

광학영상의 토지피복분류 정확도 향상을 위한
SAR 영상 정보의 처리에 관한 연구
 Extraction of SAR Imagery Informations for the Classification Accuracy
 Enhancement - Using SPOT XS and RADARSAT SAR Imagery

서 병 준*
 Seo, Byoung Jun

박 민 호**
 Park, Min Ho

김 용 일***
 Kim, Yong Il

要 旨

지금까지 토지피복 분류에 다중과장의 광학센서로 취득된 위성영상만을 적용하는 것이 일반적이었
 다. 그러나, 현재 다양한 영상센서들이 존재하고 그 획득기회가 증가함에 따라 동일지역에 대하여
 여러 영상들을 이용할 수 있게 되었다. 특히 SAR 센서의 경우에는 광학센서로는 탐지가 불가능한
 지표특성에 대한 정보를 제공할 수 있으며, 기상 영향을 적게 받는다는 장점을 지니고 있다. 따라
 서 본 연구에서는 SAR 영상을 기존의 SPOT XS 영상에 적용하여 토지피복분류에 이용함으로써
 그 결과를 비교 평가하여 보았다. SAR 강도 영상으로부터 여러 가지 크기의 창을 적용한 질감 정
 보를 추출하여 연구에 적용하였으며, 그 결과 SPOT 영상만을 이용하여 분류한 경우보다 SAR 정보
 를 이용하여 분류한 결과가 미소한 차이로 증가하였으며, 특히 도시지역의 경우에는 좀 더 높은 정
 확도를 나타내었다. 분류결과는 전체정확도로는 그 차이가 미미하였으나 시각적으로나 공간적인 분
 포의 측면에서 눈에 띄게 달라졌음을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

For the land-cover classification we have usually used imagery of the optical sensors only. But
 currently a number of the satellite with various sensors are operating and the availability of
 using the data acquired from them are increasing. SAR sensors, in particular, can produce
 additional informations on the land-cover which has not been available from optical sensors. On
 this study, I have applied the SAR image to the SPOT XS image in the classification
 procedures, and analysed the classified results. In this procedure I have extracted texture
 informations from SAR intensity images, then applied both intensity and texture informations.
 From the accuracy analysis, overall accuracy are increased slightly when the SAR texture was
 applied. In case of the Built-up class the results showed higher accuracy than those of when
 only the SPOT XS image was used. From this result I can show that overall accuracy was
 increased slightly but the spatial distribution of classes was visibly improved.

1. 개요

현재 지상촬영 위성영상들의 획득 기회가 증가하고
 있으며, 이들 위성영상들은 보통 서로 다른 센서 체계
 와 분광 특성 및 공간해상력을 지니고 있다. 이러한
 지구관측 위성들은 지표면에 대하여 주기적인 촬영기

회를 제공하고 있으므로, 동일지역에 대하여 각기 다
 른 센서로 촬영된 원격탐사 데이터가 늘어나고 있는
 실정이다.

서로 다른 종류의 센서 시스템으로 획득된 위성영상
 은 각각의 센서 특성으로 인하여 독립적인 정보들을
 제공할 수 있을 것이다. 특히 광학영상에 비하여 SAR

* 서울대학교 지구환경시스템공학부 박사과정

** 목포대학교 지적학과 조교수

*** 서울대학교 지구환경시스템공학부 조교수

영상은 기상에 의한 영향을 적게 받으며 광학 스펙트럼의 센서와는 특성이 다른 정보를 제공할 수 있다.

따라서, 본 연구에서는 동일지역에 대하여 광학영상인 SPOT 다중분광영상과 RADARSAT 영상을 동시에 이용하여 분류에 적용함으로써 분류의 정확도 향상과 광학영상만으로는 한계가 있었던 부분에 대한 분류결과를 유도하고자 한다.

원격탐사 영상에 대한 데이터 통합 기법들로는 주로 통계적인 계산에 기반하거나 Dempster-Shafer의 이론, 그리고 인공신경망(Neural Net work) 등과 같은 다변량 통계에 기초하지 않은 기법들이 주로 이용되고 있다.

통계적인 기법들은 또 다시 데이터 통합이 이루어지는 단계에 따라 화소와 지물(feature), 그리고 의사결정단계에 기반한 데이터 통합기법들로 나눌 수 있다. 화소에 기반한 통합기법은 센서에서 취득된 측정치들을 화소 단위로 통합하는 기법이며, 지물에 기반한 통합에는 각각의 영상 자료원에 대하여 영상분할을 시도하여 결과되는 분할 요소들을 모으는 것으로 생각할 수 있는 기법들이 이용된다. 의사결정 단계에서의 데이터통합은 각 자료원의 해석결과들을 취합하여 통합적인 해석을 유도하는 것이라 할 수 있다.

