

고해상도 위성영상을 이용한 도심지 토지이용 분석

An Analysis of Land Use in Urban Area Using High-Resolution Satellite Image

이종출¹⁾, 이용희²⁾, 노태호³⁾, 김세준⁴⁾

Lee, Jong-Chool · Lee, Yong-Hee · Rho, Tae-Ho · Kim, Se-Jun

¹⁾ 부경대학교 공과대학 건설공학부 교수(E-mail:jclee@pknu.ac.kr)

²⁾ 가야대학교 도시개발과 교수(E-mail:yhlee@yangsan.ac.kr)

³⁾ 부경대학교 대학원 토목공학과 공학박사(E-mail:rth1348@pknu.ac.kr)

⁴⁾ 부경대학교 대학원 토목공학과 공학석사(E-mail:id324@pknu.ac.kr)

Abstract

We need the acquisition of accurate geographic information as well as immediate updates of information on the city in order to plan and manage the changes of the cities more systematically. The geographic information for judging the changes of the cities can be used not only in various policies and studies, but also as important data themselves that record the growth of cities. In this paper we could build the GIS database with attribute data about the classification accuracy and the class, and by providing the land cover map by each classification method according to the accuracy that the user requires, we could provide more reliable and various information.

1. 서론

오늘날 경제성장과 인구 집중 현상으로 도시지역의 발전은 기존 도시를 외곽으로 확대시켰으며, 도시 내 환경을 급속히 변화 시키고 있다. 이러한 도시의 변화에 대하여 보다 체계적으로 계획하고 관리하기 위해서는 도시지역에 대한 정확한 지리 정보의 획득이 필요하며 이와 더불어 정보의 신속한 갱신이 필요하다. 이러한 도시 변화를 판단하기 위한 지리정보는 여러 가지 정책과 연구에 사용될 수 있을 뿐만 아니라 그 자체만으로도 도시의 성장을 기록하는 중요한 자료로 이용될 수 있다.

따라서 본 연구에서는 고해상도 IKONOS 위성영상을 이용하여 도심지 토지 피복 환경에 대하여 분류 기법에 따라 Class별로 구분하여 나타내었으며, 각각의 분석결과에 대하여 정확도 검증과 비교를 통하여 도심지 토지피복 분석에 적합한 기법을 선정 하였다. 또한 GIS를 이용하여 토지 분류 기법 별로 분류된 토지피복도와 정확도, 그리고 대상지역의 공간정보와 속성정보의 데이터베이스화를 통하여 사용자에게 보다 신뢰성 있고 구체적인 정보를 제공할 수 있으리라 판단된다.

2. 위성영상의 이론적 배경

2.1 위성영상의 분류기법

영상분류는 원격탐사에서 가장 중요한 분석 기법 중 하나이다. 영상을 구성하는 각각의 화소들 중 비슷한 분광 특성을 갖는 것끼리 집단화시키는 방법이 있는데 이러한 분류 기법은 가장 전통적인 방법이다. 일반적으로 디지털 영상은 지구 표면으로부터 복사되고 방사되는 에너지와 각각 일치하는 요소의 2차원 배열이다. 측정값의 공간적 배열은 영상 또는 영상공간으로 정의 내려진다. 센서에 의존하여 데이

터는 n 밴드내에 저장되며, 디지털 영상 데이터는 일반적으로 8-bit DN 값으로 저장된다. 유사한 DN값으로 구성된 각각의 집단을 클래스라고 한다. 한 클래스내의 화소는 다른 클래스내의 화소보다는 서로 더 큰 유사성을 지니지만 동일 집단내의 화소라 할지라도 어느 정도 편차는 가지고 있다. 이와 같이 각각의 분광특성에 의해 형성되는 집단을 분광 집단이라고 하며 여러 가지의 분광 집단이 합쳐져서 결국 하나의 정보 집단을 형성하게 되는 것이다. 분광 정보는 대상 지역에 대한 정보가 없는 경우, 물체의 알려진 분광 정보와 취득된 영상 지역의 분광 정보를 비교하여 지역에 대한 환경이나 특성을 대략 적으로 추정할 수 있다. 또한 대상 지역에 대한 지표면의 특성을 이미 알고 있는 경우 지표면의 정밀한 분석이나 변화탐지에 이용할 수 있으며, 파장에 따라 물체의 반사율, 즉 픽셀의 밝기 변화로 영상을 해석하거나 정량적으로 분석을 수행할 수 있다.

