

분류정확도 향상을 위한 공간적 분류방법의 적용

An Application of Spatial Classification Methods for the Improvement of Classification Accuracy

정재준* · 이병길* · 김형태** · 김용일***

Jeong, Jae Joon · Lee, Byoung Kil · Kim, Hyung Tae · Kim, Yong Il

要 旨

위성영상을 이용한 토지피복 분류를 시행할 때 대부분 화소의 밝기값(DN: Digital Number)에 의존하는 분광적 패턴인식기법을 사용해 왔다. 그러나 화소의 DN이 해당화소 뿐만 아니라 인접화소와도 밀접한 관련이 있다는 점을 고려할 때, 인접화소의 영향을 고려한 토지피복 분류에 관한 연구가 필요하다. 또한, 위성영상의 공간해상도가 기술의 발달로 인해 현격히 향상되고 있다는 점을 고려할 때 공간적 분류방법은 반드시 고려되어야 한다.

본 연구에서는 supervised 분류방식에 의한 분광적 분류방법과 분광적 분류방법에 화소의 공간적 분포패턴까지를 적용한 공간적 분류방법의 정확도를 평가하여 공간적 분류방법의 적용 타당성을 제시하고자 하였다. 6가지 공간적 분류방법을 적용한 실험을 통해 공간적 분류방법을 이용한 경우가 분광적 분류방법만을 이용한 경우보다 2-6% 정도 분류정확도가 증가됨을 알 수 있었다. 또한 밴드조합을 달리 설정하여 분류를 실시한 실험을 통해 공간적 분류방법을 적용하였을 때 기존 분광적 분류방법만을 이용한 경우보다 향상된 정확도 결과를 얻을 수 있음을 통계적으로 입증할 수 있었다.

ABSTRACT

Spectral pattern recognition techniques are most used in classification of remotely sensed data. Yet, in any real image, adjacent pixels are related, because imaging sensors acquire significant portions of energy from adjacent pixels. And, with the continued improvement in the spatial resolution of remote sensing systems, another spatial pattern recognition approach is must considered.

In this study, we aim to show the potentiality of spatial classification methods through comparing the accuracies of spectral classification methods and those of spectral classification methods. By the comparisons between the two methods, classification accuracies of 6 different spatial classification methods are higher than that of spectral classification method by 2-6% or so. Additionally, we can show it statistically through the classification experiments with different band combinations.

*서울대학교 지구환경시스템공학부 박사과정

** 서울대학교 지구환경시스템공학부 공학박사

***서울대학교 지구환경시스템공학부 부교수

1. 연구배경

위성영상을 이용한 분류는 위성영상의 화소값을 지표상의 임의의 분류항목으로 범주화시키는 것을 목적으로 한다. 그러므로 위성영상분류를 패턴인식이라고 할 수 있다. 위성영상에 대한 패턴인식기법에는 화소의 여러 밴드에서의 DN(Digital Number)을 기준으로 하는 분광적 패턴인식기법, 인접화소의 DN까지 고려하는 공간적 패턴인식기법, 그리고 화소의 시간에 따른 변화 양상을 판단하는 시간적 패턴인식기법이 있다(Lillesand and Kiefer, 1994). 이 중 시간적 패턴인식기법은 변화예측과 같은 응용분야에 사용되는 것으로, 분류과정을 한 시점에 대한 토지피복 상태를 알아보는 것으로 국한한다면 이는 분류방법론 상에서 제외될 수 있다.

일반적으로 위성영상을 이용한 분류방법은 분광적 패턴인식기법을 사용해왔다. 그러나 인공위성에서 데이터를 취득할 당시 한 화소에 기록되는 DN은 IFOV(Instantaneous Filed of View)내의 평균 DN이라는 점과 인접화소끼리 공간적으로 강한 연관성을 가지고 있다는 점 그리고 영상에서 화소의 기하학적인 배치와 그 화소들에 대응하는 지상의 면적들의 기하학적인 배치가 일치하지 않는다는 점을 고려할 때, 인접화소의 DN까지를 고려하는 공간적 패턴인식기법을 고려해야 한다. 또한 인공위성 영상의 공간해상도가 기술의 발달로 인하여 현저히 향상되고 있다는 점을 고려할 때 분광적 패턴인식기법에 의한 분류결과에서 자주 볼 수 있는 salt-and-pepper 형상의 분류결과를 효과적으로 제어할 수 있는 방법에 대한 필요성이 대두되고 있다.

따라서, 본 연구는 일반적으로 사용되고 있는 분광적 분류방법과 여러 가지 공간적 분류방법의 정확도의 차이를 비교하여 공간적 분류방법의 적용 타당성을 제시하고자 하는 것을 그 목적으로 하고 있다. 본 연구의 흐름도는 그림 1.1과 같다.