또한 이러한 연구들은 데이터가 취득된 기간 사이에 변화가 발생하지 않았다는 가정을 바탕으로 하였으므로, 시간에 의한 변화를 모델링하려는 연구도 시도되었다(Solberg et al., 1994).

본 연구에서는 기본적으로 광학영상인 SPOT 영상을 이용하였으며, 이에 SAR 영상 정보를 조합하여 통계적인 분류결과를 분석 및 비교하여보았다. SAR 영상 정보는 강도(intensity) 정보를 이용하였으며, 이로부터 질감(texture) 정보를 추출하여 분류에 부가적인 데이터 레이어로 사용하였다.

2. 위성 영상 데이터의 통합 분류

다중 영상 자료의 분류에 대하여 가장 기본적인 접근 방식으로는 각각의 센서들로부터의 측정치들을 조합하여 다변량 통계 분석을 이용한 분류를 실행하는

벡터 추가 기법[Leckie, 1990]이 있다.

자료원 1의 측정 속성 벡터 (x_1, \dots, x_k)

자료원 2의 측정 속성 벡터 (y_1, \dots, y_l)

통합된 속성 벡터 $(x_1, \dots, x_k, y_1, \dots, y_l)$ 식(1)

이러한 접근 방식의 한계점으로는 첫째, 다양한 자료원들이 공통의 분광모델에 의해 충분히 설명되기는 어렵다는 것이며, 둘째 자료원들이 서로 다른 시기에 취득된 경우에도 이를 무시한다는 점이 있다. 마지막으로, 데이터의 획득기간 사이에 지표의 변화가 발생할 수 있다는 사실을 무시하게 된다는 것을 들 수 있다.

이러한 기법은 영상데이터와 다른 유형의 공간자료들의 통합에는 적절하지 못할 것이다.

다음으로는 계층화된 데이터의 통합기법[Hutchinson, 1982]이 있는데, 이는 여러 자료원으로부터의 데이터들을 여러 범주들로 계층화시켜 계층화된 범주들을 개별적으로 처리하는 접근 방식이다. 예를 들어, 위성 영상과 GIS(Geographic Information Systems) 데이터의 통합에서는 GIS 데이터가 하나의 객체로 정의될 수 있는 토지이용항목에 대한 화소군집을 정의하는데 이용될 수 있다. 여기에서, GIS 데이터에 대해서는 다변량 정규분포의 가정이 유효하지 않으므로 다변량 정규분포의 가정이 필요치 않은 인공신경망을 이용한 분류자들이 이용된다.

이러한 기법들은 각각의 영상들의 취득 사이에 지표 속성의 변화가 발생하지 않는다는 가정하에 이루어진다. 시간변화에 대한 통합 모델링 기법들이 연구되고 있으며, 'cascade' 분류자나 지식 기반(knowledge-based) 분류자들을 이용한 연구들이 있다.

3. 질감 정보를 이용한 분류

3.1 공간적인 분류기법

일반적으로 분광특성을 이용한 분류기법들은 인접해 있는 화소들이 어떻게 분류되는지를 고려하지 않고,

그 화소의 분광특성만에 근거하여 화소를 분류한다. 이러한 분류방법들은 영상에 포함되어 있는 공간적인 정보를 고려하지 않으므로, 만일 영상화소들의 위치를 모두 섞어서 다시 분류한다고 해도 원래 영상을 분류하는 것과 같은 분류정확도를 갖게 될 것이다. 이것은 원래 영상의 공간적인 구조가 파괴된다면 이는 새로운 영상인데도 같은 분류결과를 갖는데 문제가 있다.

실제 영상에서 인접해 있는 화소들은 서로 어떠한 관련성, 즉 상관관계를 갖는다. 그 이유는 지상의 인 근화소들로부터 나오는 에너지의 상당한 부분을 영상 센서에서 받게 되며, 지상의 피복형태가 일반적으로 화소의 크기에 비하여 더 큰 지역에 거쳐서 발생하기 때문이다.

