

수도권 도시개발 분석을 위한 규칙기반 영상분류

A Rule-Based Image Classification Method for Analysis of Urban Development in the Capital Area

이진아*

이성순**

Jin A Lee

Sung Soon Lee

요약 본 연구는 위성영상 자료(2000-2009)를 이용하여 성남-용인 인근지역의 지표변화를 시계열 분석하기 위해 규칙기반 영상분류 방법을 제안하였다. 도시지역의 연도별 변화 패턴을 파악하기 위해 통계적/수학적 기반의 규칙에 따라 11개 클래스로 구분하였다. 훈련지역을 설정하지 않는 무감독분류 방법으로서 규칙을 적용할 수 있도록 알고리즘을 일반화 하였다. 분석 결과, 택지개발 등에 의하여 연구범위 내 도시 지역면적이 약 1.45배 증가하였으며, 2009년 영상의 분류정확도는 98%로 나타났다. 방법 검증을 위하여 선분류 후비교법을 이용한 토지피복 변화분석 결과와 비교하였다. 다중영상 내 가용한 데이터를 최대한 이용할 수 있었고, 목적에 최적화된 분류가 가능해져, 분류정확도의 향상을 기대할 수 있었다. 본 규칙기반 영상분류 방법은 향후 도시개발 주제도 제작 및 도시개발, 환경변화 모니터링 등 영상 시계열 분석에 다양하게 적용될 수 있을 것이다.

키워드 : 원격탐사, 규칙기반분류, 무감독분류, 시계열분석, Landsat

Abstract This study proposes a rule-based image classification method for the time-series analysis of changes in the land surface of the Seongnam-Yongin area using satellite-image data from 2000 to 2009. In order to identify the change patterns during each period, 11 classes were employed in accordance with statistical/mathematic rules. A generalized algorithm was used so that the rules could be applied to the unsupervised-classification method that does not establish any training sites. The results showed that the urban area of the object increased by 145% due to housing-site development. The image data from 2009 had a classification accuracy of 98%. For method verification, the results were compared to land-cover changes through Post-classification comparison. The maximum utilization of the available data within multiple images and the optimized classification allowed for an improvement in the classification accuracy. The proposed rule-based image-classification method is expected to be widely employed for the time-series analysis of images to produce a thematic map for urban development and to monitor urban development and environmental change.

Keywords : Remote Sensing, Rule-Based Classification, Unsupervised-Classification, Time Series Analysis, Landsat

1. 서론

지표변화 메커니즘의 이해를 통해 우리는 토지의 통합적 관리를 수행할 수 있으며, 자연적, 인공적 환경 변화를 정확히 파악할 수 있다. 사회 경제적 요인과 인간활동에 의한 국토변화를 모니터링하고, 더 나아가 지자체 정책 계획의 기초자료로 이용 가능하

다. 따라서 인간은 과거로부터 변화추이에 항상 관심을 기울이고 있다. 지적자료나, 문헌화된 정책자료로서 인간활동 범주의 지표변화를 파악 가능하다. 또한 최근 고해상도 영상과 항공영상에 의하여 수치 지형도, 토지피복지도를 제작하여 친환경 국토개발 분야에 적극 활용하고 있다[12, 14, 17]. 하지만 갱신 및 관리에 있어서 고비용이 소요되고, 지역별로 제

† 이 논문은 기초기술연구회 지상관측 위성자료 clearing house 구축 과제의 일환으로 수행되었습니다.

* 과학기술연합대학원대학교 지리정보시스템공학 석박사통합과정 jinsgis@ust.ac.kr

** 한국지질자원연구원 국토지질연구본부 선임연구원 gisyi@kigam.re.kr(교신저자)

작주기에 차이가 있다. 원격탐사는 지표면의 과거와 현재의 정보를 주기적으로 취득 가능한 장점이 있으며, 포함하고 있는 분광정보를 활용할 수 있으므로, 다시기의 지표변화를 파악하는데 적합하다[11, 25]. 이에 적용 가능한 영상분류방법의 선택과 결과를 도출하는 과정이 효율적이고 합리적인가에 대한 객관적인 고찰이 요구되어 진다.

기존 연구에서 차연산법과 선분류 후비교법 등에 의하여 다시기의 영상을 사용하여 변화탐지를 파악하고, 분석 결과를 얻을 수 있다[1, 4, 15]. 기존의 영상처리 소프트웨어에서 제공하는 무감독 분류 방법인 K-means[21], ISO-DATA[1]과 감독 분류 방법인 Maximum likelihood[7, 20], Support vector machine[3] 등에 의하여 단일 영상의 토지피복분류를 수행할 수 있으며, 객체기반 분류와 항공영상을 이용한 스크린 디지털링 등 직접적인 방법도 사용되어지고 있다[13]. 어떤 패턴 분류방법도 본질적으로 다른 것보다 더 뛰어나다고 할 수는 없다. 다만 분류 시 문제의 본질, 연구대상의 생물리적 특성에 따라 어떤 분류 알고리즘이 적합한 결과를 도출할 수 있을지 선행적 지식 등을 통하여 결정할 수 있다. 그렇기에 연구 목적에 따라 다양한 접근 방법이 검토되어야 할 의의가 있으며, 그에 의한 공간자료의 갱신작업과 다양한 활용으로 과학적이고 경제적인 가치를 확보하는 것이 매우 중요하다.

