

위성영상자료를 활용한 도시성장변화에 관한 연구

김윤수¹ · 김정환¹ · 정응호^{2*} · 류지원¹

A Study on the Urban Growth Change using Satellite Imagery Data

Yoon-Soo KIM¹ · Jung-Hwan KIM¹ · Eung-Ho JUNG^{2*} · Ji-Won RYU¹

요 약

원격탐사는 상대적으로 적은 비용으로 넓은 지역에 대해 최신의 정보를 광범위하게 제공하며 지리정보의 갱신 및 도시변화 관찰에 있어 전통적인 방법(실측, 사진측량 등)에 비해 커다란 장점을 지니고 있으나, 현재까지는 공간 해상도의 한계로 인해 제한된 분야에서만 활용되어 왔으나 공간해상도 1m급의 위성영상이 상용화되고 있는 현 시점에서 위성영상의 활용방법에 대한 연구가 매우 시급하다 할 것이다. 본 연구의 목적은 다시기 위성영상을 이용해 도시지역의 성장변화를 모니터링 할 수 있는 방법을 고찰하는 것이다. 즉, 특정년도의 영상에서 추출하고자 하는 특정지표요소의 분광특성을 이용하여 개개 지표요소가 픽셀에서 차지하는 비율을 SMA알고리즘을 적용하여 개개 지표요소의 분류영상을 생성하여, 도시지역을 추출하고, 이 방법을 다시기 영상에 적용하여 변화가 일어난 지역을 추출하는 것이다. 이러한 방법으로 도시지역의 성장변화를 관찰하는 알고리즘 연구와 도시성장변화를 모니터링 하는 연구에 원격탐사자료의 활용가능성을 제시하고자 한다.

주요어: 다시기 위성영상, 원격탐사자료, 도시성장, SMA알고리즘, 분광특성

ABSTRACT

Remote Sensing has been very useful tool in monitoring of cities and updating of GIS database compare to traditional methods due to its benefit; wide range covering on low cost and advanced data collection. However it had come to a limited method in limited researches because of its relatively poor spatial resolution in scanning. Recently launched satellites are able to produce improved imageries, and new commercial services have been commenced for the use of general public with higher spatial resolution up to 1m x 1m. This study tackled a potential use of these improved satellite imageries in urban planning based on the Multi-temporal satellite imagery with particular reference to monitoring on urban areas, for example urbanization and its expanding. i) Portion of individual features and elements in each pixel of satellite imagery was computed based on 'Endmember' of targeted elements. ii) Urbanized areas were categorized based on the 'Fraction imagery' derived

2002년 5월 21일 접수 Received on May 21, 2002 / 2002년 6월 24일 심사완료 Accepted on June 24, 2002

1 계명대학교 도시공학과 Dept. of Urban Planning, Keimyung University

2 계명대학교 환경계획학과 Dept. of Environmental Planning, Keimyung University

* 연락처 E-mail: turep21@kmu.ac.kr

from the 'SMA algorithm'. iii) Alterations and expanding of urban areas were identified based on the Multi-temporal satellite imageries. Tested method showed a strong potential to produce more advanced monitoring skills of urban areas.

KEYWORDS: *Multi-temporal Satellite Imagery, Remotely Sensed Data, Urban growth, SMAalgorithm, Endmember*

서 론

2000년 현재 세계인구의 50%가 도시지역에 거주하고 있으며(Cohen, 1995), 특히 개발도상국 및 제 3세계국가에서의 도시는 연평균 7% 이상으로 급속한 성장을 거듭하고 있다(Chadwick, 1987). 이러한 이유로 인해 인류가 앞으로 수십년 동안 경험하게 될 지구환경변화에 도시 및 주변지역의 경제학적, 인구학적 그리고 환경적인 변화가 가장 큰 요인으로 작용할 것으로 예견된다. 또한 도시성장에 따른 도시공간의 변화는 지구 전체에서 차지하는 공간적 비율은 극히 적으나, 지표상의 공간적 변화비율은 매우 높다. 이러한 지표상의 변화원인은 사회적, 경제적, 환경적인 요인들이며, 이들 원인을 지속적으로 관찰함으로써 물적·비물적환경 등의 상호작용을 가시적으로 나타낼 수 있는 가능성을 찾을 수 있다.

이러한 도시공간의 가시적 변화를 찾을 수 있는 가장 실현성 있는 기술은 위성영상을 이용한 원격탐사 자료를 활용하는 것이라 하겠다. 이 관측기술은 지표상의 현재진행중인 변화의 양상에 대한 일관되고 반복적인 정보를 제공한다. 아울러 정기적인 관측으로 인해 상세한 시·공간 분석을 가능토록 해준다. 또한 위성자료는 상대적으로 저렴한 가격에, 정기적으로 넓은 지역의 다양한 공간 및 분광 해상도를 가진 디지털 영상을 제공한다. 이러한 위성영상의 장점을 효율적으로 이용하기 위해서는 복합적 분석방법을 사용해야 한다. 즉 변화된 지역을 추출하기 위해 높은 분광 해상도를 가진 위성영상을 사용하고 이를 추출된 대상지역의 높은 공간 해상도를 가진 위성영상을 이용하여 발생

한 변화에 대한 세부적인 분석을 실시한다.