그러므로, 분류과정에 공간적인 관계를 포함하는 것은 아주 중요하다고 할 수 있다. 인접한 화소들의 상관정도는 센서의 공간해상력과 지표면의 지형지물의 크기에 따라 달라지게 될 것이다. 같은 센서의 경우에는 자연적인 영역의 경우가 인공적인 영역보다 더욱 강하게 상관을 보일 것이며, 공간해상력이 다른 센서들의 경우에는 높은 해상도를 갖는 센서로 취득된 영상이 더욱 큰 상관관계를 보일 것이다[Richards, 1994].

이러한 공간적인 관계를 분류에 이용하는 접근방법들은 크게 이러한 정보를 분류 이전에 적용하는 기법들과 이를 분광적인 분류과정이 끝난 이후에 적용하는 방법들로 나눌 수 있을 것이다.

분류 이전에 공간적인 관계에 대한 정보를 적용하는 방법으로는 첫째로, 필터를 이용하여 영상 데이터의 공간적인 특성을 강조하거나 수정하는 처리과정이 있을 수 있으며, 둘째로는 새로운 데이터 채널을 작성하는 것이 있을 수 있다. 이는 공간적인 특성과 화소들을 연관시키는 하나의 데이터 채널을 작성하는 것으로, 질감 채널이 이용될 수 있다. 질감의 정확한 정의는 없지만 보통 영상변화의 복잡성(frequency)과 색조(tone)의 배열이라고 할 수 있으며, 보통 SAR 영상의 경우에서와 같이 다중과장 데이터가 없는 레이더 영상의 분석에 보통 이용되고 있다. 일반적으로 영상 밝기 값의 지역적인 분산(local variance)이나 공간적인 복잡도의 스펙트럼(spatial frequency spectrum)의 모

양 등을 이용한다. 마지막으로, 영역확산(region growing) 알고리즘에 기초한 전처리 기법들이 있을 수 있다.

분광데이터만에 근거하여 화소에 대한 분류결과가 작성된 후에 이루어지는 기법들로는 필터링 기법들이 이용되고 있으며 probability label relaxation 기법이 주요하다.

3.2 질감 데이터

본 연구에서는 RADARSAT SAR 영상의 강도 영상으로부터 질감 정보라고 할 수 있는 지역분산을 계산하여 이를 부가적인 데이터로 이용하였다. 영상 데이터의 통합에 이용된 SPOT XS 영상이 약 20m의 공간해상력을 가지며, SAR 데이터는 약 12.5m의 공간해상력을 가지므로 더 높은 해상력의 SAR 영상에서 중앙화소와 주변 화소간의 상관성이 더욱 강하여 유용한 질감 정보가 유도될 것이며, 레이더 영상의 특성상 지표면의 거칠기에 대하여 민감하게 반응할 수 있으므로 영상의 거칠기에 대한 정보는 매우 유용하다고 할 수 있다[NIMA, 1997].

사용된 질감 정보는 3×3, 5×5, 7×7 화소 크기의 창(window) 내의 화소값의 분산을 구하여 중앙화소의 위치에 할당하는 방식을 취하였으며, 계산식은 (그림 2), (식 2)와 같다.

DN(i-1,j-1)	DN(i-1,j)	DN(i-1,j+1)
DN(i,j-1)	DN(i,j)	DN(i,j+1)
DN(i+1,j-1)	DN(i+1,j)	DN(i+1,j+1)

그림 2. 지역분산(Local variance)의 계산

$$T(i, j) = \sqrt{\frac{\sum_{m=a}^b \sum_{n=a}^b \{DN(i+m, j+n) - \mu_{ij}\}^2}{k^2}} \quad \text{식(2)}$$