서로 다른 센서에서 수집된 정보를 함께 이용하여 단일 영상의 분광정보만으로 분류시의 한계를 극복하기 위한 연구가 활발히 수행되고 있다[18, 22]. 또한 전후변화가 크지 않은 다중시기의 영상을 참조하여 해당 지역의 분류정확도를 향상시키는 방안도 연구되어졌다. 통합데이터의 계층적 적용, 확률론적 방법, 퍼지함수의 이용[16], 인공지능망[7]의 도입 등 다양한 접근방법에 의한 지공간 데이터 통합이 거시적 의사결정을 가능하게 하고 있다[8, 9, 19, 20, 23, 24]. 이에 수학적/통계적 영상처리 기법의 적용으로 보다 객관적이고 신뢰도가 높은 연구결과를 기대할 수 있다[8]. 다중시기의 영상을 상호 참조하여 서로 다른 차이를 파악하면서 동시에 분류정확도를 높이는 효과를 얻을 수 있을 것이다. 또한 처리과정이 목적에 부합하면서, 편리하다면 대규모 지역의 분류 및 대용량 데이터 처리에 편리하여 다양하게 활용 가능할 것이라 생각되었다.

규칙기반 분류는 상호 배타적이며 포괄적인 규칙

집합으로 표현될 수 있어 복잡 다양한 공간정보 데이터에 의한 목적에 의한 분류 시 적합한 규칙을 도출할 수 있다[2]. 일반적으로 해석이 편리한 기술 모델을 생성하는데 사용되지만, 의사결정트리 등 다른 분류 기술 등과 대등한 성능을 제공한다[6]. 원격탐사에 접목시켜 자동화된 영상분류를 수행할 수 있다면 다중 데이터를 처리하여 목표에 부합하는 분류결과를 효과적으로 도출할 수 있을 것이라 기대되어진다[5, 9]. 기존 연구에서는 데이터에 이진분류를 적용하여 각 특징을 나타낼 수도 있다고 하였으나[4, 14, 16], 데이터가 정량적인 값을 갖는 연속성 데이터(Continuous data)인 경우 그 경계가 되는 결정값에 대한 고찰이 충분히 이루어져야 한다. 실제 위성영상의 경우 단일속성만을 포함하는 시험조건을 사용하여 최적으로 분할될 수 없는 데이터 집합이라 할 수 있다. 따라서 규칙기반분류의 방법의 적용에 의한, 다중 정보 통합적인 판단기준에 의하여 분할을 효율적으로 하는 방법을 모색하고자 하였다. 과정의 일반화와 더불어 다른 기법과의 비교로서 보편타당함을 증명하고, 양질의 신뢰도를 확보할 수 있음을 검증하여야 한다.

본 연구에서는 수도권 지역의 다중시기의 위성영상을 사용하여, 규칙기반 영상분류를 수행하고 검증하고자 한다. 첫째, 위성영상의 연속성 데이터를 단일 속성이 아닌 다중속성에 의한 분할을 정의하여, 순차적 도시개발 방향에 따라 변화지역, 비변화 지역(Non-changed/Changed)의 규칙기반 영상분류방법을 제안한다. 둘째, 규칙기반분류 처리과정 시 통계적/수학적 기반으로 방법을 일반화 하여, 양질의 무감독분류가 수행되도록 한다. 셋째, K-means 분류방법을 적용한 선분류 후비교법과의 과정과 결과 비교를 수행하며, 지상자료에서 취득한 표본자료를 통해 분류정확도를 파악하고 분류결과를 평가한다. 촬영시기가 다른 여러 영상을 통해 변화를 파악하고 통합하는데 최적화되고 논리적인 방안을 제시함으로써 효율적인 국토변화탐지 방법으로서의 우수성을 검증하였다.

2. 연구지역 및 방법

2.1 연구지역 및 사용자료

연구 지역은 수도권 지역으로, 행정구역상 경기도 성남시, 용인시 인근 지역(약 319.5km²)에 해당한다.

2000년대 전과 이후 택지개발 사업 등의 영향으로 도로 확충이나 기반시설의 증가가 수반되어진 지역으로, 인구유입이 크게 늘어난 지역이다. 시계열적인 변화탐지를 수행하고 규칙기반 영상분류방법을 검증하기 위하여 통일된 계절의 영상을 사용 하였다. 2000.09.04, 2001.09.23, 2002.09.10의 Landsat ETM+, 2006.09.13, 2009.10.17 Landsat TM 영상(그림 2)을 선택하였다. 1:25,000 수치지형도를 참고하여 지상기준점에 의하여 2009년 영상의 기하학적보정을 수행한 후, Image to Image 기법에 의해 다른 영상의 기하보정을 수행하였다. 취득된 30m×30m 래스터 데이터를 ASCII 코드 값으로 변환하여 연구에 사용하였다.

2.2 Built-up Index(BUI)

촬영시기가 다른 영상을 비교 시, 각 밴드의 DN 값을 선형관계식으로 보정하여 변화탐지에 사용가능하나, 지역개발에 의한 지표변화 규모가 큰 경우 그 적용에 한계가 있다. 5개 영상에서 계산과정을 단순하게 하면서도, 토지피복특징 변화에 관련한 분광정보를 최대한 활용하기 위하여 BUI 지수(Built-Up Index)를 활용하고자 한다.

$$NDBI = \frac{MidIR_{ETM+, TM5} - NIR_{ETM+, TM4}}{MidIR_{ETM+, TM5} + NIR_{ETM+, TM4}} \quad (1)$$

$$NDVI = \frac{NIR_{ETM+, TM4} - RED_{ETM+, TM3}}{NIR_{ETM+, TM4} + RED_{ETM+, TM3}} \quad (2)$$

$$BUI = NDBI - NDVI \quad (3)$$

NDBI : Normalized Difference Built-up Index
NDVI : Normalized Difference Vegetation Index
BUI : Built-Up Index