본 연구에서는 높은 분광해상도를 가진 다시기 위성영상을 이용해 도시의 성장변화를 모니터링 할 수 있는 방법을 고찰하여 도시행정 및 관련기관들의 토지이용 등의 지리정보 갱신에 사용할 수 있는 기초자료로 제공하고자 하는데 연구의 목적을 두었다.

연구범위 및 방법

본 연구의 공간적 범위는 대구시 칠곡지구 일대로 정하였다. 이 지역은 농촌 지역에서 대규모 택지개발사업으로 인해 도시로 성장·변화된 지역으로 도시공간 확장의 유형 및 범위를 살펴볼 수 있는 곳이다. 내용적 범위로는 원격탐사영상자료(다시기 인공위성 영상)를 이용하여 도시 변화를 모니터링 할 수 있는 알고리즘사용가능성을 검토하고 그 효용성을 평가하는데 두었다. 연구방법에 있어서는 다시기 다분광 위성영상과 동일한 지역의 다목적 실용위성 1호의 EOC(Electro Optical Camera) 영상, 그리고 위성영상의 기하보정을 위해 대구지역의 1:5,000 수치지도를 사용하였다. 위성영상의 보정에는 각각 10개 이상의 지상 기준점을 사용하였고 1st order polynomial 방법으로 0.5 픽셀 이하의 RMS(root mean square) 오차를 가지도록 하였다. 본 연구에서 적용되는 영상자료의 처리와 SMA 알고리즘의 적용은 ENVI 3.5를 사용하였고 상용 소프트웨어에서 지원되지 않는 바이너리 영상 생성 등의 기능은 IDL 6.0을 이용하여 소프트웨어를 개발하여 구현하였다. 결과의 가시화를 위하여서는 ArcView GIS 3.2를 사용하였다.

SMA 알고리즘의 특성

도시지역의 확장 감시에 사용되는 SMA (spectral mixture analysis) 알고리즘의 목표는 개개의 픽셀을 대상지역의 지표면을 이루는 요소로 나누는 것이다. Landsat 영상의 한 픽셀은 30m×30m의 면적에 대해 그 지표면을 이루는 개개 지표요소의 분광특성의 혼합으로 이루어진다. 따라서 찾고자 하는 특정 요소의 분광특성을 알 수 있다면 연립 선형 방정식을 통해 개개 지표요소가 픽셀에서 차지하는 비율을 나타낼 수 있으며 이를 개개 지표요소의 분류영상이라 한다.

SMA 알고리즘은 주로 hyperspectral 영상 분석에 사용되는 알고리즘이라 할 수 있으며 기존의 감독 및 무감독 분류방법이 개개의 픽셀을 하나의 class에 분류하는데 비해 SMA는 각각의 픽셀에서 분류대상이 되는 개개의 지표요소가 차지하는 비율을 계산하여 각각의 지표 요소에 대한 분류 영상을 생성하여 분류하는 방법이다. 즉, 적당한 지표 요소가 정해지면 다음 식에 의해 각 픽셀에서 각 지표 요소가 차지하는 비율로 분류영상을 생성한다.

$$DN_c = \sum_{n=1}^N \cdot DN_{n,c} + E_c \quad (1)$$

$$\sum_{n=1}^N F_n = 1 \quad (2)$$

DN_c = Digital Number

F_n = 지표 요소 n의 비율

N = 지표 요소의 개수

$DN_{n,c}$ = 지표 요소 n의 분광 대역 c에서의 분광율

E_c = N개의 지표 요소 선정에 따른 오차

C = 분광 대역의 숫자

식(1)은 분광 대역 C의 픽셀값 DNC에서 개개의 지표 요소 $DN_{n,c}$ 의 비율 F_n 을 계산한다. 식(2)는 구하고자 하는 물체의 비율을 모두 더하면 1이라는 조건을 나타내는데 이는 모든 픽셀이 구하고자 하는 물체로만 구성되어 있다는 가정에 근거한 것이며 이는 SMA 알고리즘의 근간을 이루는 것으로 지표요소의 선정이 SMA에서 갖는 중요성을 나타낸다.