2.1.1 감독분류

영상분류의 주요한 과정 중의 하나는 feature space 분할이다. 이는 감독분류에서 Training area를 확인함으로써 클래스들의 분광 특성을 규정하는 사용자의 의해 인지되어진다. 이 방법을 사용하기 위해서 사용자는 항공사진이나 지상 관측자료, 식생도, 지도 등의 자료를 이용하여 자신이 분류하고자 하는 집단의 각 밴드별 화소값을 영상으로부터 추출해야 한다. 이렇게 추출된 영상의 일부분을 표본 집단(training set)이라고 하며, 분류 작업시 표본 집단의 통계적 수치를 계산하여 입력 자료로 사용하게 된다. 분류하고자 하는 집단들 각각에 대한 표본 집단이 완성되면, 이들과 비슷한 통계값을 갖는 화소들을 계속 수집하여 집단의 크기를 확장해 감으로써 전체 영상에 대한 분류 작업을 하게 된다.

2.1.2 무감독분류

무감독 분류는 대상 지역에 대해서 현지 조사가 어렵거나 파장별 반사 특성이 유사하여 감독 분류를 수행하기 힘든 경우에 적용되는 분류기법이다. 군집화(clustering)라고도 불리우며, 분류항목에 대한 표본집단과 같은 사용자의 사전 설정없이 화상을 구성하는 화소값들의 통계적 특성만을 이용하여 분류를 수행여 몇가지 집단으로 분류한다. 분석자는 무감독 알고리즘을 실행하기 전에 군집의 수, 군집간의 최소거리, 군집간의 한계거리 등을 지정하고 이 초기변수들에만 의존하여 컴퓨터가 군집화 분류를 수행하게 된다.

3. 위성영상의 처리 및 분류

3.1 영상의 전처리

대상지역은 부산광역시의 동래구 일원 2.654×3.051의 면적으로 분광특성으로 토지 피복을 분류하기 위하여 기하보정과 방사보정이 실시된 4m해상도의 다중분광영상을 이용하였다. 본 연구지역은 도심지와 산림지역만 있는 곳으로 도심지의 토지피복의 분류에 있어 적합한 영상이라고 판단된다.



그림 1. 대상지역

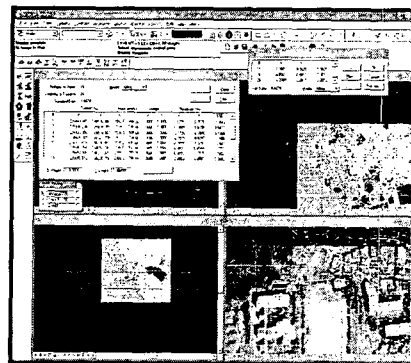


그림 2. 기하보정처리모습

Image to map 모드에서 Affine 변환을 사용하여 기하 보정을 수행 하였으며, 기하보정을 행한 후 생성된 영상은 픽셀값을 가지고 있지 않으므로 각 픽셀은 자신의 위치만을 가지고 있는 영상이 되므로 원 영상의 픽셀값으로부터 최종영상의 픽셀값을 추출하는 영상재배열방법이 필요하다. 본 연구에서는 영상재배열 방법 중 최근린내삽법(nearest neighbor)을 이용하여 영상을 재배열 하였다. 잔차는 X축으로 0.3425, Y축으로 0.5453, RMSE는 0.6692로 나타났다. 대상지역의 ikonos영상과 기하보정 처리과정은 그림 1, 그림 2에 나타내었다.