NDVI(식생지수)와 NDBI(시가지지수)의 차이를 이용한 방법으로 BUI 값은 도시지역에서 상대적으로 높은 수치를 나타내며, 비도시 지역(식생지역)에서 낮은 수치를 갖는다[4, 10]. 두 시기의 BUI값의 분포를 조사할 때, 변화지역(Changed area)에서는 상대적으로 BUI 값이 커지거나 작아지게 된다. 예를 들면 논이나 밭이었던 지역이 택지개발에 의하여 나지가 되었을 때(Built-up), 그 해당 화소의 BUI값은 상대적으로 커지게 된다. 또한 건물이 있거나 나지인 지역이 공원이 생겼다면(Greening) BUI값은 상대적으로 작아진다. 반면에 전후 변화가 없는 비변

화지역(Non-changed area)에서는 거의 변화가 없을 것이다. 각 영상 BUI값의 관계를 이용하여 두시간 토지피복의 변화 여부를 파악 가능하다. 하지만 위성의 촬영조건에 따라 각 영상에서 BUI값의 최대 최소값, 중위값 등이 서로 다르므로 각 관계의 통계적 정의가 요구되어 진다. 단, 이때 강이나 저수지에서 BUI값의 특성이 불규칙 하여 전체적인 값에 영향을 줄 수 있기 때문에 지역의 하천공간정보를 이용하여 제외하여야 한다.

본 논문에서는 각 위성영상에서 구분을 비도시/도시로 구분하여 정의하여 표기하고자 한다. 비도시 지역(Non-urban: N)은 임야와 농지(논, 밭), 공원지 등을 포함하며, 도시지역(Urban: U)은 상업용지, 공공용지, 주거지 나지 등을 포함한다.

2.3 규칙기반 분류기

규칙기반 분류기는 ‘If... Then...’ 규칙들의 집합을 사용하여 항목을 분류하는 기법이다. 분류규칙의 질은 적용범위(Coverage)와 정확성(Accuracy)과 같은 측정기준을 사용하여 평가할 수 있다[6]. 규칙기반 분류기의 작동원리로는 상호배타적 규칙, 포괄적 규칙이 적용되어 져야 한다. 규칙집합이 상호배타적 특성과 포괄적 특성을 모두 갖는 경우, 모든 개개의 항목은 정확히 하나의 규칙에 의해 적용된다. 규칙집합이 포괄적이지 않다면 나머지 경우들에 적용하기 위해서 디폴트 규칙이 추가되어 져야 한다. 일반적으로 기존 규칙에 적용되지 않는 나머지 모든 항목들에 할당된다. 대규모 데이터에서 유용한 정보를 자동적으로 탐색하는 과정에서, 복잡 데이터를 처리하기 데이터 관련성을 고려해야 한다[2, 6].

분류규칙을 추출하는 데에는 직접방법과, 의사결정 트리나 신경망과 같은 간접방법, 두 가지 방법이 있다[5]. 본 연구에서는 도시와 비도시지역에서의 BUI 값의 분포특성에 의해 영상 간 상대적인 공식을 생성하고, 시계열 영상에서의 순차적 도시개발방향에 따라 최종 목적에 적합하도록 직접 규칙을 논리적으로 정하는 것이 요구되었다.

첫째, 일반화된 공식을 통계적으로 자동 계산하도록 하여, 다른 연구지역이나 다른 시기에도 적용가능하도록 하는 것이 매우 중요하였다[2]. 5개 시기의 영상내 BUI값의 분포에 의해 결정되어 진다. BUI 일정 규칙을 갖는 것을 파악하여 서로 상호작용하여 그 픽셀의 특징을 규정짓는다. 둘째, Non-changed/

Changed 정의에 의하여 순차적 도시개발방향에 따라 클래스를 정의 할 수 있다. Non-Changed (NNNNN, UUUUU), Built-Up (NUUUU, NNUUU, NNNUU, NNNNU), Greening (UNNNN, UUNNN, UUUNN, UUUUN) 10개 클래스와, 디폴트 규칙에 의하여 Confusion 클래스를 두었다. 셋째, 한 픽셀에 여러 가지 지형지물이 포함되는 경우 영상데이터의 정보가 대표성을 띠기 어려울 수 있으므로, 적은 오차가 있는 경우, 추가 규칙에 의해 적절한 클래스에 재편성 될 수 있도록 하였다.

3. BUI를 이용한 규칙기반 영상분류

3.1 BUI 분포특성

주어진 영상의 B3, B4, B5 값과 하천정보, 행정구역 정보 등을 ASCII 코드로 분류기에 입력하면, 주어진 데이터의 정보에 기반하여 분류과정이 진행된다. 이 때, 연속형 변수를 가지는 두 데이터 객체간의 상관관계는 속성들 간의 선형관계에 대한 척도이다[2]. 상관관계의 시각화 시, 변화(Changed)지역이 넓을수록, 상관관계가 낮아진다. 따라서 두개 영상에 대하여 전체 이미지 내의 BUI 분포를 회귀분석 시, 시간차가 벌어질수록 결정계수(R^2) 값은 더욱 적게 나타난다(표 1).