식(1)과 식(2)를 분광 대역 C의 모든 픽셀에 적용하면 C개의 연립 선형방정식을 얻게 되고 $C \geq N$ 이라는 가정 하에서 오차값 ($\sum_{c=1}^C E_c^2$)이 최소값이 되는 해를 구하게 되며 그 해는 각각의 지표 요소가 차지하는 비율을 나타내는 분류 영상이다. 얻어진 분류 영상의 적정성은 여러 가지 방법을 통해 검사할 수 있다. 첫 번째로 위의 식을 이용하면 다음과 같은 오차값 ϵ 을 얻을 수 있다.

$$\epsilon = [M^{-1} \sum_{c=1}^C E_c^2]^{1/2} \quad (3)$$

이 오차는 개개 분광 대역의 오차를 이용

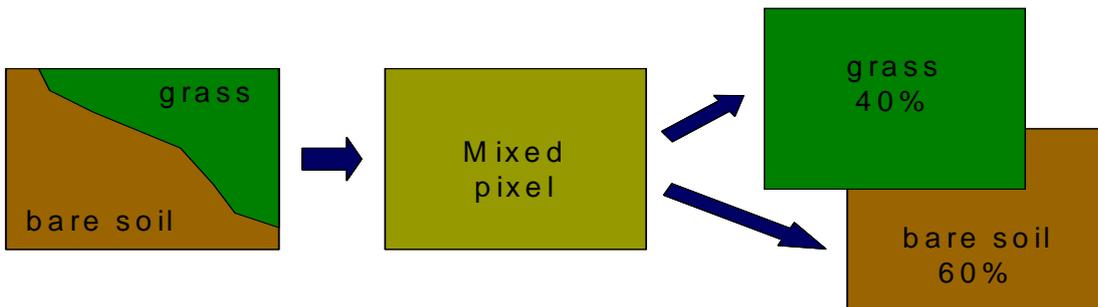


FIGURE 1. Concept of SMA algorithm

하여 구하는데 분류 영상의 오차영상으로 나타나며 이 오차영상에서의 픽셀값이 평균적으로 작게 나타나는 것이 적절한 수학적 모델 선정의 한 기준이 되기도 한다. 두 번째 방법은 개개 분류 영상의 픽셀값을 분석하는 것이다. 즉, 정의한 바에 따르면 분류 영상의 픽셀값으로는 [0,1] 사이의 값만이 나타나야 한다. $F_n=0$ 은 이 물체는 이 픽셀에 존재하지 않는다는 것을 의미하며 $F_n=1$ 이란 이 픽셀에는 오직 이 물체만이 존재한다는 의미이다. 그러나 실제적으로 분류 영상에는 [0,1] 밖의 픽셀값을 갖는 픽셀이 나타나게 되는데 이는 특정 픽셀이 지표면 요소로 선택된 픽셀보다 해당 물체를 더 순수하게 나타내는 경우에 발생하는 현상이다.

위의 검사를 통해 적용된 수학적 모델이 적정치 않다고 판단될 경우 해당 지표 요소를 변화시키거나 제거하거나 혹은 새로운 지표

요소를 추가하여 새로운 모델을 생성하게 된다. 특히 분류 영상에서의 픽셀값이 1을 초과하는 픽셀은 그 픽셀을 해당 물체의 지표면요소로 선정하는 대상이 될 수 있으며 픽셀값이 1을 초과하고 오차영상의 값이 클 경우 그 픽셀은 새로운 지표 요소의 대상이 된다. 아울러 위에서 언급한 두 가지 모델의 적정성 검사방법 외에도 분류 영상들의 시각적인 분석도 모델의 적정성을 평가하는데 중요한 역할을 한다. 즉, 각각의 분류 영상이 기존 지도나 기타 고해상도 영상 등에서 나타나는 실제 그 물체의 형상과 일치하는가를 평가하여 모델의 적정성 평가에 사용할 수도 있다.

지표면 요소의 선정

특정 지표의 분광특성을 지표 요소라 하고 개개의 지표 요소는 각기 찾고자 하는 하나의

TABLE 1. PCA result table of Landsat image

Eigenchannel	Eigenvalue	Deviation	%Variance	Eigenchannel	Eigenvalue	Deviation	%Variance
1	976.2256	31.2446	59.68%	1	1779.3475	42.1823	75.98%
2	585.8812	24.2050	35.81%	2	485.0597	22.0241	20.71%
3	60.1127	7.7532	3.67%	3	61.6885	7.8542	2.63%
4	7.4238	2.7247	0.45%	4	8.7436	2.9570	0.37%
5	5.2146	2.2836	0.32%	5	4.3137	2.0769	0.18%
6	1.0314	1.0156	0.06%	6	2.6777	1.6364	0.11%
1987. 6. 23 Landsat 5 TM				1994. 7. 12 Landsat 5 TM			
Eigenchannel	Eigenvalue	Deviation	%Variance	Eigenchannel	Eigenvalue	Deviation	%Variance
1	1651.7457	40.6417	75.54%	1	1465.4269	38.2809	79.79%
2	485.5228	22.0346	22.21%	2	313.7684	17.7135	17.08%
3	38.2974	6.1885	1.75%	3	44.5524	6.6748	2.43%
4	6.2282	2.4956	0.28%	4	6.7208	2.5924	0.37%
5	4.2859	2.0702	0.20%	5	5.6266	2.3720	0.31%
6	0.4668	0.6832	0.02%	6	0.6064	0.7787	0.03%
1997. 6. 18 Landsat 5 TM				2001. 5. 19 Landsat 5 TM			