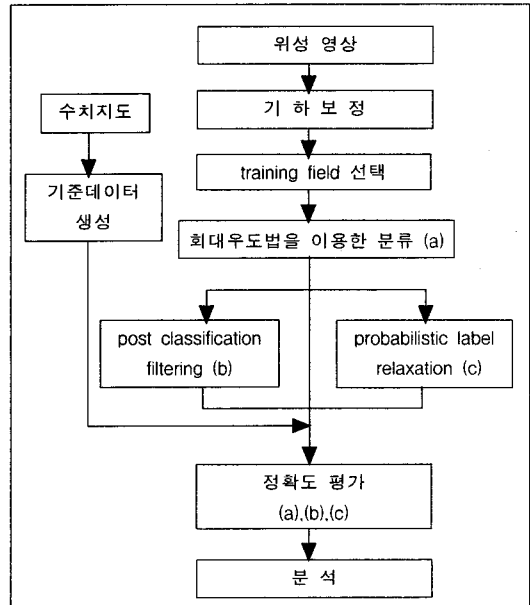


그림 1.1 연구의 흐름도

2. 공간적 분류방법

공간적 분류방법은 방법론상으로 크게 영상의 전처리에 의한 방법, post classification filtering에 의한 방법, 그리고 probabilistic label relaxation 방법으로 구별된다(Richards, 1994).

그 중 영상의 전처리에 의한 방법은 분류를 실행하기 전 average filter 또는 median filter를 이용하는 방법, ECHO 방법(Kettig 등, 1976) 그리고 다중분광대 영상을 사용하지 않고 PCA 분석을 한 결과를 이용해 분류를 실행하는 방법(Gong 등, 1990) 등이 있다. Post classification filtering(Townsend, 1986)으로 분류된 결과에 salt-and-pepper 형상을 제거하는 방법으로는 인접화소의 분류결과와 해당 화소의 분류결과 중 최빈값을 해당화소의 분류결과로 할당하는 방법이다. 이 방법은 인접화소의 범위를 인접한 4개 화소로 하는 방법과 주위를 둘러싼 8개 화소로 하는 방법이 있다. 마지막 방법인 probabilistic label relaxation 방법(Eklundh 등, 1980; Richards 등, 1981, 1982; Sharma 등, 1998)은 해당 화소와 인접화소의 분류확

를 이용하는 방법으로 post classification 방법에 분류확률의 개념을 도입한 것이라고 할 수 있다.

이 중 첫 번째 방법인 영상의 전처리에 의한 방법은 본 연구에서 사용하지 않았다. 그 이유는 전처리 과정을 거치지 않은 원시영상을 이용해 분류를 실행하는 것이 전처리 과정을 거친을 이용해 분류를 실행하는 것보다 영상이 가지고 있는 원래의 정보를 이용한 다는 점에서 더 바람직하기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 post classification filtering과 probabilistic label relaxation을 중심으로 영상에 대한 공간적 분류를 시행하였다. 본 연구에서 사용된 두 가지 방법에 대한 이론적인 고찰은 다음과 같다.

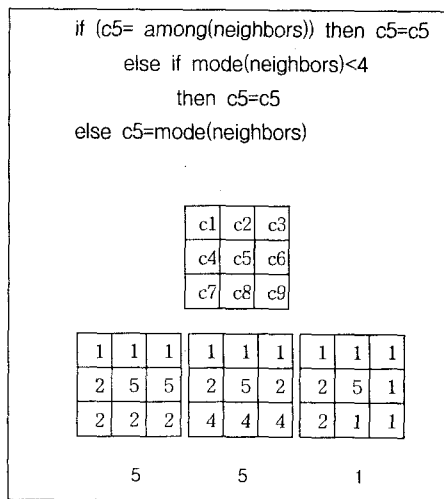


그림 2.1 post classification filtering 알고리즘

2.1 post classification filtering

Post classification filtering은 영상의 분류결과를 해당 화소와 인접화소의 분류결과를 이용해 재분류하는 것이다. 이렇게 함으로써 분류된 영상의 salt-and-pepper 형태가 감소되는 것이다. 여기에서 채용하는 방법은 사전에 규정된 window를 전체 영상에 대해 적용시키면서 그 window내의 최빈값을 해당 화소에 할당하는 것이다. 이 과정에서 사용되는 window를 spatial filter와 대비하여 logical filter라 한다.

Logical filter를 이용하는 경우 주위 화소의 최빈값을 그대로 사용하는 경우를 unconstrained logical filtering이라 하고, 여러 조건을 고려하는 것을 constrained logical filtering이라 한다. constrained logical filter를 사용하는 경우 고려할 조건은 다음과 같은 것이 있다(3×3 window를 채용하는 경우, 그림 2.1 참조).

- 인접화소와 같은 분류결과이면 중간 화소의 분류결과는 바뀌지 않는다.
- 최빈값이 4이하이면 화소의 분류결과는 바뀌지 않는다.

실제 이 방법을 영상에 적용하는 경우, 영상의 첫 행부터 순차적으로 처리를 하는 방법을 sequential processing이라 하는데 이것은 filtering한 값이 다음 화소의 값에 영향을 미치지므로 적합하지 않다. 그러므로 원래 영상의 값을 기준으로 filtering을 하는 parallel processing 방법을 사용하여야 한다.