다량의 연속성 데이터(Continuous data)를 처리하는데 있어서, 평균값과 편차값은 대표성을 나타낼 수 있으나, 각 변량에 예민한 변수로 평가되어 진다. 그 때에는 분위값(Percentile)과 같은 관측값을 사용하여 평가하는 것이 바람직하다. 변화지역에 의한 영향을 최소화 하기 위하여, 각 영상내 BUI 값의 분위값(1, 5, 10, 25, 50, 75, 90, 95, 99%)을 구한 후, 단순회귀분석 원리에 의하여 유사도 척도를 제시한다 (4). 그 값들은 서로 강한 일차 선형관계를 나타낼 수 있다(표 1). 촬영시기가 다른 영상의 차이를 고려할 수 있어 효율적인 방법이라 할 수 있다. TM, ETM+ 영상에서 밴드별 특성도 BUI지수 도입과, 상관관계에 의한 계수 설정으로 차이가 최소화 되었다.

$$y_j = m_{ij} \cdot x_i + t_{ij} \quad (4)$$

- i, j : Landsat image 순서에 따른 번호 (1,2,3,4,5)
- m_{ij} : 분위값에 의해 계산된 일차선형식 기울기
- t_{ij} : 분위값에 의해 계산된 일차선형식 절편

표 1. 각 영상 간 BUI 값의 유사도 통계

Image		BUI(All)	BUI (Percentile)		
i	j	R^2	m_{ij}	t_{ij}	R^2
1	2	0.792	0.989	0.062	0.994
2	3	0.842	0.898	0.013	0.998
3	4	0.525	1.137	-0.316	0.998
4	5	0.675	1.012	0.029	0.994
1	3	0.741	0.891	0.069	0.998
2	4	0.527	1.023	-0.301	0.999
3	5	0.476	1.149	-0.291	0.989
1	4	0.453	1.012	-0.237	0.995
2	5	0.515	1.035	-0.276	0.994
1	5	0.416	1.019	-0.212	0.980

3.2 Non-changed / Changed 정의와 분류결과

다중 속성을 포함하는 데이터 객체들 간의 비유사도 척도를 정의하기 위하여 거리 행렬(Distance matrix) 정의하고(5), 무변화 지역으로 판단하기 위한 한계(6, 7)를 설정한다. 이때 각 영상에서 BUI 값의 분포폭에 따라 절대치를 활용한다.

$$D_{ij} = \frac{m_{ij} \cdot P_i + t_{ij} - P_j}{\sqrt{m_{ij}^2 + 1}} \quad (5)$$

$$l_i = P_{99\%,i} - P_{1\%,i} \quad (6)$$

$$L_{ij} = \frac{l_i \cdot l_j}{\sqrt{l_i^2 + l_j^2}} \quad (7)$$

- P_i, P_j : i, j 에서의 해당 화소의 BUI값
- D_{ij} : ij 평면에서 (4)식과 (P_i, P_j) 과의 거리
- l_i, l_j : i, j image에서 99%, 1% Percentile 값의 차
- $P_{99\%,i}$: i image에서 BUI 99% Percentile
- $P_{1\%,i}$: i image에서 BUI 1% Percentile
- L_{ij} : l_i, l_j 로 계산되어지는 ij 평면의 BUI length

Non-changed/Changed(Built-up, Greening) 분류를 위하여 특성값 매트릭스에 의해(8, 9, 10) 각 Step 별 분류가 수행되어 진다.

$$\text{If } -f_a L_{ij} \leq D_{ij} \leq f_a L_{ij} \text{ Then } C_{ij} = 0 \text{ (UU, NN)} \quad (8)$$

$$\text{If } D_{ij} < -f_a L_{ij} \text{ Then } C_{ij} = 2 \text{ (NU)} \quad (9)$$

$$\text{If } D_{ij} > f_a L_{ij} \text{ Then } C_{ij} = 1 \text{ (UN)} \quad (10)$$

- f_a : 허용계수(Allowable factor, Threshold value)
- C_{ij} : (P_i, P_j)의 특성값 (Characteristic value)

Step 1에서는 1시기차 규칙을 모두 만족하는 경우에 해당하며, Step 2와 Step 3에서는 앞단계 미분류 지역 중 1시기차 규칙을 2가지 이상을 만족하면서, 각각 2시기차, 3시기차 규칙에 만족하는 픽셀을 클래스에 재할당 한다. 그 외의 것은 Confusion클래스 (디폴트클래스)로 분류되었다(그림 1). Step 1에서 약 97.3%으로 매우 높은 적용범위(Coverage)에서 모든 규칙을 만족하여 분류되었다. 또한 Step 2, 3에서 재할당된 지역은 약 1.7%이었다. 실제로 변화패턴(N, U)이 불규칙적이기 때문에 Confusion 클래스로 할당된 화소는 하천주변, 복합지역, 좁은 도로 인근, 신규 택지개발지 경계면 등에 주로 분포하였다(그림 3, 좌). 또한 DN값의 대표성이 불분명한 화소일 경우 분류과정에서 Confusion class로 할당될 수 있는데, 모든 개개의 항목이 정확히 하나의 규칙에 의해 적용되기 위하여, 디폴트 클래스의 역할을 하기 때문이다.