지표를 나타낸다. 분광특성은 픽셀벡터, 훈련 지역 선정 또는 실험실에서 측정한 값 등을 이용하여 알 수 있으나 본 연구에서는 픽셀벡터를 이용하기로 한다. 이는 영상에서 그 물체의 특성을 가장 균일하게 나타낸 픽셀값을 취하는 방법이며 지표 요소의 숫자는 사용하는 영상의 분광 대역 숫자를 넘을 수 없다. 이는 위의 수학적 식에서 보는바와 같이 선형 연립 방정식을 이용하여 각 물체의 분류 영상을 구하는데 구하고자 하는 각 지표 요소의 비율을 미지수로 할 경우 이 연립 선형 방정식의 해는 미지수의 숫자보다 방정식의 숫자가 많은 경우에 구할 수 있기 때문이다.

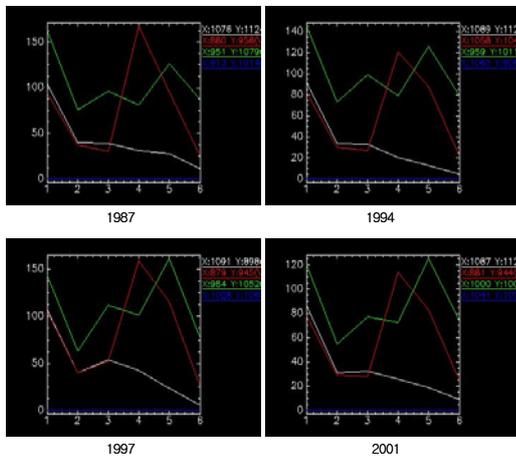


FIGURE 2. Spectrum characteristic of surface element pixel

즉, 본 연구에서 사용하는 Landsat TM 영상은 7개의 분광 대역을 가지고 있으나 분광 대역 6은 해상도 120m의 열적외 대역이므로 제외하게 되면 최대 6개의 지표 요소를 선정할 수 있다. 대상지역의 지표 요소 개수를 정하기 위하여 우선 6개의 Landsat TM 분광 대역에 주성분 분석(principal component analysis)을 적용하였다. 아래 주성분 분석의 결과에서 보는 바와 같이 3개의 주성분(principal components)으로써 97%이상의 변화를 설명할 수 있고 이 결과에 따라 대상지역의 지표 요소를 3개로

설정하였으며 영상 잡음을 흡수하기 위해 모든 분광 대역에서 0의 값을 갖는 그림자 요소를 추가하였다. 또한 그림 2에서는 선정된 지표 요소, 즉 물, 녹지, 도시 및 그림자를 대표하는 픽셀의 분광특성을 보여주고 있다.

알고리즘의 적용

사례대상지역에 시계열별로 4개의 Landsat TM 영상에 대해 도시, 녹지, 물 그리고 영상 잡음 흡수를 위한 그림자의 4개 지표 요소를 선정하여 SMA를 적용하였다. 각각의 지표 요소를 나타내는 픽셀 벡터는 앞 절에서 설명한 수학적 모델의 적정성 평가를 통해 반복적으로 여러 가지 모델의 시험을 통해 선정되었다. 예를 들면 녹지를 나타내는 지표면 요소는 Landsat 영상의 특성을 고려하여 분광 대역 4에서 높은 픽셀값을 갖는 점을 택하였고, 밀도가 높은 도시지역은 도시로, 그리고 금호강은 물의 지표면 요소로 택하였다. 4개의 Landsat 영상 각각에 대해 4개의 분광 대역을 가진 분류 영상이 생성되었고, 그 각각의 분류 영상이 그림 3에 나타나 있다. 1997년 분류 영상을 제외한 모든 영상의 물 영상에서 사례연구 대상지역의 우측 상단이 높은 물의 비율을 나타내고 있는데 이는 논에 물이 차있는 것으로 여겨진다.