여기에서, T(i,j)는 i행 j열의 질감수치,

a = -(k-1)/2, b = (k-1)/2,

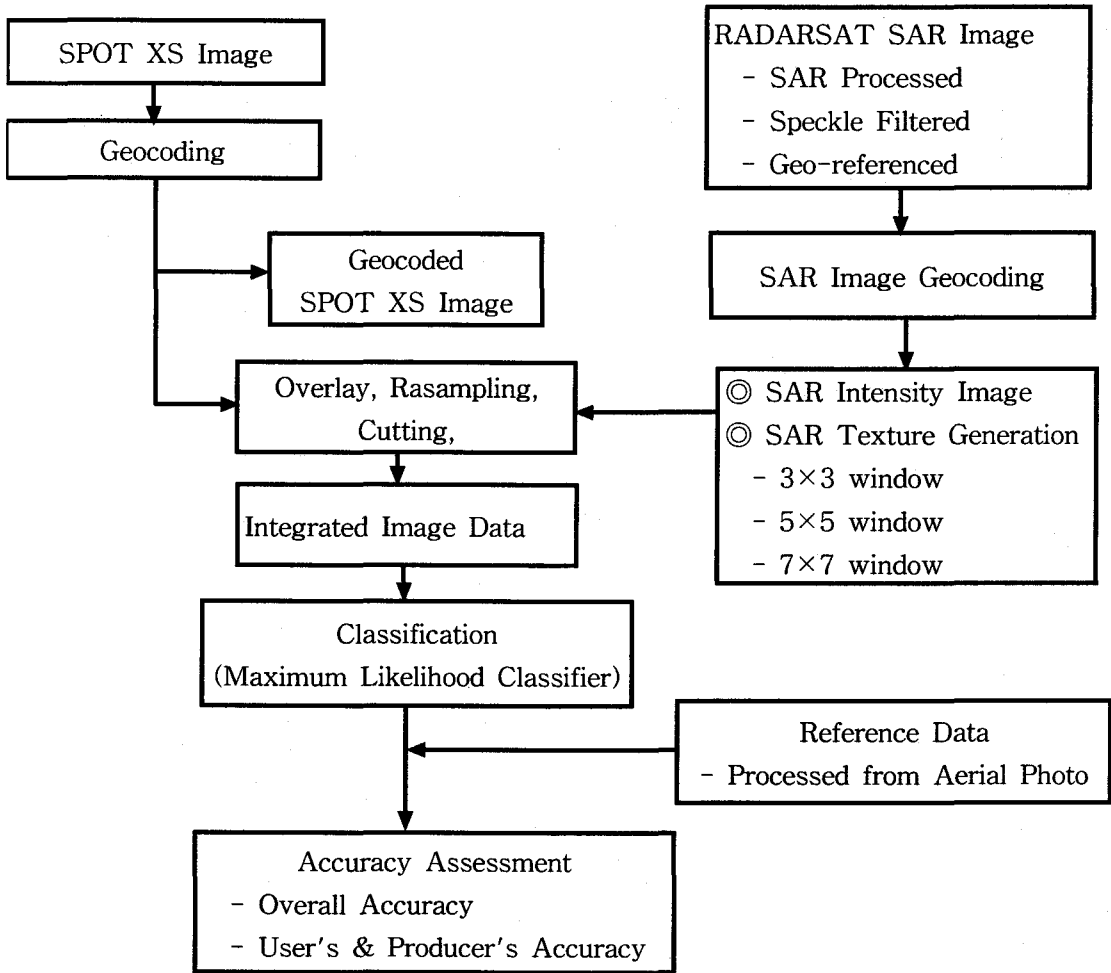


그림 1. 연구의 흐름도

$\mu_{ij} = \sum_{i=a}^b \sum_{j=a}^b DN(i, j) / k^2$, DN(i,j)는 i행 j열의 밝기값을 각각 나타낸다.

이용하여 영상의 화소들을 특정한 항목들로 분류하는 알고리즘이다. 여기에 이용되는 결정규칙은 Bayes 규칙에 근거하며, 이는 다음의 식(3)과 같이 쓸 수 있다.

$$p(i|x) = p(x|i) p(i) / p(x) \quad \text{식(3)}$$

4. 분류

4.1 Maximum Likelihood Classifier의 개요

Maximum likelihood classifier는 하나의 분류항목에 대한 확률함수가 정규확률밀도함수에 근사하다고 가정하고서, 트레이닝 데이터로부터 취득된 통계값들을

여기에서, $p(i)$ 는 사전확률(a priori probability)로서, 대상 영상의 영역내에 분류항목 i가 발생할 확률이며 $p(i|x)$ 는 사후확률(a posteriori probability)로서, 화소가 속성값 x를 갖고 있다고 할 때, 화소가 각 트레이닝 클래스들에 속할 확률, 그리고 $p(x|i)p(i)$ 는 화소가 속성값 x를 갖고 클래스 i에 있을 확률을 각각 나

타낸다.

분류항목의 확률함수가 정규분포를 따른다는 가정은 다음의 식(4) 같다.

$$p(x|i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left[-\frac{(x-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad \text{식(4)}$$

앞의 식들을 k차원, 즉 다변량의 영상데이터에 적용하면 식(5)와 같다.

$$p(X|i) = \frac{1}{|\Sigma_i|^{\frac{k}{2}} (2\pi)^{\frac{k}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(X-M_i)' \Sigma_i^{-1}(X-M_i)\right] \quad \text{식(5)}$$

여기에서, X는 화소의 속성벡터(feature vector)이고, M_i 는 분류항목 i에 대한 평균벡터, Σ_i 는 분류항목 i에 대한 K×K 대칭 공분산행렬이다.