비변화 지역(Non-changed area)은 5개시기 모두에서 상대적으로 작은 값을 갖고 있는 것이 NNNNN이고, 큰 값을 BUI 갖고 있는 화소가 UUUUU으로 판단할 수 있다. 각 화소의 BUI값의 합에 의해 클래스 구분을 정의하고자 하고, 그 경계를 정의할 때, 기존의 8개 클래스의 결과도 참조하고자 한다. 임의의 *Boundary* 값에 대하여 NNNNN, UUUUU으로 나누고(11, 12), 각 *i*번째 영상의 비도시(N)지역(5개클래스)안에서 BUI 분포를 계산, 95%

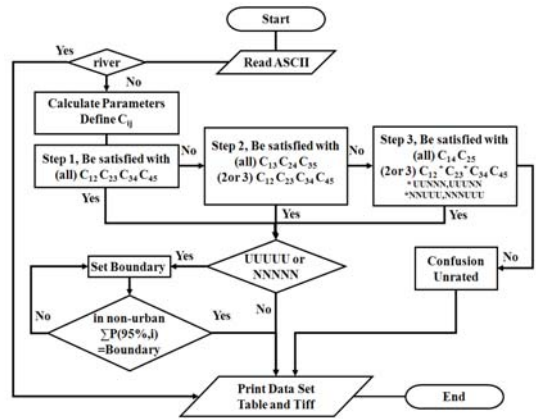


그림 1. 규칙기반 영상분류방법의 흐름도

Percentile 값을 함한다. 이때, *Boundary* 값을 0.001 단위로 증가시키며 반복 수렴 계산하여 두 값이 같아지는 한계 경계치(*Boundary*_(lim))를 도출한다(13). 경계를 임의로 지정하는 것이 아니라, 통계적 방법에 의해 제시 할 수 있다.

$$\text{If } \sum_{i=1}^5 P_i \geq \text{Boundary}, \text{ Then UUUUU} \quad (11)$$

$$\text{If } \sum_{i=1}^5 P_i < \text{Boundary}, \text{ Then NNNNN} \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^5 P_{(95\%,i)} \approx \text{Boundary}_{(lim)} \quad (13)$$

*Boundary*_(lim) : 한계경계치, (Limited Boundary)

표 2. 규칙기반 영상분류에서 각 Step의 분류규칙과 픽셀 수와, 결정된 각 클래스의 분류 결과

$f_a=0.34$	Step 1		Step 2		Step 3		Set Boundary			
	$C_{12}C_{23}C_{34}C_{45}$	Count	$C_{13}C_{24}C_{35}$	Count	$C_{14}C_{25}$	Count	Sum	Bou. = -0.610625		
Non-changed	0 0 0 0	292,661	0 0 0	648	0 0	1,975	295,284	NNNNN	202,330	
								UUUUU	92,954	
Built-up	NUUUU	2 0 0 0	5,923	2 0 0	354	2 0	559	6,836	NUUUU	6,836
	NNUUU	0 2 0 0	2,500	2 2 0	154	2 2	99	2,753	NNUUU	2,753
	NNNUU	0 0 2 0	21,465	0 2 2	1,202	2 2	145	22,812	NNNUU	22,812
	NNNNU	0 0 0 2	17,242	0 0 2	315	0 2	233	17,790	NNNNU	17,790
Greening	UNNNN	1 0 0 0	436	1 0 0	12	1 0	44	492	UNNNN	492
	UUNNN	0 1 0 0	916	1 1 0	22	1 1	12	950	UUNNN	950
	UUUNN	0 0 1 0	3,199	0 1 1	66	1 1	14	3,279	UUUNN	3,279
	UUUUN	0 0 0 1	945	0 0 1	26	0 1	32	1,003	UUUUN	1,003
Step (Pixels)	Step 1	345,287	Step 2	2,799	Step 3	3,113	351,199	Confusion	3,801	
	Remainder	9,713	Rem.	6,914	Rem.	3,801		Sum	355,000	
Step ratio (%)	97.264		0.778		0.877		98.929	Conf. ratio	1.071	

처리과정에서 허용계수(f_a)는 작업자가 목표범위에 따라 입력 가능하며(0.25-0.5), 또는 미 입력시 추가된 알고리즘에 의하여 최적 허용계수를 통계적으로 계산하여 분류를 수행한다. 허용계수에 의한 각각의 분류결과에서 Confusion 클래스를 제외한, 각 i 번째 이미지의 비도시(N), 도시(U)지역(각 5개 클래스 합)안에서, BUI값의 분포를 나타내는 통계치를 각각 계산한다. 이때, Percentile 교차 그래프에서 그 중첩 면적이 가장 작게 계산되어지는 경우, BUI값의 분포(N과 U에서)의 이격거리가 크고, 적절히 분류가 수행되었다고 판단할 수 있다. 그 허용계수의 값이 최적 허용계수로 결정되어지며, 임의의 f_a 마다 분류결과를 구해 비교하므로, 지정하는 방법에 비해 일정 계산시간이 추가로 소요된다.

연구지역의 경우 최적 허용계수는 $f_a = 0.34$ 로 결정되어 그 값을 사용하였다. 입력된 5개 영상의 각 Step에서 별 분류가 이뤄지며(표 2), 각 이 때 한계 경계치는 -0.610625 비도시 지역의 95% Percentile 값의 합 값과 같다(표 3). i 번째 영상에서 각각 비도시(N), 도시(U)지역에서 연속성 데이터인 BUI값의 분포를 확인하였다(표 3, 4) 50% Percentile 값(중위

값)을 확인하고, 그 분포가 적절한 이격거리를 갖고 있으나 최대 최소에서 중첩되는 부분도 존재하는 것은 이진분류방법과 차별되는 특징이다. 토지 이용의 소지 복합형 특징 등에 의해 DN값이 대표성을 띄지 못하더라도, 5개 영상을 상호참조하여 해당 화소의 특징(N, U)을 결정하기 때문이다.

3.3 성남-용인 인근지역의 클래스 분류 결과

성남-용인 인근지역의 연구범위(그림 2)에 대하여 최적 허용계수에 의해 분류된 결과를 통해 규칙기반 영상분류의 결과를 확인하였다. Output 데이터로 영상별 통계치, 분류과정의 요약 등 처리결과와, 클래스 분류된 결과는 DBF 파일로 주어져, 래스터 데이터로 변환 가능하다.