다음으로 시각적인 검토와 다른 기초 자료들을 이용하여 분류 영상에서 해당 지표의 특성을 나타내는 하한선을 결정하여야 한다. 이 작업은 주관적인 판단에 많이 좌우되므로 많은 시험 및 분석을 통해 경험을 축적하여야 하는 과정이기도 하다. 예를 들면 2001년 도시의 분류 영상의 경우 histogram의 분포가 그림 4와 같다. histogram의 분포를 살펴보면 녹지를 나타내는 어두운 부분이 0.0 주위에 분포되어 있고 0.5와 1 사이에 또 하나의 피크가 나타나는데 이 부분이 도시지역을 나타내는 부분이라 할 수 있다. 즉, 0.5와 1 사이에 분류

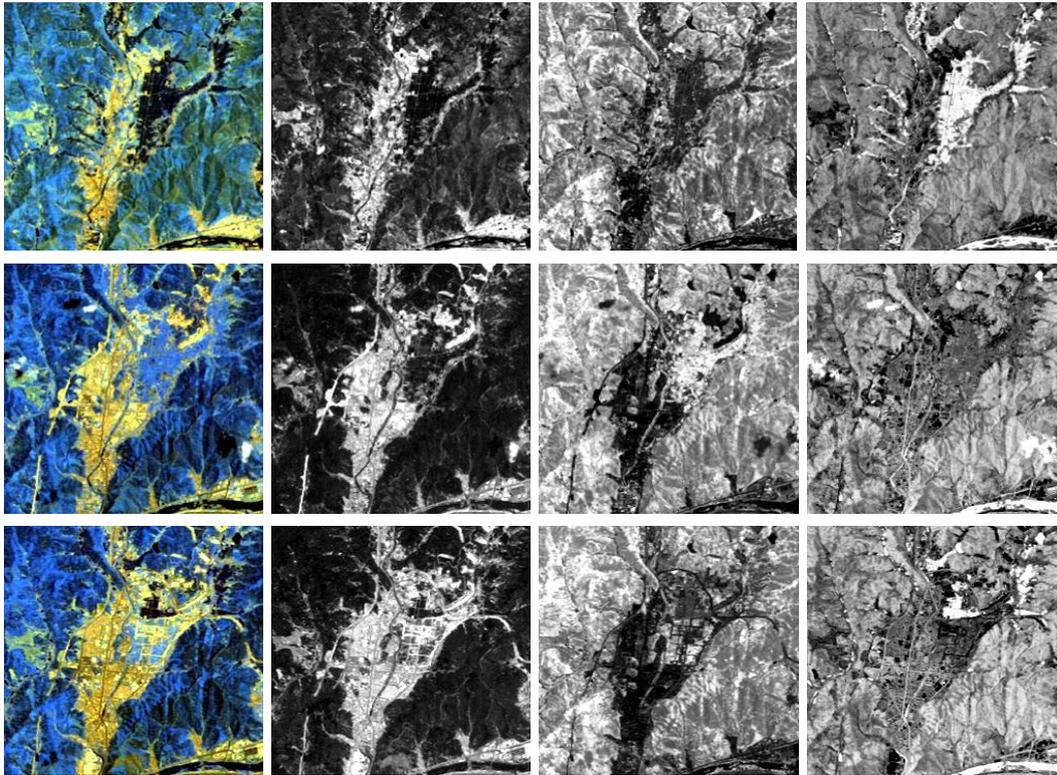


FIGURE 3. Classification results of Landsat TM images

영상에서 도시지역과 기타 지역의 경계를 이루는 점이 존재한다고 할 수 있다.

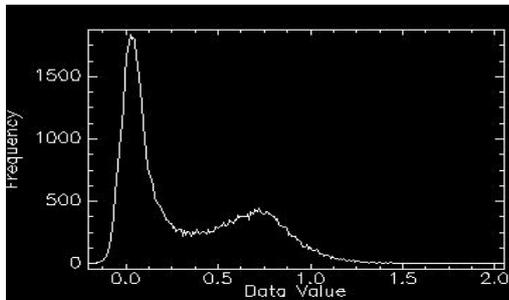


FIGURE 4. Histogram of urban fraction image in 2001

앞에서도 말한 바와 같이 이 경계점을 정하는 것은 주관적인 판단이 많이 작용하며 위성영상에 대한 많은 경험을 요하는 일이고 반

복적인 실험이 따라야 하는 지루하고 어려운 일인 동시에 또한 SMA 알고리즘의 성패에 지대한 영향을 미치는 요소라 할 수 있다. 이와 같은 경계점 선정을 보다 쉽게 이해하기 위하여 아래 그림 5에 2001년 도시 분류 영상에 대해 다양한 경계점의 선정에 의해 추출된 도시지역의 모습을 나타내었다. 그림에서 보는바와 같이 경계점이 변화함에 따라 추출되는 도시지역의 차이가 많이 나타나게 된다. 따라서 경계점 선정을 할 경우 지도 또는 같은 시기에 촬영된 아리랑 위성, SPOT 그리고 IKONOS 등 고해상도의 위성 영상과 비교하며 적절한 경계점을 얻을 수 있도록 하여야 하며, 또한 각종 통계자료를 참고로 하도록 하여야 한다.