2.2 Probabilistic Label Relaxation

분류된 영상의 공간적인 일치성(consistency)을 확보하는 것은 label relaxation과정을 통해 가능하다. 이 방법은 기존의 분류방법에 비해 이론적인 면이 부족하고, post classification filtering에 비해 다소 복잡하지만, 논리적으로 지역의 공간적인 성질이 분류과정에 영향을 미치도록 한다는 장점이 있다.

2.2.1 기본 알고리즘

대상 영상에 대해 분류를 실시하였다면 각각의 화소에 대해 화소가 어떤 분류항목으로 분류될 가능성을 나타내는 확률이 이미 정해진 상태이다. 만약 maximum likelihood 분류방법을 사용한다면 이러한 확률값은 식(1)과 식(2)에 의해 계산될 수 있다.

$$p(x|\omega_i) = (2\pi)^{-\frac{N}{2}} |\Sigma_i|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-m_i)'\Sigma_i^{-1}(x-m_i)\right\} \quad (1)$$

$$g_i(x) = \ln p(\omega_i) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| - \frac{1}{2}(x-m_i)'\Sigma_i^{-1}(x-m_i) \quad (2)$$

위에서 식(1)은 다변량정규분포를 나타내는 식이며, 식(2)는 판별함수를 나타내는 식이다. 여기에서 m_i 와 Σ_i 는 각각 평균벡터와 공분산행렬을 나타낸다.

만약 다른 분류방법을 사용하였다면, 확률값을 계산하는 다른 방법이 필요할 것이다. 이런 방법은 간단히 말해 화소가 특정 분류항목으로 분류될 가능성이 가장 많은 분류항목에 대해 높은 확률값을 부여하고, 나머지 것들에 대해서는 낮은 확률값을 부여하는 것이다. 화소 m 에 대한 확률의 집합은 다음과 같이 표시될 수 있다.

$$P_m(\omega_i) \quad i=1, \dots, K \quad (3)$$

여기에서 K 는 분류항목의 총 수, $P_m(\omega_i)$ 는 화소 m 에 대해 ω_i 가 옳은 분류항목으로 분류될 확률을 나타낸다. 다시 말해 $\sum_i P_m(\omega_i) = 1$ 이 된다.

인접화소는 화소 m 의 주위 화소로 이론적으로는 그 크기가 어떻게 되어도 상관없이 화소 m 과 공간적인 관계를 가지고 있는 모든 화소를 포함할 정도로 큰 것이 좋다. 그러나 고해상도 영상의 경우 위에서 언급한 조건을 만족하는 인접화소를 규정한다는 것은 거의 불가능하므로, 일단 본 연구에서는 3×3 정도의 범위를 인접화소의 범위로 하였다.

화소 m 의 분류에 영향을 주는 근린함수(neighborhood function) $Q_m(\omega_i)$ 를 알 수 있다고 하면 식 (3)에 $Q_m(\omega_i)$ 를 곱함으로써 인접함수의 영향을 나타낼 수

있다. 그러나 새로운 분류함수에 대해 화소가 특정 분류항목으로 분류될 확률을 더하면 1이 되어야 함으로 새로운 분류확률 값은 그것의 합으로 나누어져야 한다.

$$P'_m(\omega_i) = \frac{P_m(\omega_i)Q_m(\omega_i)}{\sum_i P_m(\omega_i)Q_m(\omega_i)} \quad (4)$$

이런 변화함수는 영상의 좌상쪽에 위치한 화소에서부터 우하쪽에 위치한 화소에 이르기까지 전 영상에 대해 적용되어 새로운 확률에 의한 분류를 시행하게 된다. 다음으로 근린함수 $Q_m(\omega_i)$ 가 인접한 화소의 분류확률에 영향을 받고 있으며, 이에 따라 영상의 모든 화소의 분류확률이 위에서 기술된 방법으로 변화한다면 임의의 화소에 인접한 화소 자체가 바뀌게 된다. 결과적으로 식 (4)에 의해 분류확률을 새롭게 계속해서 적용할 수가 있다. 실제로 식 (4)는 $P'_m(\omega_i)$ 값이 반복계산(iteration)을 하여도 변하지 않고 수렴될 때까지 계속해서 적용되어 진다. 이런 과정을 거치면 $P'_m(\omega_i)$ 는 분광특성과 공간적인 특성을 모두 고려된 것이라고 할 수 있다. 이런 과정이 분광특성을 고려하였다고 하는 것은 최초 분류 확률에 대한 고려를 하였기 때문이고, 공간적인 특성을 고려하였다고 하는 것은 인접확률에 의한 공간적인 context를 고려하였기 때문이다. 이 방법은 반복계산을 통해 이루어지므로, 식 (4)는 다음과 같이 반복계산을 위한 형태로 쓰여질 수 있다.