3.2 영상의 분류 및 정확도 검증

본 논문에서 Test지역은 전형적으로 도시의 특성을 가진 지역을 선정 하였다. Test 지역의 선정은 먼저 분류항목이 모두 포함되어 있는 지역을 선정하는 것이 중요하다. 따라서 Test 지역은 500×500 Pixel의 크기로 산림, 건물, 도로, 초지, 나지의 지역이 고르게 분포하고 있는 지역을 선정하였고 그림 3에 나타내었다.

감독분류는 분류하고자 하는 대상물에 대한 사전지식이나 알고리즘을 알고 있어야 훈련지역(training site)를 설정할 수 있다. 이에 반해 무감독분류는 보다 자동화된 방법으로, 영상의 수치 값만으로 분류를 수행하므로 훈련지역을 만들 수는 없지만 판단 기준의 guid line을 설정해 줄 수 있다. 감독분류에 있어서 분류하고자 하는 항목의 수와 사용한 데이터에 의해 분류 정확도가 영향을 받는다. 본 연구에서는 1:1,000, 1:5,000의 지형도와 현지조사 및 항공영상의 육안분석을 통하여 각 분류항목의 훈련지역을 선택하였다. 정확도 평가는 error matrix을 작성하여 수행하였다

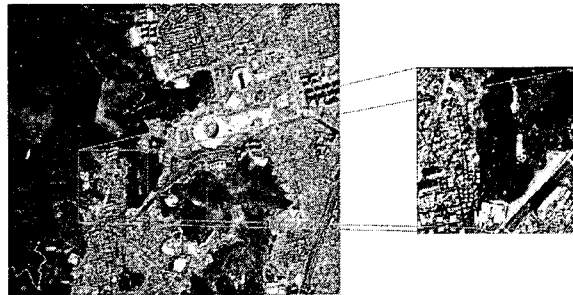


그림 3. Test지역

3.2.1 감독분류

본 연구에서는 Region Growing 표본추출 기법과 분류결과에 확률 통계적인 의미를 갖는 등 우수한 특징을 가지고 있는 최대우도법을 이용하여 감독 트레이닝을 실시하였다. 트레이닝의 결과는 군집이나 훈련지역(training site)를 의미하는 signature의 집합으로 나타난다. 개개의 signature는 하나의 class에 대한 site이고 하나의 class에 화소들을 할당하기 위한 결정규칙과 함께 적용된다. 훈련데이터의 추출은 수치지도와 현지답사를 통하여 화면상에서 이루어 졌으며, 항공사진에서 취득된 영상에 대하여 토지피복 형태가 변형되지 않은 지역을 선별하여 동일한 지리적 위치의 훈련데이터를 추출하였다. 설정된 분류 항목에 대하여 각각 10×10Pixel 규모로 지역적으로 고르게 선정하였으며 분류된 영상은 LFP 필터를 적용하여 분류시 발생한 노이즈나 미분류 지역을 제거 하였다. 그림 4와 표1은 감독분류를 실시한 영상과 오차행렬을 나타내고 있다.



그림 4. 감독분류

표 1. 오차행렬(감독분류)

Class	Tree	Bare	Grass	Road	Building	Producers Accuracy (%)	User's Accuracy (%)
Tree	55	1	0	2	0	91.04	96.82
Bare	0	4	0	0	1	70.00	87.5
Grass	0	2	6	0	1	78.78	70.00
Road	4	0	0	10	5	92.86	48.15
Building	2	0	1	1	86	90.76	97.30

3.2.2 무감독분류

본 연구에서는 무감독 분류 방법 중 K-means Training와 ISODATA를 이용하였다. 모두 200번 반복 계산을 하였으며, 최초 13개의 분류항목을 다시 5개로 재분류를 실시하였다. 이는 다소 시간이 오래 걸리는 단점이 있지만 정확한 분류가 가능하였다. 또한 신경망이론을 적용하여 토지 피복 분류를 실시하였다. 이 방법은 Puzzy 이론을 이용하여 컴퓨터의 영상 분류 작업에 인공지능적인 요소를 가미한 것으로써 분류하기에 애매한 Pixel 값에 대해서도 정확한 분류를 가능하게 할 수 있다. 각각의 분류 방법에 대한 영상은 그림 5, 6, 7에 나타내었으며, 정확도는 표 2, 3, 4에 나타내었다.