본 연구에서는 2001년 Landsat 영상과 2001년 9월 촬영된 아리랑 위성 EOC 영상을

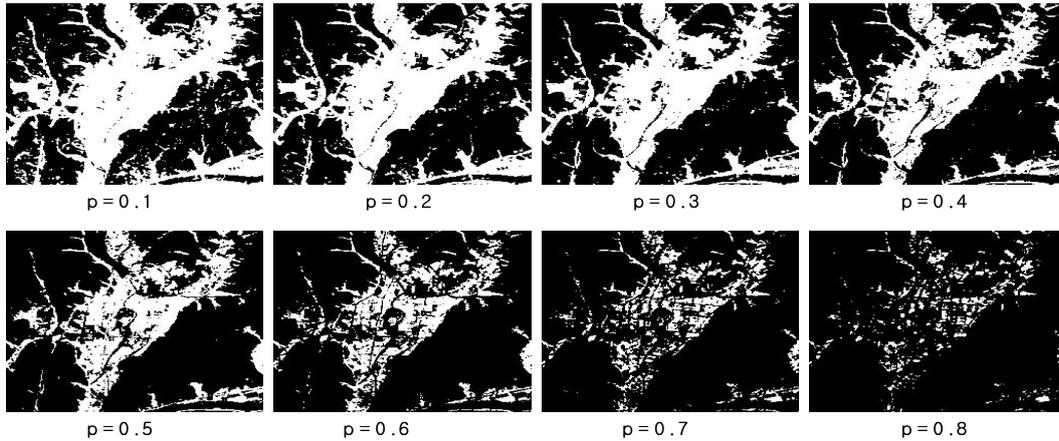


FIGURE 5. Urban areas abstraction result comparison by border point change

이용하여 추출된 도시지역을 벡터화하여 EOC 영상 위에 중첩함으로써 최적의 경계점을 찾도록 하였다. 그림 5에서와 같이 경계점의 범위를 다양하게 이동하면서 동일 시기의 고해상도영상을 함께 분석하여 최적의 경계점을 찾아야 한다. 본 연구에서는 예시한 영상에 대해 0.514의 경계점을 선택하여 도시지역을 구분하였고, 기타 다른 시기의 3개 영상에 대해서도 각각 0.511~0.517의 영상 특성에 따른 적정 경계점을 선정하여 연구를 수행하였다.

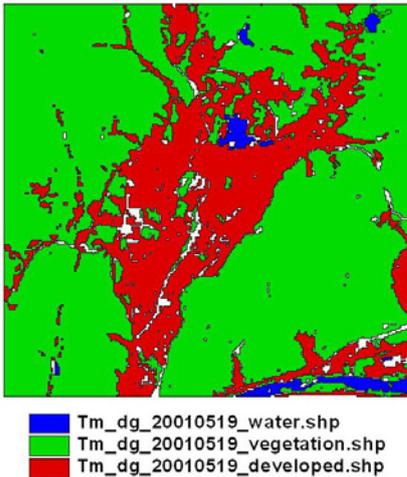


FIGURE 6. Case study area's land classification

이와 같은 방법으로 4개의 Landsat 영상에 대해 각각 도시, 녹지 및 물에 대해 경계점을 선정하여 각 영상에서 해당 지표가 차지하는 영역을 추출하여 토지피복분류에 사용될 수 있는 벡터 레이어를 생성하였으나 이 부분은 본 연구의 주목적이 아니고 또한 현존하는 토지피복분류도와의 비교 등 검증을 거쳐야 하는 부분이다. 따라서 본 연구에서는 2001년 Landsat 영상을 이용한 사례연구 대상지역의 도시 및 녹지, 강의 분류 그림만을 나타내도록 하며, 예시 영상에서 분류되지 않은 지역들이 나타나는데 이는 지표 요소의 선정에 있어서 분류하지 않은 지표 요소, 즉 위성 영상에서 나타나는 그림자를 포함하는 잡음과 기하보정의 오차에서 나오는 잡음과 관계된 부분으로 볼 수 있다. 일반적으로 Landsat 위성을 포함한 위성영상은 오전 10시~11시 정도에 한반도를 통과하며 영상을 촬영하기 때문에 영상에는 그 시간 태양의 고도와 기울기로 인해 지표면의 높낮이에 따라 그림자가 나타난다. 또한 부정확한 지표 요소의 선정과 경계점 선정도 그 원인이 될 수 있으며 이 경우 계속된 연구를 통해 수학적 모델의 정확도를 향상시키고 지표 요소의 선정 기법 연구, 경계점 선정 연구 등을 통해 신뢰성 있는 결과물을 추출할 수 있도록 하여야 한다.