$$P^{k+1}_m(\omega_i) = \frac{P^k_m(\omega_i)Q^k_m(\omega_i)}{\sum_i P^k_m(\omega_i)Q^k_m(\omega_i)} \quad (5)$$

위 식(5)에서 k 는 반복계산 회수를 나타낸다. 영상의 크기나 그것의 공간적인 복잡성으로 인해 반복계산의 회수는 굉장히 많아질 수도 있다. 그러나 분류확률의 급격한 변화는 반복계산 중 처음 몇 번의 과정에서 거의 나타날 뿐만 아니라 지나친 반복회수는 오히려

좋지 않은 결과를 초래할 수도 있다. 즉, 반복회수가 많아지는 것은 해당 화소의 분류 분류항목을 결정하는데 화소에서 더 멀리 떨어진 화소의 영향까지 고려하게 되기 때문이다. 따라서 대부분의 경우에 5내지 10번 정도의 반복계산에서 relaxation 과정을 끝내게 된다.

2.2.2 근린함수

화소 m의 인접화소 중 한 화소를 n이라고 하고, 화소 m과 인접 화소 n의 분류가 일치하는가를 판단하는 일치성 계수(compatibility coefficient)는 조건부 확률에 그 근간을 두고 있다. 따라서 일치성의 계산값인 $P_{mn}(\omega_i | \omega_j)$ 는 화소 n이 ω_j 로 옳게 분류되었을 때, 화소 m이 ω_i 로 옳게 분류될 확률을 나타낸다. 그러므로 화소 m이 ω_i 로 옳게 분류될 확률은 $P_{mn}(\omega_i | \omega_j)P_n(\omega_j)$ 가 된다. 따라서 화소 n이 여러 분류항목 중 어느 하나로 분류될 가능성을 고려하였을 때, 화소 m이 ω_i 로 옳게 분류될 가능성은 각각의 조건부 확률을 더한 것으로 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\sum_j P_{mn}(\omega_i | \omega_j)P_n(\omega_j)$$

화소 m의 모든 인접 화소들을 비슷한 방법으로 생각해 볼 때, 가장 간단한 방법은 인접가중치(neighbour weight) d_n 을 고려하여 각각의 기여도를 단순히 더하는 것이다. 그 이유는 인접화소들이 미치는 영향이 각각 다르기 때문이다(예를 들어 MSS 데이터 중 scan line을 따라서 있는 화소들은 scan line 상에 있어 많은 화소에 비해 행을 따라 일어나는 oversampling 때문에 더 많은 영향을 미친다). 그러므로 k번째 반복계산에서 화소 m이 ω_i 로 분류됨에 있어 총 인접화소의 영향은 다음과 같다.

$$Q_m^k(\omega_i) = \sum_n d_n \sum_j P_{mn}(\omega_i | \omega_j) P_n^k(\omega_j) \quad (6)$$

바로 위 식을 인접함수(neighborhood function)로 정의할 수 있다. 식 (5)와 식 (6)에서 화소 m을 그 화소의 인접화소에 포함시키는 경우가 일반적이다. 이것은 화소값의 변화가 전적으로 인접화소들에 의해서 이루어지는 것을 막아주는 역할을 한다. 특히 반복계산의 회수가 상당히 많을 경우에는 특히 그러하다.

3. 연구대상지역과 기준 데이터

3.1 연구대상지역과 인공위성 데이터

본 연구를 수행한 대상지역은 충청남도 공주시지역이며 대상 지역에 대한 위성영상(Landsat, TM)은 그림 3.1과 같다.

사용된 인공위성 데이터는 1994년 5월에 취득한 Landsat TM이다. 지형도를 이용하여 15개의 GCP를 설정하였고 이에 의해 기하보정을 실시하였다. 기하보정 후 영상의 RMS error는 0.456화소였다.

3.2 기준데이터

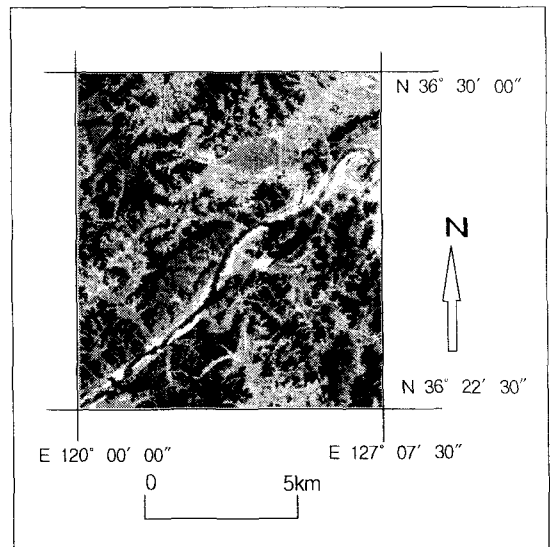


그림 3.1 대상지역 위성영상

위성영상을 이용해 supervised 분류를 실행한 결과와 supervised 분류결과를 이용해 post classification filtering 또는 probabilistic label relaxation을 실행한 결과의 정확도를 비교하기 위해서는 기준데이터가 있어야 한다. 기준데이터는 수치지도 파일을 래스터로 변환하여 사용하였다. 대상지역의 수치지도는 위성영상과 비슷한 시기에 촬영한 항공사진을 이용해 제작되었다(그림 4.1 (a) 참조).