도시지역의 면적은 2000년에 비하여 2009년에 약 1.45배 증가하였다고 추정될 수 있다(표 4). 또한 각 2000-2009년의 토지피복 변화 면적을 나타낼 수 있다(표 5). 2000년의 비도시 지역 중 2009년에 도시지역으로 변경된 곳은 약 4,517ha로 나타났다.

6개 클래스의 결과를 색으로 도시하면 도시개발 진행주제도를 작성 가능하다(그림 3). 하천지역과

표 3. 각 영상에서 비도시로 분류된 지역의 BUI 분포 ($f_a=0.34$, $Boundary_{(lim)}=-0.610625$)

Non-urban	Pixels	BUI Percentile (%)										
		0	1	5	10	25	50	75	90	95	99	100
2 0 0 0	252,521	-0.7819	-0.6118	-0.5163	-0.4857	-0.4418	-0.3886	-0.2989	-0.1484	-0.0490	0.1545	0.6747
2 0 0 1	246,177	-0.6951	-0.5151	-0.4737	-0.4493	-0.4034	-0.3382	-0.2085	-0.0412	0.0481	0.2201	0.6875
2 0 0 2	244,374	-0.6269	-0.4748	-0.4071	-0.3803	-0.3342	-0.2750	-0.1873	-0.0685	0.0071	0.1689	0.6482
2 0 0 6	224,841	-1.0470	-0.8346	-0.7843	-0.7608	-0.7189	-0.6608	-0.5677	-0.4314	-0.3447	-0.1842	0.3515
2 0 0 9	208,054	-1.3045	-0.8367	-0.7940	-0.7700	-0.7228	-0.6507	-0.5288	-0.3718	-0.2721	-0.0743	0.4524
$\sum_{i=1}^5 P_{(n\%,i)}$		-4.4554	-3.2730	-2.9754	-2.8462	-2.6210	-2.3132	-1.7913	-1.0613	<u>-0.6106</u>	0.2850	2.8143

표 4. 각 영상에서 도시로 분류된 지역의 BUI 분포 ($f_a=0.34$, $Boundary_{(lim)}=-0.610625$)

Urban	Pixels	BUI Percentile (%)										
		0	1	5	10	25	50	75	90	95	99	100
2 0 0 0	98,678	-0.6633	-0.2983	-0.1069	-0.0213	0.1340	0.3065	0.4426	0.5328	0.5714	0.6298	0.8660
2 0 0 1	105,022	-0.5922	-0.1093	0.0330	0.1014	0.2245	0.3587	0.4735	0.5568	0.6011	0.6622	0.8408
2 0 0 2	106,825	-0.5032	-0.1200	-0.0004	0.0609	0.1769	0.3141	0.4338	0.5218	0.5686	0.6380	0.8236
2 0 0 6	126,358	-0.8996	-0.5019	-0.3684	-0.2916	-0.1501	0.0125	0.1585	0.2609	0.3099	0.3755	0.6648
2 0 0 9	143,145	-0.8296	-0.4794	-0.3318	-0.2533	-0.1152	0.0360	0.1682	0.2595	0.3063	0.3882	1.6090
$\sum_{i=1}^5 P_{(n\%,i)}$		-3.4879	-1.5089	-0.7745	-0.4039	0.2701	1.0277	1.6767	2.1318	2.3574	2.6937	4.8043



그림 2. 성남시 용인시 인근 연구지역의 Landsat ETM+ TM 위성영상(RGB)
 (1) 2000.09.04 (2) 2001.09.23 (3) 2002.09.10 (4) 2006.09.13 (5) 2009.10.17

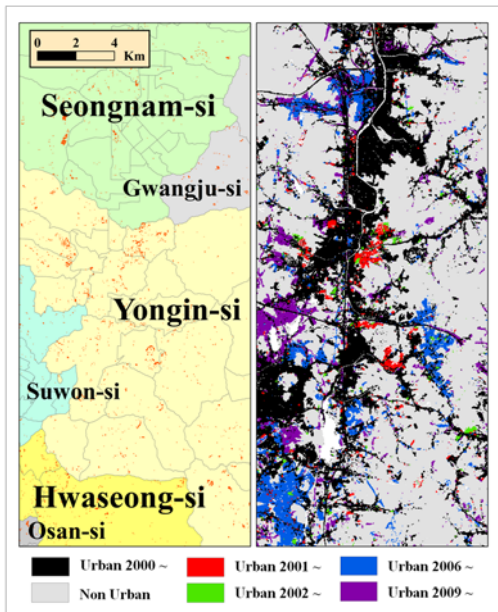


그림 3. 연구지역의 행정경계와 규칙기반분류 Confusion class, 6개 Class

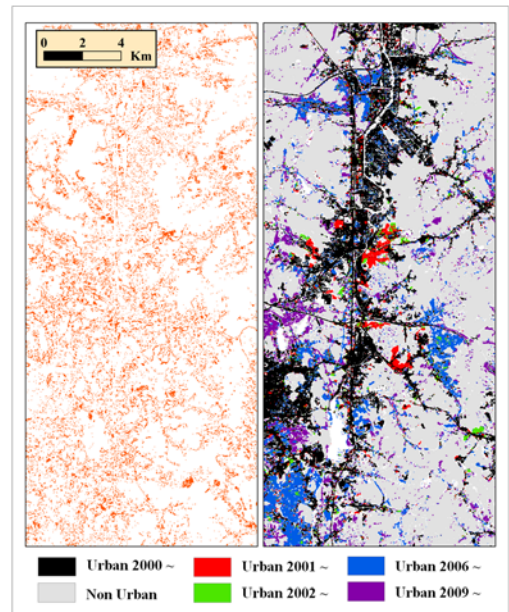


그림 4. 선분류 후비교법(K-means)에 의한 결과 조합 후 Confusion class, 6개 Class

Greening에 해당하는 클래스는 차지하는 면적이 작아 생략하였다. 2000-2002년 용인시 수지구 죽전동 등 경부 고속도로 인근 지역 중심으로 개발되었다(붉은색, 녹색). 2002-2006년 사이에는 성남시 판교 신도시, 용인시 동백지구, 흥터지구택지개발, 화성시 동탄신도시 등 거점지역 신도시 개발이 이루어 졌다