결론 및 고찰

SMA 알고리즘 적용 후의 과정인 변화탐지에 대해 살펴보면, SMA 알고리즘의 적용으로 나타난 결과물은 분류 영상인데 이 분류 영상이란 위성영상과 같은 크기를 가지며 미리 선정된 개개의 지표 요소의 비율을 각각 나타낸 영상이라 할 수 있다. 그림 7은 위성영상을 이용한 변화 모니터링 과정에 대한 전체적인 흐름도이다.

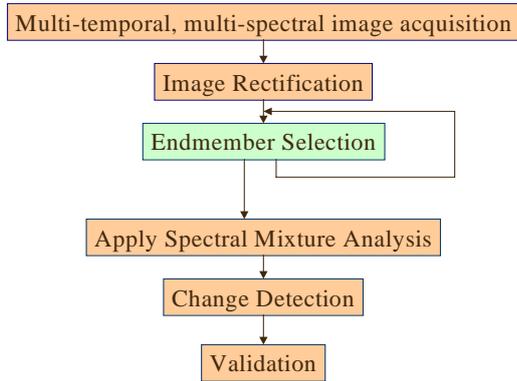


FIGURE 7. Change monitor ring flowchart using satellite overlay image

SMA 알고리즘의 결과인 분류 영상을 이용하여 도심지역을 추출하고 사용된 다시기 영상을 이용하여 변화가 일어난 지역을 추출하고자 한다. 도심지역 추출의 기본적인 개념은 서로 다른 시점에서의 촬영된 동일지역의 위성영상을 이용해 생성된 같은 지표의 비율을 표현하는 분류 영상의 픽셀값을 서로 비교하

였을 때 픽셀값의 차이가 큰 곳은 지표면에서 그 지표가 차지하는 부분에 많은 변화가 발생하였다는 가정이다. 또한 위성영상의 특성에 따라 촬영된 계절에 따른 영향이 많으나 본 연구에서는 5월 19일~6월 23일 사이의 Landsat 영상을 사용하므로 계절에 의한 영향은 무시하기로 한다. 도시의 변화지역 추출에는 우선 1987년 영상을 기점으로 하여 도시지역 전체를 추출하고 1994년 영상에서 추출한 도시지역의 영상과 비교하여 변화된 지역만을 나타내는 방법을 사용한다. 그림 8에서는 각 시기의 Landsat 영상에 SMA 결과인 도시지역의 벡터 레이어를 중첩시킨 영상을 보여준다. 표 2에서와 같이 1987~1994년 사이에 가장 큰 변화가 나타났고 그 이후에도 꾸준한 확장이 일어나고 있음을 알 수 있다. 이를 표로 나타내면 다음과 같으며 최종 결과로써 1987년부터 2001년까지 사례연구 대상지역의 도시공간 성장변화를 GIS에서 활용할 수 있도록 ArcView 형식의 shp 파일 형식으로 나타내었다(그림 9).

TABLE 2. Abstracted urban areas ratio

구 분 \ 년 도	1987	1994	1997	2001
Changed pixel number	5,859	10,277	15,475	19,079
Masked pixels(clouds)	0	2000	0	0
Total number of pixels	62,500	60,500	62,500	62,500
%	9.37	16.99	24.76	30.53

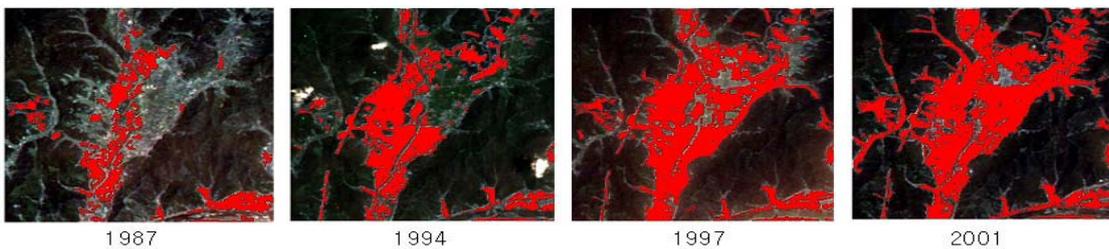


FIGURE 8. Urban areas abstraction result by change time

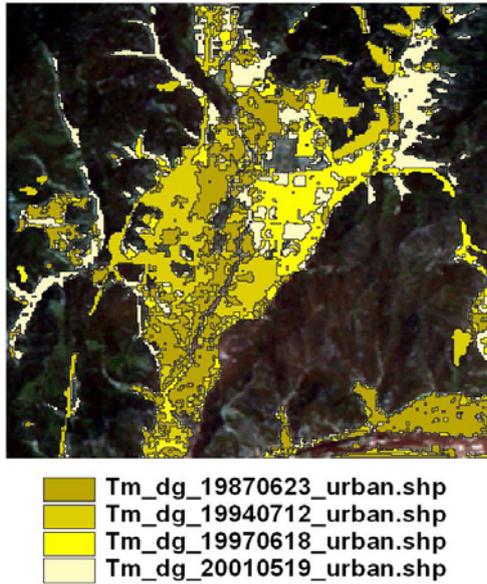


FIGURE 9. Urban space change extension change of case study area

또한 차후 과제의 이해를 위해 1997년과 2001년 사이에 도시공간의 성장변화가 일어난 지역을 고해상도 위성영상인 아리랑위성 EOC 영상에 중첩시켰다(그림 10).