수치지도를 래스터화 하는 과정에서는 다음과 같은 것들이 고려되었다.

첫째, 위성영상을 이용해 분류가 가능한 항목을 추출하였다. 여기에는 USGS의 기준과 우리나라 수치지도의 도식규정에 공통적으로 들어있는 항목을 대상으로 하였다. 그 결과 산림, 수계, 밭, 논, 과수원, 건천 그리고, 도시의 7가지 항목이었으며 수치지도 상에서 분류항목으로 구분하기 애매한 지역은 '미구분'으로 처리하였다.

둘째, 위의 7가지 분류항목에 대한 수치지도의 래스터화 과정은 먼저 분류항목별로 벡터파일을 생성하여 토폴로지를 생성하고, 이렇게 만들어진 벡터파일을 래스터화하였다. 이 과정에서 분류항목들 중 상당부분이 수치지도에서 점속성 데이터로 작성되어있어, 인접한 지역으로 간주할 수 있는 것들에 대해서 하나의 폴리곤(polygon)으로 만드는 과정이 포함되었다.

4. 분류절차

4.1 Supervised 분류절차

대상지역 위성영상에 대한 supervised 분류를 실행하는 방법은 다음과 같다 먼저, training 단계로 산림(1), 수계(2), 밭(3), 논(4), 과수원(5), 건천(6) 그리고, 도시(7)에 대해 training site를 선정하였다. 그런 후 supervised 분류에서 가장 많이 사용하는 gaussian maximum likelihood 분류방법을 사용하여 분류를 실시하였다(그림 4.1 (b)). 분류에는 TM의 7개 밴드 중

공간 해상도가 120m인 열적외선 밴드(band 6)를 제외한 6개 밴드를 사용하였다. 일반적으로 분류에 있어서는 위성영상의 모든 밴드를 사용하지만 이것이 분리도의 하락을 유발하여 분류결과가 오히려 낮아질 수도 있으므로(김용일, 1991; 어양담, 1999) 본 연구에서는 밴드를 3개에서 6개까지 변화시키면서 총 42번(${}^6C_3+{}^6C_4+{}^6C_5+{}^6C_6$)의 분류를 실시하였다. 이는 뒤에 살펴볼 supervised 분류와 공간적 분류간의 분류정확도의 차이에 대한 유의성 검증 과정에서 사용되었다.

밴드조합에 따른 정확도를 표 4.1과 같이 평가(정확도 평가요소 중 가장 대표적으로 사용하는 전체정확도만을 대상으로 함)하였으며, 각 밴드조합에 따른 정확도는 표 4.2와 같다. 표 4.2에서 각 밴드의 조합별 정확도가 가장 높은 경우를 굵은 글씨로 나타내었다.

표 4.1. 정확도 평가 (밴드 2,4,7)

Classification	Reference							n/a	total
	1	2	3	4	5	6	7		
forest(1)	85228	17	1789	2183	104	0	7	3380	92719
water(2)	49	3252	5	7	0	16	0	120	3449
filed(3)	4692	532	3414	10579	268	179	112	5489	25265
paddy(4)	6351	266	1624	17288	162	41	24	3211	28967
orchard(5)	7710	12	3737	4929	646	51	8	2609	19351
drybrook(6)	1	11	1	4	0	314	2	12	945
city(7)	504	415	529	1769	19	1201	379	3268	8084
total	104546	4505	11099	36759	1048	2402	532	18089	178980

overall accuracy=(85239+...+379)/(178980-18089)=0.690

표 4.2 supervised 분류 방법의 정확도

밴드조합	최대우도법		경우의 수
	정확도	순위	
123	0.641	39	${}^6C_3=20$
⋮	⋮	⋮	
247	0.690	1	
⋮	⋮	⋮	${}^6C_4=15$
457	0.580	42	
1234	0.689	3	
⋮	⋮	⋮	${}^6C_5=6$
3457	0.649	34	
12345	0.676	13	
12347	0.688	5	${}^6C_6=1$
⋮	⋮	⋮	
23457	0.679	12	
123457	0.684	8	
평균	0.665		