(파란색). 2006-2009년에는 수원시 영통지구, 용인시 서천택지개발 등 거점지역 신도시 개발이 수행되었다(보라색). 개발의 흐름과 해당 면적을 파악 가능한 클래스 분류에 의하여, 대규모, 소규모 지역의 변화 지역을 추출할 수 있었다.

4. 규칙기반 영상분류의 평가 및 고찰

4.1 K-means 분류방법을 이용한 선분류 후비교법

본 연구의 목적은 변화지역을 효과적으로 나타내는 것이 중요하므로, 시기 적절한 비교자료가 존재하여 5개 시기 전체에서 분류정확도를 파악하는 것이 요구될 것이다. 하지만 비변화 지역이 약 80%이상이므로, 한 시기에 대하여 제작 시기가 거의 같고, 신뢰할만한 검증자료에 의해 분류정확도를 파악하는 것에도 의미가 있다. 또한 분류방법의 교차검증을 통해 동일결과를 나타낸 경우와, 차이가 발생한 경우를 파악할 수 있다. 토지피복 검증을 위한 지상 자료는 연구에 사용된 최근영상, 2009년 10월 17일 위성영상과 가까운 시기의 1:25,000 수치지형도를 이용하였다. 둔전, 성남, 수원, 능평(2009년 촬영, 2009년 제작조사)을 선택하였다. 오산 용인은 2006년 촬영, 2009년 제작조사 된 수치지형도 이므로 일부 지역을 수정보완 하여 적용하였다. 검증자료 표본 추출 시 분석가의 주관이 관여하지 않도록, 일정 간격 추출 후, 수치지형도의 벡터자료에 의존하여 정보를 구분 하는 것을 원칙으로 하였으나, 위성자료의 화소 크기가 30m ×30m 이므로 경계가 모호하거나 소지역의 경우 검증자료 표본에서 제외하였다.

육상에서 토지피복 분류에 일반적으로 사용되는 무감독분류 알고리즘은 K-means 방법 이다. 영상의 각 화소들이 임시의 평균벡터를 중에 가장 가까운 군집에 할당되며, 새로운 군집중심이 계산되어 반복 수행된다. 군집의 개수는 7개로 하여 분류 후, 분광 집단을 정보집단(비도시N, 도시U)으로 재분류 하였다[21]. 2009.10.17 Landsat 영상의 K-means 분류 (N, U)결과에 대하여, 검증자료의 표본(14,106 pixels)의 정확도 평가를 하였을 때, Kappa=0.8482 값을 나타내 비교적 정확한 분류 결과를 보이고 있음을 알 수 있다.

선분류 후 비교법(Post-classification comparison method)을 통하여 분석한 결과 변화의 패턴은 32개

의 경우의 수(Code)로 분류되었다[1]. 이 중 10개의 경우는 규칙기반 분류에 적용된 클래스와 같으며(순차적 도시개발방향), 그 외 22개의 경우는 Confusion 클래스와 역할이 같다고 할 수 있다. 이중 4개는 각각 약 0.1% 미만, 9개는 0.1-0.5%, 5개는 0.5-1.0% 비율로 나타나고, UUNUU, NUNUU, NNUNN, NNNUN는 1.0-1.5%를 나타내 전체적으로 Confusion 클래스로 비교적 많이 할당되어졌으며 연구지역 전체에 그 화소가 분산되어 있다(그림 4, 좌). 6개 클래스에 대하여 K-means 방법에 의한 결과(그림 4)는 규칙기반 영상분류(그림 3)의 결과와 각 주요 특징의 공간적 위치는 거의 같지만 구성하는 조밀도에 차이가 있다.

선분류 후비교법에 의한 결과조합 후, 규칙기반 분류와 동일한 10개의 경우에 대하여, 2009년의 비도시(N), 도시(U)로 재조합 하고, 나머지를 Confusion 지역으로 둔다. 검증자료와의 Error Matrix 작성 시 Overall accuracy=84.73%, Kappa= 0.7144 으로 높은 값이나, 상대적으로는 단일영상의 K-means 검증 결과보다는 낮아졌다. 그 이유는 검증자료 선택점이 위치한 화소도 상당수 Confusion 클래스로 포함되어 제작자정확도가 낮아졌기 때문이다. 하지만 사용자정확도는 유사하였다.

4.2 규칙기반분류 방법의 분류정확도

제안된 규칙기반 영상분류는 단일영상 내에서 분류하는 것이 아니라, 다시기 영상 데이터의 값을 통합하여 분류하므로 기존의 영상분류와 차별성이 있다. 본 연구에서는 5개의 영상을 사용하였지만, 3개 이상의 이미지를 사용할 수 있으며, 많은 영상을 사용할수록 참조 데이터가 많아지므로 규칙 수가 증가하여 바람직하다.