그림 5. ISODATA

표 2. 오차행렬(ISODATA)

Class	Tree	Bare	Grass	Road	Building	Producers Accuracy (%)	User's Accuracy (%)
Tree	54	0	1	2	6	88.52	85.71
Bare	0	5	0	0	0	71.42	100
Grass	0	2	5	0	3	71.42	50.0
Road	4	0	0	10	4	76.92	55.56
Building	3	0	1	1	95	87.968	95.0



그림 6. K-means

표 3. 오차행렬(K-means)

Class	Tree	Bare	Grass	Road	Building	Producers Accuracy (%)	User's Accuracy (%)
Tree	57	2	1	3	5	93.44	84.00
Bare	0	5	0	0	0	71.42	100
Grass	1	0	5	0	8	71.42	35.71
Road	3	0	1	10	9	76.92	43.48
Building	0	7	0	0	86	89.26	100



- 산림
- 건물
- 니지
- 도로
- 초지

그림 7. Neural Network

표 4. 오차행렬(Neural Network)

Class	Tree	Bare	Grass	Road	Building	Producers Accuracy (%)	User's Accuracy (%)
Tree	57	0	1	3	3	93.44	89.06
Bare	0	4	1	0	5	57.14	40.0
Grass	1	2	5	0	0	71.42	62.5
Road	3	1	0	10	5	76.92	52.63
Building	0	0	0	0	95	87.96	100

3.3 분류결과 분석

분류기법에 따라 각각의 정확도는 Error Matrix를 이용하여 산정하였으며 총 196개의 참조점을 이용하였다. 먼저 최대우도법을 이용한 감독분류의 정확도를 평가한 결과 전체 정확도는 89.80%, Kappa 계수는 0.83으로 나타났다. 분류 항목 중 산림지역의 정확도가 가장 높게 나왔으며, Ortiz등이 제시한 Kappa 값에 따라 최상의 분류 정확도로 평가된다. 생산자 정확도는 최대 값은 90.16%이고 사용자 정확도는 96.19%이다. 나지와 초지의 경우가 정확도가 낮게 나타났다. 이는 영상의 취득 시기가 겨울인 관계로 나지와 초지가 서로 교차되어 분류되었다고 판단 된다. 표 5는 각각의 분류 방법에 따른 전체정확도와 Kappa계수를 나타내고 있다.

표 5. 분류방법별 전체정확도, Kappa계수

Classification Method	Overall Accuracy(%)	Kappa
Maximum Likelihood	89.80	0.83
ISODATA	86.22	0.77
K-means	83.16	0.73
Neutral Network	87.24	0.79

4. GIS를 이용한 토지피복도 작성

대상지역의 토지피복 분류도를 작성하기 위해서 RS기법으로 분류된 각 항목이미지(Raster Data)를 ArcView포맷인 SHP파일(Vector Data)로 변환하여, 이미 알고 있는 오류를 수정한 후, ArcView를 이용하여 공간데이터와 속성데이터로 구성된 GIS Data로 저장한 후에 토지피복 분류도를 제작하였다. 먼저 분류된 토지이용도에 원하는 분류항목을 선택하면 그 항목에 대한 면적, 전체 정확도, Kappa 계수, 대상 지역의 DEM을 화면상에 출력 할 수 있도록 GIS를 이용하여 Database를 구축하였다. 그림 7은 GIS Database를 구축하는 모습이며, 그림 8, 9는 최종적인 토지피복도를 나타내고 있다.