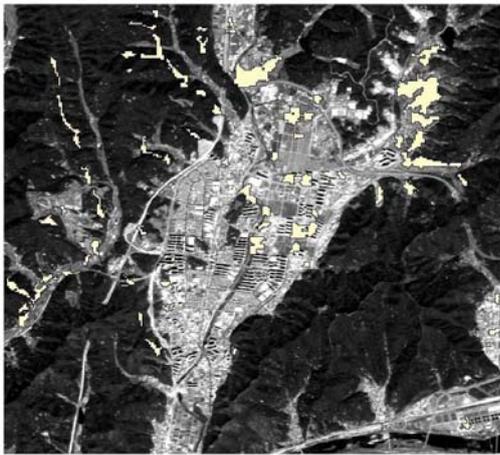


FIGURE 10. EOC image overlap of change area between 1997 and 2000

이상에서 살펴본 바와 같이 본 연구에서

나타난 결과만으로도 변화된 지역의 도출에는 어려움이 없으며 이는 현존하는 여러 지리정보의 갱신에 필요한 변화 지역의 탐지에 기존의 지리정보 갱신에 사용되는 실측이나 숙련된 운영자에 의해 행해지던 항공영상의 시각적 검사 등을 대체하여 곧바로 사용될 수 있으며 부분적으로 변화된 지역만의 지리정보 갱신을 통하여 최신의 자료를 바탕으로 한 도시정책수립에도 도움을 줄 수 있다. 따라서 본 연구의 의미는 도시 관리의 측면에서 도시변화에 대한 모니터링을 기존의 방법보다 저렴하고 간편히 위성영상을 이용하여 할 수 있다는 가능성 타진에 있다고 할 것이며, 결과에 대한 검증 등의 후속연구를 통해 90% 정도의 정확도를 나타낼 수 있다면 지자체 도시 관련 부서 및 도시를 연구하는 많은 사람들에게 유용한 도구를 제공할 수 있을 것이다. **KAGIS**

참고문헌

- 김영섭, 서애숙, 조명희. 1998. 원격탐사개론. 동화기술.
- 김영표, 박성미. 1998. 공간정보기반 확충을 위한 인공위성 영상자료 활용방안 연구. 국토개발연구원.
- 이진덕, 연상호, 유재엽, 김성길. 1999. Landsat TM과 JERS-1 OPS영상을 이용한 도시지역의 토지이용 변화검출. 한국지리정보학회지 2(1):73-83.
- Adams. B. 1986. Spectral mixture modelling: A new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 Site. Journal of Geophysical Research, Vol 91, No.B8.
- Bauer, T. and K. Steinnorcher. 1999. Analyse urbaner Strukturen in hochauflösenden Fernerkundungsdaten. Salzburg: Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XI, Beitrage zum AGIT-Symposium.
- Chadwick, G. 1987. Models of Urban and

- Regional Systems in Developing Countries. New York: Pergamon Press.
- Cohen, J. 1995. How Many People Can the Earth Support?. New York: W. W. Norton.
- ENVI User's Guide.
- Jensen, J. 1996. Introductory Digital Image Processing, New Jersey: Prentice Hill.
- Kressler, F. and K. Steinnorcher. 1995. Einsatz der Fernerkundung zur Ueberpruefung der Realnutzung im Raum Wien mittels Spectral Mixture Analysis. Salzburger Geographische Materialien. Heft 22.
- Kressler, F. and K. Steinnorcher. 1996. Change Detection in urban areas using satellite data and spectral mixture analysis. International Archive of Photogrammetry and Remote Sensing. Part B7.
- Kressler, F. and K. Steinnorcher. 2001. Fernerkundung und GIS integration zur Erfassung von Stadtentwicklung -FIESTA", Vienna: Austrain Research Center Seibersdorf, Endbericht.
- Masek, G., E. Lindsay, and N. Goward. 2000. Dynamics of urban growth in the Washington DC metropolitan area 1973-1996, from Landsat observations. International Journal of Remote Sensing 21(18): 3473-3486
- Steinnorcher, K. 1996. Integration of spatial and spectral classification methods for building a land-use model of Austria. International Archive of Photogrammetry and Remote Sensing. Vol. 31. Part B4.
- Steinnorcher, K., C. Ries, M. Koestl, D. Ehrlich and C. Lavalle. 1999. Monitoring urban dynamics by earth observation - the Vienna case study. Heidelberg: Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XI. 