처리라는 점을 감안할 때, 해상도가 다른 데이터 및 3개 이상의 데이터를 이용한 분류를 실시하여 통합적인 위성영상 데이터에 대한 분류가 가능하도록 할 필요가 있다.

참고문헌

- 김우철외 7인, 1994, 통계학개론, 서울:영지문화사, p.207.
- 정재준·김용일·유기운, 2002, Evidence Theory를 적용한 다중영상데이터의 토지피복분류, 대한토목학회논문집, 제22권, 제1-D호, pp.141-150.
- Dempster, A. P., 1967, Upper and lower probabilities induced by a multivalued Mapping, *Annals of Mathematical Statistics*, Vol 38., pp.325-339.
- Franklin, S. E., Peddle, D. R., Dechka, J. A., and Stenhouse, G. B., 2002, Evidential reasoning with Landsat TM, DEM and GIS data for landcover classification in support of grizzly bear habitat mapping, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 23, No. 21, pp.4633-4652.
- Lee, T., Richards, J.A., and Swain, P.H., 1987, Probabilistic and Evidential Approaches for Multispectral Data Analysis, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 25, No. 3, pp.283-293.
- Patel, J.K. and Read, C.B., 1996, *Handbook of the Normal Distribution*, Marcel Dekker, New York, NY, pp.204-205.
- Peddle, D. R., 1995, Knowledge formulation for supervised evidential classification, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 61, pp 409-417.
- Richards, J.A., 1994, *Remote Sensing Digital Image Analysis*, Springer-Verlag, Berlin, pp.203-207.
- Spiegel, M. R., 1992, *Theory and Problems of Statistics*, McGraw-Hill, London, p.376.
- Shafer, G., and Logan, R., 1987, Implementing Dempster's rule for hierarchical evidence, *Artificial Intelligence*, Vol. 33, pp.271-298.