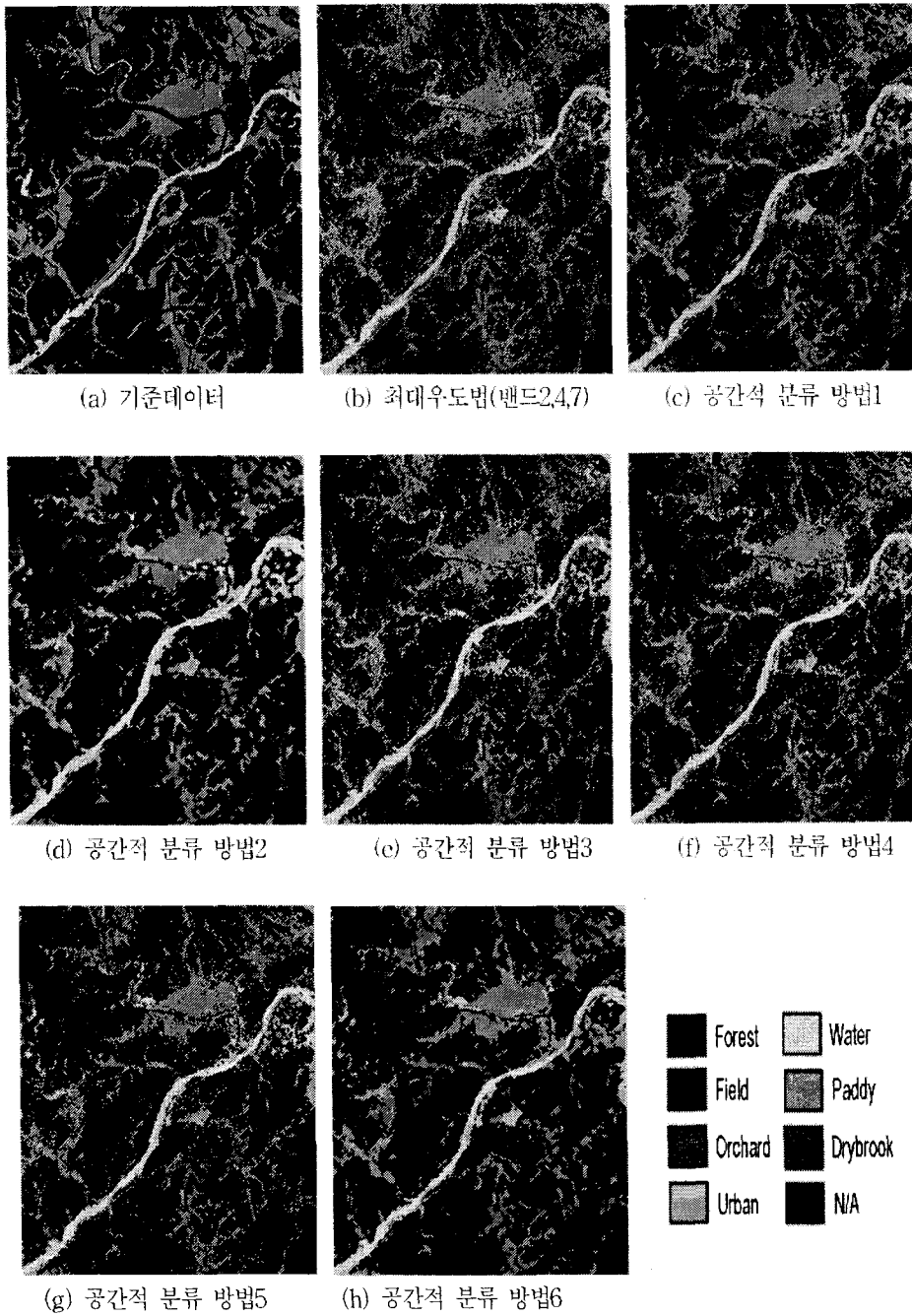


그림 4.1 기준데이터 및 분류방법별 분류결과

4.2 공간적 분류절차

위성영상을 이용한 공간적 분류를 시행하기 위해 모두 6가지 방법을 사용하였다. 그 방법은 다음과 같으며 그림 4.1(c)~(h)는 각 방법을 적용한 분류결과를 나타내고 있다.

- 방법1: 3×3 window의 최빈값
- 방법2: 5×5 window의 최빈값
- 방법3: 3×3 constrained filtering (그림 2.1)
- 방법4: 방법3을 두 번 사용
- 방법5: 3×3 probabilistic relaxation
- 방법6: 5×5 probabilistic relaxation

분광적 분류방법(최대우도법)을 사용한 경우와 위의 공간적 분류방법을 사용한 경우에 대한 분류정확도 비교 결과는 표 4.3과 같다. 표 4.3에서 최대우도법의 정확도는 정확도가 가장 높았던(표4.2 참조) 밴드 2,4,7을 이용한 경우의 정확도이다. 표 3에서 알 수 있듯이 공간적 분류방법을 사용하였을 경우 최대우도법을 사용한 경우보다 약 2내지 6%의 정확도 향상이 있음을 알 수 있었다. 방법간 정확도 차이를 살펴볼 때, 3×3 window보다는 5×5 window를 적용한 경우 정확도 향상이 두드러졌다.