이를 실제로 분류작업에 적용할 때에 이용되는 판별함수는 위의 식에 ln를 취해준 형태로서 식(6)과 같다.

$$D_i(X) = \ln[p(i)] - \frac{k}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_i| - \frac{1}{2}(X-M_i)' \Sigma_i^{-1}(X-M_i) \quad \text{식(6)}$$

본 연구에서는 벡터 추가 기법, 즉 화소의 속성 벡터에 SPOT XS의 속성 벡터에 SAR 영상의 강도 및 질감 정보를 추가하여 maximum likelihood classifier를 적용하였다.

4.2 분류 기법의 적용

4.2.1 사용 영상

본 연구에 이용된 다중 영상의 제원은 아래의 표와 같다. 특히, RADARSAT SAR 영상은 SAR 프로세싱이 이루어지고 필터링 및 speckle 제거가 완료된 영상이며, 지형에 의한 영상보정은 이루어지지 않았다. 실제로 지형보정을 행하였을 경우에 레이다 그림자가 발생하는 지역에서 심각한 화소 값의 왜곡 발생하게 되므로 실제 분류에 있어서는 지형의 기복에 의한 영상 왜곡의 보정은 실시하지 않고 이를 이용하였다.

영상의 좌표 등록은 SPOT 영상을 먼저 지형도를 기준으로 좌표등록한 후에 좌표등록된 SPOT 영상을 이용하여 RADARSAT 영상의 좌표등록을 실시하였다. 이것은 RADARSAT SAR 영상을 지형도만을 이용한 좌표등록을 할 경우에는 지형도와 영상에서 뚜렷하게 일치하는 지형지물들을 찾기가 매우 어려웠기 때문이며, 좌표등록에 주로 이용된 지형지물들은 교량이나 도로 교차점들이 추가 되었다.

분류에 이용된 영상 영역은 다음의 그림 과 같으며, 이는 1:25,000 지형도를 기준으로 하여 영상을 절취하였다.

4.2.2 질감 정보의 추출

앞에서 설명하였듯이 본 연구에서는 공간적인 관계에 대한 정보로서 질감정보를 이용하였으며, 질감 정보는 RADARSAT SAR 영상으로부터 추출하였다. 창

표 1. 데이터 합성에 이용된 원영상의 제원

	SPOT XS	RADARSAT SAR
영상취득	1995년 5월	1997년 1월
센서 유형	Optical	Microwave
	Passive 센서	Active 센서
	pushbroom	synthetic aperture radar
공간해상력	약20m	약12.5m
분광해상력	0.50~0.59 μ m	5.6cm
	0.61~0.68 μ m	
	0.79~0.89 μ m	
방사민감도	8bit	8bit
비고		STANDARD 2 beam 모드

의 크기를 달리하여 3가지의 질감 정보를 추출하여 이를 각각 또는 조합하여 분류에 적용하였다. 사용된 영상 영역이 먼저 1:25,000 지형도에 기준하여 절취된 영상을 이용하였으며, 영상 주변의 행과 열에 대하여는 질감 정보를 추출할 수 없으므로, 그 주변부를 몇 화소를 더 포함하여 질감정보를 추출하고 이후에 이를 잘라내었다.(그림 5~7)