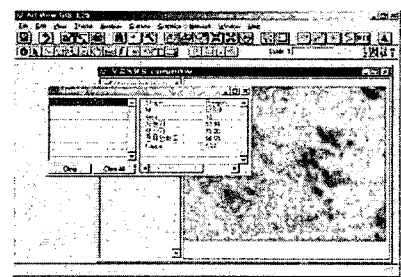
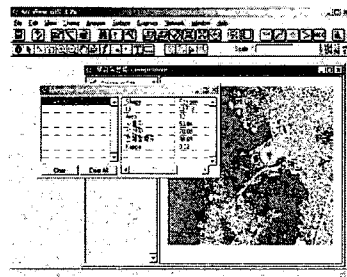
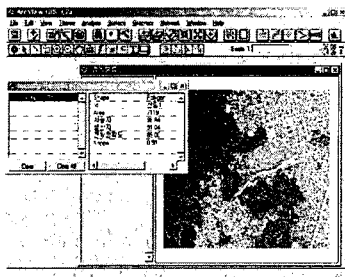


그림 7. GIS Database 구축

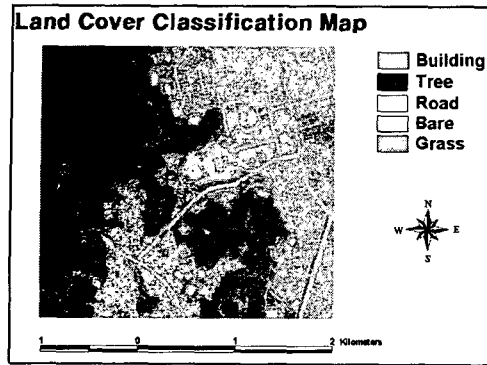


그림 8. 토지피복도(감독분류)

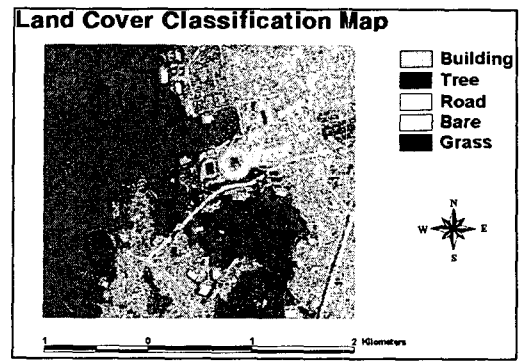


그림 9. 토지피복도(Neural Network)

5. 결론

IKONOS위성영상을 이용하여 도심지역 토지 피복 분류를 영상 분류 기법별로 분석하고, 분석한 결과와 GIS를 이용하여 토지피복 분류도를 작성한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 분광특성을 이용한 분류방법 중 최대우도법을 이용한 감독 분류가 전체정확도는 89.80%, Kappa 계수는 0.83으로 4가지 분류 방법중 가장 높은 정확도를 나타내었다.
2. 주관성을 배제한 분류 방법에 있어 Neural network를 적용한 분류 기법이 전체정확도 87.24%, Kappa 계수 0.79으로 가장 높은 정확도를 나타내었다. 무감독 분류 시 Class의 경계나 산지 등의 Shade 영향으로 교차 되는 Pixel값에 대하여 Neural network적용으로 보다 정확한 분류가 가능 하였다.
3. 고해상도 인공위성영상으로 도심지의 피복분류를 실시한 결과 최대우도법을 적용한 방법이 정확도면에서 적합하며, 분류시 시간적인 면에서는 Neural Network분류 방법이 도심지 피복 분류에 있어 적합하다고 판단된다.

참고문헌

- 조재현 (2004), GIS와 위성영상을 이용한 충주시 도시변화량 분석, 석사학위논문, 충주대학교.
- 사공호상 (2003), IKONOS 영상의 토지피복분류 방법에 관한 실증 연구, 한국지리정보학회, Vol.6, No.3, pp.107~116.
- 박주영 (2003), 토지피복분류 정확도 향상을 위한 위성합성 방법 비교 연구, 석사학위논문, 서울시립대학교.
- 김현명 (2002), 다중영상 합성을 통한 북한 지역의 토지피복 분류기법 제시에 관한 연구, 석사학위논문, 인하대학교.
- Franklin, S.E. and B.A. Wilson (1992), A three-stage classifier for remote sensing of mountain environment, *PE&RS*, Vol. 58, No. 4, pp. 449~454.
- Janssen, L.L.F., M.N. Jaarssma and E.T.M. van der Linden 1990, Integration topographic data with remote sensing for land-cover classification, *PE&RS*, Vol. 56, No. 11, pp. 1503~1506.