실험을 통해 알 수 있었던 내용을 실험별로 살펴보면 다음과 같다. 다른 방법에 비해 분류결과에 일반화 현상이 뚜렷이 나타나는 방법1과 방법2의 정확도가 다른 것에 비해 높은 것은 수치지도 제작과정 역시 일반화되는 경향이 있기 때문이라 사료된다.

방법3과 방법4는 constrained filtering을 사용한 경우로 이 중 방법4는 post classification filtering을 반복하여 사용할 수 있다 것을 나타내기 위한 실험에 사용하였다. 실제 대상지역의 영상에 대해 supervised 분류정확도가 가장 높은 밴드조합 2,4,7을 이용한 분류결과에 대해 방법3을 이용하여 반복적인 post classification filtering을 시행한 결과는 표 4.4와 같다.

표 4.4에서 알 수 있듯이 공간적 분류방법을 반복하여 사용할 경우 정확도의 변화율이 점차 감소되어 가는 것을 알 수 있으며, 어느 한계에 다다르면 더 이상 정확도의 변화가 일어나지 않는다. 따라서 실제적으로 공간적 분류방법을 수회 정도만 수행하면 될 것으로 사료된다.

표 4.3 방법간 정확도 평가

방법	정확도	정확도 차
최대우도법	0.6898	-
방법 1	0.7328	0.0430
방법 2	0.7546	0.0648
방법 3	0.7075	0.0177
방법 4	0.7081	0.0183
방법 5	0.7049	0.0151
방법 6	0.7361	0.0463

표 4.4 방법 3을 반복적용하였을 경우 정확도 변화

반복회수	정확도	비고
0	0.68983	최대우도법
1	0.70751	방법 3
2	0.70809	방법 4
3	0.70821	
4	0.70823	
5	0.70823	변화없음
6	0.70823	
7	0.70823	
8	0.70823	

방법5와 방법6을 적용한 이유는 설정 window 분류 결과의 단순한 최빈값이 아닌 분류확률을 이용하여 공간적 분류를 시행하기 위해서이다. 방법6은 방법5와 같은 방식으로 적용되며 window 크기만 다르다. 그림 4.2는 9개 화소를 1과 2 분류항목으로 분류를 시행하였을 때 각각 항목으로 분류될 확률값을 나타낸 것이다. 방법1이나 방법3을 사용한 경우 중앙화소는 1로 분류가 될 것이지만 방법5를 사용하면 중앙화소가 1로 분류될 확률은 0.42(3.8/9)이고 2로 분류될 확률은 0.58(5.2/9)이므로 중앙화소는 2로 분류될 것이다(9개 화소의 인접가중치가 동일하다고 가정하였을 경

우). 방법5와 방법6을 적용한 경우 역시 다른 공간적 분류방법과 마찬가지로 정확도가 증가됨을 알 수 있었다. 따라서 logical filtering과 마찬가지로 probabilistic relaxation 역시 공간적 분류방법 중 하나의 방법으로 쓰일 수 있음을 알 수 있었다.

그림 4.2 Probabilistic relaxation(3×3 window)

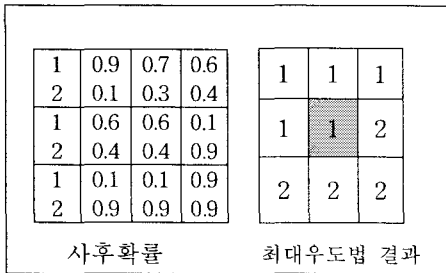


표 4.5 정확도 차

밴드 조합	최대우도법		방법 4	
	정확도	순위	정확도	순위
123	0.641	39	0.665	37
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
247	0.690	1	0.708	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
457	0.580	42	0.599	42
1234	0.689	3	0.706	3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3457	0.649	34	0.670	34
12345	0.676	13	0.694	13
12347	0.688	5	0.708	2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
23457	0.679	12	0.699	9
123457	0.684	8	0.704	6
평균	0.665		0.684	
표준 편차	0.02042		0.01960	
상관도=0.9707				

다음으로 분광적 분류방법과 공간적 분류방법의 정확도 차이가 통계적으로 유의한지 살펴보기 위해 분류방법간 정확도 차이에 대한 통계적 검정을 실시하였다(표 4.5 참조). 이를 위해 분광적 분류방법인 최대우도법과 공간적 분류방법 중 하나인 방법4를 사용한 경우에 대해 밴드조합에 따라 각각 42번의 분류를 실

시한 결과를 비교하였다. 그 결과 분류결과의 정확도 간의 상관관계수가 0.9707로 나타나 매우 강한 상관관계를 가지고 있다는 것을 알 수 있었다. 즉, 밴드조합에 따라 분류정확도가 크게 좌우됨을 알 수 있었다. 또한 최대우도법과 방법4를 이용한 정확도 값들이 서로 다른 모집단인지를 검정(김우철 등, 1994)해 보았다. 이 검정에 쓰인 식은 식(7)과 같다.

$$Z = \frac{M_1 - M_2}{\sqrt{\frac{S_1^2}{n_1} + \frac{S_2^2}{n_2}}} \quad (7)$$

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

그 결과 검정통계량 $Z=4.274$ 을 나타내어 99.99%이상의 확률로 두 집단이 다르다는 것을 알 수 있었다. 다른 공간적 분류방법과 최대우도법과의 비교에서도 거의 같은 결과를 나타냈다. 즉 공간적 분류방법을 사용한 방법이 분광적 분류방법을 사용하는 것보다 정확도가 향상되었다는 것을 통계적으로 검정할 수 있었다.