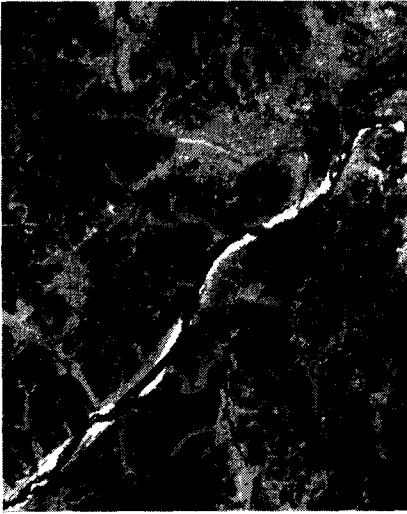


그림 3. SPOT XS 영상



그림 4. RADARSAT SAR 강도 영상

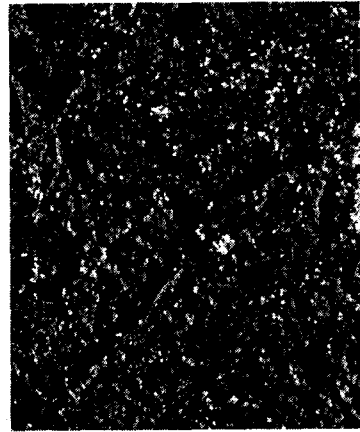


그림 5. 3×3 창의 질감정보

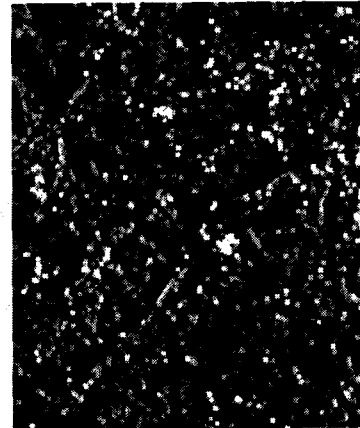


그림 6. 5×5 창의 질감 정보

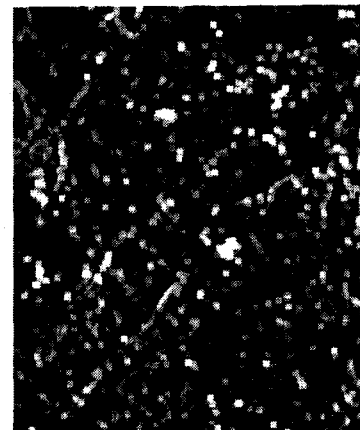


그림 7. 7×7 창의 질감정보

4.2.3 분류 작업

앞에서 언급하였듯이 본 연구에서는 일반적으로 널리 이용되고 그 정확도가 매우 높다고 알려진 maximum likelihood classifier를 이용하였으며, 부가적인 데이터 채널로서 질감 정보를 개별적인 밴드처럼 취급하여 분류에 이용하였다. 여러 데이터 조합의 경우에 따른 분류정확도를 검증하기 위하여 영상의 트레이닝(training) 영역은 동일하게 적용하였으며, 트레이닝에 의한 정확도 변화나 의존성을 탈피하기 위하여 각각의 경우에 대하여 5번의 독립적인 트레이닝을 실시하였다. 분류항목은 일반적이고도 널리 활용될 수 있는 산림지역, 시가지지역, 수계, 논, 밭, 나지 및 모래의 6가지 항목으로 정하였다.

5. 정확도 평가 및 분석

5.1 지상 기준 데이터

분류결과와 정확도 평가 기준이 될 지상기준데이터는 1995년에 촬영된 항공사진으로부터 도화되어 다각형으로 편집한 수치데이터를 래스터 자료의 형태로 변환하여 이용하였다. 실험에 이용된 분류항목 또는 구분이 모호한 부분은 정확도 평가에 이용하지 않았으며, SPOT 영상의 해상력에 기준하여 화소 크기를 결정하였다.(그림 8)

5.2 분류 정확도 평가 및 분석

앞에서 서술된 방식으로 추출된 여러 자료들을 바탕으로 분류를 실시하였으며, 분류에 유의하다고 생각되는 조합을 분류에 이용하였다. 분류의 정확도 평가는 기본적으로 오차행렬을 이용한 전체 정확도평가를 이용하였다. 분류결과에 대한 전체 정확도 평가는 다음의 (표 2) 와 같다.

전체적인 정확도를 비교하여 보았을 때, SPOT 영상만을 이용하였을 때보다는 SAR 강도 영상이나 질감 정보를 이용한 분류결과가 조금 높게 나왔음을 알 수

표 2. 독립적인 트레이닝에 의한 전체 분류정확도 (단위 : %)

분류 사용자료	분류 1	분류 2	분류 3	분류 4	분류 5
SPOT	85.8	68.9	73.8	68.7	71.5
SPOT Intensity	85.9	69.7	74.6	69.9	71.7
SPOT Texture 3×3	85.7	69.2	73.7	70.1	71.5
SPOT Texture 5×5	85.6	68.4	72.8	70.0	72.2
SPOT Texture 7×7	86.1	67.7	72.3	70.6	73.5
SPOT Intensity Texture 3×3	85.8	70.1	74.6	69.8	71.3
SPOT Intensity Texture 5×5	85.6	69.0	73.4	69.8	71.9
SPOT Intensity Texture 7×7	86.1	68.3	72.9	70.3	73.2
SPOT Intensity All Texture	85.7	68.5	72.9	69.9	71.9