5. 결론

공간적 분류방법은 위성영상의 인접화소가 서로 강한 연관을 가지고 있으며, 위성영상의 공간해상도가 1m 이내 정도로 현저히 발달하고 있다는 점을 고려할 때 반드시 고려되어야 요소이다. 위성영상에 대한 분광적 분류방법을 기초로 공간적 분류방법을 사용한 본 연구를 통해서 얻은 결론은 다음과 같다.

첫째, 공간적 분류방법을 이용한 경우 분류정확도가 약 2-6% 향상되었다. 적용 알고리즘 상 공간적 분류방법간의 정확도 향상정도에는 차이가 있었지만 본 논문에서 적용한 6가지 공간적 분류방법은 모두 분광적 분류방법만을 적용한 경우에 비해 높은 분류정확도를 나타냈다.

둘째, 분광적 분류방법과 공간적 분류방법의 정확도의 평균에 대한 검정을 실시하여 양자의 집단이 99.99%이상의 확률($Z=4.274$)로 다른 집단을 밝힘으로써 공간적 분류방법의 적용타당성을 제시하였다. 또한 분광적 분류방법과 공간적 분류방법의 정확도가 밴드조합에 대해 강한 상관관계를 가지고 있어 위성영상의 분류에 있어 밴드선택이 중요한 인자라는 것을 알 수 있었다.

향후 본 연구와 관련하여 연구되어야 할 부분으로 다음과 같은 부분이 추가 연구되어야 할 것이다. 먼저 공간적 분류방법 중 probabilistic relaxation 방법을 사용하는데 있어 인접가중치 계산시 본 연구에서는 거리에 따른 가중치를 균일하게 주었는데 이를 달리 줄 수 있는 방법을 개발해야 할 것이다. 중앙화소를 제외한 화소들은 중력모형 등을 사용하여 가중치를 부여할 수 있지만, 인접화소에 대한 중앙화소의 상대적인 가중치를 설정하는 것이 문제로 남는다. 또한, 위성영상을 이용한 면속성 데이터 제작을 염두해 둘 때, 위 연구결과를 고해상도 위성영상에 적용하는 연구도 진행되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- 김용일(199) 인공위성 원격탐사 데이터의 분석정확도 향상에 관한 연구-지형적 분광반사특성 보정과 통계적 분류기법을 중심으로, 서울대학교 대학원 공학박사 학위논문, p.172-175.
- 김우철외 7인(1994) 통계학개론, 영지문화사, 서울, p. 207.
- 어양담(1999) 위성영상 분류를 위한 트레이닝 정규화 알고리즘과 클래스 분리도 측정기법 개발, 서울대학교 대학원 공학박사 학위논문, pp. 42-43.
- Eklundh, J. O., Yamamoto, H., and Resenfeld, A. (1980) A Relaxation Methods for Multispectral Pixel Classification, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-2, No. 1, pp. 72-75.
- Gong, P., Howarth, P. J. (1990), The Use of Structural Information for Improving Land-Cover Classification Accuracies at the Rural-Urban Fringe, PE & RS, Vol. 56, No. 1, pp. 67-73.
- Kettig, R. L. and Landgrebe, D. A. (1976) Classification of Multispectral Image Data By Extraction and Classification of Homogeneous Objects, IEEE Tans. Geoscience Electronics, Vol. GE-14, No. 1, pp. 19-26.
- Lillesand, T. M. and Kiefer, R. W. (1994) REMOTE SENSING AND IMAGE INTERPRETATION, John Wiley & Sons, Inc., New York, pp. 585-611.
- Richards, J. A., Landgrebe, D. A., and Swain, P. H. (1981) On the Accuracy of Pixel Relaxation Labeling, IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-11, No. 4, pp. 303-309.
- Richards, J. A., Landgrebe, D. A., and Swain, P. H. (1982) A Means for Utilizing Ancillary Information in Multispectral Classification, Remote Sensing of Environment, Vol. 12, pp. 463-477.
- Richards, J. A. (1994) Remote sensing Digital Image Analysis, Springer-Verlag, Berlin, pp. 195-201.
- Sharma, K. M. and S., Sarkar, A. (1998) A Modified Contextual Classification Technique for Remote Sensing Data, PE & RS, Vol. 64, No. 4, pp. 273-280.
- Townsend, F. E. (1986) The Enhancement of Computer Classifications by Logical Smoothing, PE & RS, Vol. 52, No. 2, pp. 213-221.