그림 8. 항공사진을 수치화한 지상기준자료

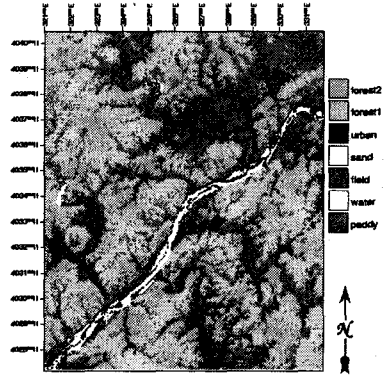


그림 9. SPOT 영상만을 이용한 분류결과

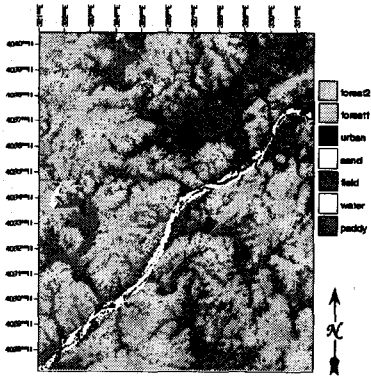


그림 10. SPOT 영상과 SAR 강도를 이용한 분류결과

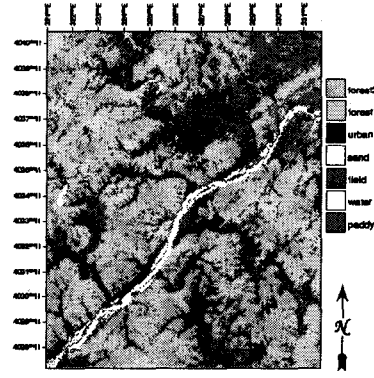


그림 11. SPOT 영상과 SAR 7×7 창의 질감 정보가 이용된 분류결과

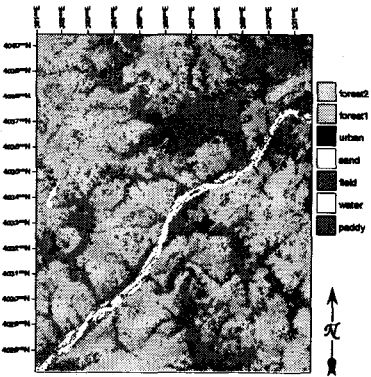


그림 12. SPOT 영상과 SAR 강도 및 7×7 창의 질감 정보를 이용한 분류결과

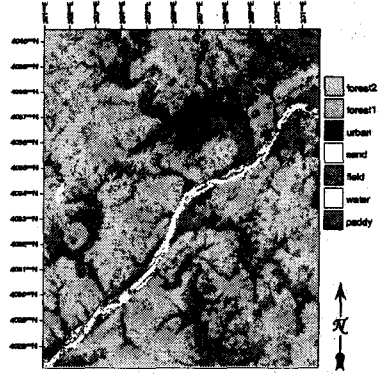


그림 13. SPOT 영상과 SAR 강도 및 모든 질감 정보를 이용한 분류결과

있다. 그러나, 그 차이는 1~2% 정도로 미소하였다. 그러나, 분류결과를 보았을 때에는 확연히 달라짐을 알 수 있다. (그림 9~13)은 '분류 5'에 대한 결과영상이며 우선, SPOT 영상만을 분류한 결과와 SPOT 영상과 강도 영상을 결합하여 분류에 사용한 결과와는 크게 다른 점이 없음을 알 수 있다. 그러나, 강도 정보가 포함된 분류결과와 비교하였을 때에는 도시지역에 대한 분류결과가 크게 상이함을 볼 수 있다. 질감 정보가 포함된 분류결과에서는 도시부분이 우수하게 추출되었으나, SPOT 영상만을 이용한 분류에서는 도시지역이 점의 형태로 분류되었음을 알 수 있다. 질감 정보가 포함되면서 분류결과가 전체적으로 평활화(smoothing)된 형태를 나타낸다. 그림 14는 '분류5'의 경우에 대한 사용자 정확도와 생산자 정확도를 비교하여 본 것이다. 도시지역의 경우에 SAR 질감정보를 이용한 경우에 좀 더 나은 정확도를 나타내었다. 이를 과잉되어 분류된 것으로도 볼 수 있으나, 정확도 평가에 이용한 기준자료의 생성시에 모호한 영역을 삭제함으로 인하여 발생한 효과라고 볼 수 있을 것이다.

6. 결론

위성영상을 이용한 토지피복 분류는 지금까지는 주로 광학영상만에 의존하여왔으나, SAR 영상은 광학센서와는 다른 특성을 지니므로 이러한 정보를 분류에 추가적으로 이용한다면 광학영상만으로는 어려웠던 부분에 대한 분류결과를 도출할 수 있을 것이다.

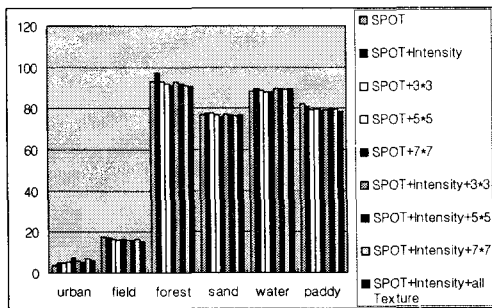
본 연구에서는 SAR 영상의 강도 정보뿐만 아니라 질감정보를 SPOT 다중분광영상에 추가적으로 통합하여 분류에 적용하였다. 본 연구의 분류결과에 대한 전체정확도를 본다면 SAR 질감정보를 이용하였을 때에 약 2%정도의 정확도 향상을 나타내었다. 이는 아주 미소한 차이로서 어떠한 면에서는 무시할 수 있을 것으로 생각할 수도 있지만, 앞에서 보았듯이 분류의 결과 영상을 본다면 그 차이는 상당하다는 것을 알 수 있었다. 항목별 정확도 평가에서 알 수 있듯이 특히 도시지역에서 분류정확도의 향상이 나타남을 볼 수 있었다. 본 연구의 성과는 다음과 같다.

첫째, 광학 분광영역의 영상과 극초단파(microwave) 영역의 영상을 조합하여 이용함으로써 미소하지만 전체적인 정확도의 향상을 나타낼 수 있었다.

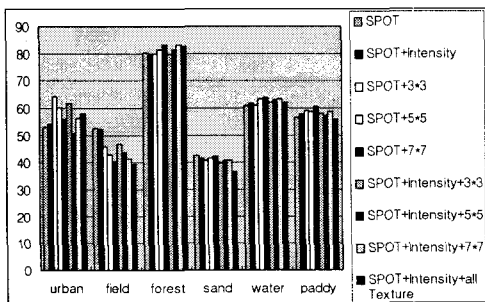
둘째, SAR 영상을 이용할 경우에 강도정보만이 아니라 그 보다는 질감정보가 분류 과정에 큰 영향을 나타냄을 알 수 있었다.

셋째, 도시지역의 경우에 SAR 질감정보를 이용함으로써 충분한 분류결과를 얻을 수 있었으며, SPOT 영상만을 분류할 경우에 도시지역이 너무 산포되어 있는 점의 형태로 나타나는 것을 방지할 수 있었다. 이는 분류결과를 벡터형태로 변환하거나 GIS(Geographic Information Systems)에 적용할 경우에 많은 이점을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

그러나, 본 연구에서는 질감정보 추출과정에서 적절한 창크기를 결정하지는 못하였다. 따라서 향후에는 질감정보의 추출에 적절한 창크기를 결정하는 것에 대한 연구가 뒤따라야 할 것이다. 또한 본 연구에서는 시간간격이 매우 크다고 할 수 있는 영상들을 이용하였으므로 분류결과에 오차영향이 매우 컸을 것으로 생각되므로 시간 변화에 따른 변화요소도 고려



(a) 항목별 사용자 정확도



(b) 항목별 생산자 정확도

그림 14. 분류결과에의 사용자 및 생산자 정확도

되어야 할 것이다. 또한 본 연구에서는 질감 측정치로서 지역분산을 이용하였지만 최근 그 유용성이 많이 제기되고 있는 프랙탈 차원 등이 이용되게 된다면 더욱 향상된 결과를 얻을 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

- [1] A.H. Solberg, A. K. Jain, T. Taxt, "Multisource Classification of Remotely Sensed Data : Fusion of Landsat TM and SAR Images", PE&RS, Vol.32, 1994. pp.768-777.
- [2] D. G. Leckie, "Synergism of Synthetic Aperture Radar and Visible/Infrared Data for Forest Type Discrimination", PE&RS, Vol.28, 1990. pp.647-653.
- [3] C. F. Hutchinson, "Techniques for Combining Landsat and Ancillary Data for Digital Classification Improvement", PE&RS, Vol.48, 1982. pp.123-130.
- [4] J. A. Richards, Remote Sensing Digital Image Analysis, Springer-Verlag, Berlin, 1994, pp.195-207.
- [5] "Multisensor Landcover Classification for McKenna MOUT Ft. Benning, Georgia", PNNL-11672, Terrain Modelling Project Office Reports, 1997. National Imagery and Mapping Agency.