정확도 평가를 위하여 클래스 2009년의 비도시, 도시, Confusion 지역을 분류하고, 앞에서의 방법과 같이 분류 정확도를 계산하였다. 제안된 규칙기반 분류에 의한 분류결과에서 제작자 정확도, 사용자

표 5. 각 분류 방법에 따른 2009년 영상의 비도시와 도시의 분류 결과의 정확도 평가

분류 방법	제작자 정확도(%)		사용자 정확도(%)		Overall Accuracy(%)	Kappa
	Non-Urban	Urban	Non-Urban	Urban		
2009년 단일 영상의 K-means 분류	92.88	92.32	94.65	89.85	92.65	0.8482
K-means에 의한 선분류 후비교법	87.11	81.25	97.00	90.26	84.73	0.7144
규칙기반 영상분류 결과	98.66	97.56	98.89	98.17	98.21	0.9631

정확도 모두 높은 값을 나타냈으며, Kappa=0.9631으로 전체적으로 분류 결과를 신뢰할 수 있었다. 다중시기를 조합하여 특징을 규명하는 분류를 목적으로 하나, 2009년 한 시기에 대해서도 비도시, 도시 구분 수행 능력이 낮지 않았음을 알 수 있다.

4.3 선분류 후비교법과 규칙기반분류법 비교

본 연구의 목적은 혼란지역을 설정하지 않더라도, 영상 안에서 무감독 분류를 수행하여 편리하며, 더 나아가 시계열 영상의 분석에 적합한 논리적인 방법을 제시하고 그 활용가치를 보이는데 있다. 영상 분류 방법의 적합성을 파악하기 위해, 현장조사 또는, 고해상도 영상, 수치지형도 등이 사용되나, 시기의 적절성과 정보의 가용성, 경제성 등 문제를 고려하여야 한다. 그렇기에 무감독 분류방법으로 일정 기준 이상의 양질의 분류결과를 확보할 수 있다면, 그 효용성이 있다고 할 수 있다.

선분류 후비교법은 각 분류 항목에 대한 분류정확도가 높아야 한다[1, 21]. 분류정확도가 떨어진다면 변화탐지 결과의 신뢰도를 떨어뜨릴 수 있다. 본 분류 결과에서도 K-means에 의한 단 영상의 분류정확도는 낮지 않았으나, 선분류 후비교법에 의하여 경우의 수를 구했을 때는 32가지의 경우의 수가 되어 고민을 하지 않을 수 없었다. 예를들면 UUNUU로 판단된 지역의 경우, UUUUU 였을 것이라 예측 가능하며, NNUNN의 경우 NNNNN 으로 가정하여도 결과에 무리가 없을 것이다. 미미한 부분은 무시

할 수 있지만, 해당 화소마다 다시 정보집단으로 분류하는 과정이 추가로 요구되어 지며 번거롭거나 주관이 개입할 수 있다. 기존의 감독, 무감독 영상 분류 방법에 의해 단일영상 분류 후 조합하는 과정을 거치거나, NDVI 지수 등에 의해 이진분류를 수행 후 조합한다면, 위와 같은 경우가 다수 존재하게 될 것이다. 또한 중첩전에, 각 영상마다 시기적절한 참조자료가 존재하여 분류정확도를 파악하는 것이 사실상 가장 중요하기 때문에 그 한계가 있다. 규칙기반 분류를 통해 그 두가지 문제점을 해소하면서, 목적에 논리적인 방법을 제시하고자 하였던 것이다.

선분류 후비교법의 결과와 규칙기반 분류 결과와 교차표를 작성 시(표 6), 일치하는 부분이 78.8%(279,768 pixels)으로 연구범위 전체에서는 상당수 일치하고 있다. 선분류 후비교법에서는 무변화 클래스(Non-changed class)는 그 수가 작게 예측되었고, 변화 클래스(Changed class)는 높게 예측된 편이었다. 큰 변화 이벤트가 있는 지역은 대체로 일치하였으나, 서로의 분류기준의 차이, 통합에서 발생하는 문제에 의해 클래스별 화소수와 그 공간적 구성은 차이를 보였다. 또한 Confusion 클래스 크기가 10배 정도 차이가 있기 때문에 클래스를 색으로 표시한 경우에도, 규칙기반 분류결과에서 더욱 뚜렷한 결과를 얻을 수 있었던 것이다(그림 3, 그림 4).

자세히 살펴보면, 규칙기반 분류에서 UUUUU 으로 분류된 곳에서(92,954 pixels), K-means 분류 후 조합이 된 후 UUUUU(62,657pixels, 67.41%)인 곳은

표 6. 규칙기반 영상분류 결과와 선분류 후비교법(K-means)에 의한 결과와의 교차표(픽셀수)

	NNNN	UUUU	NUUU	NNUU	NNNU	NNNU	UNNN	UUNN	UUUN	UUUN	conf.	rule-based	ratio
NNNN	178,856	27	171	332	3236	6,202	385	139	587	49	12,346	202,330	88.40
UUUU	327	62,657	4,144	1,683	5,697	717	138	323	1,682	2,120	13,466	92,954	67.41
NUUU	300	357	4,189	190	214	83	0	0	0	6	1,497	6,836	61.28
NNUU	143	97	142	1,726	211	32	0	0	0	3	399	2,753	62.70
NNNU	274	772	587	599	17,483	99	0	0	0	0	2,998	22,812	76.64
NNNU	1,048	995	189	123	884	11,354	4	0	1	0	3,192	17,790	63.82
UNNN	119	48	0	1	13	4	134	5	15	6	147	492	27.24
UUNN	135	159	9	0	20	29	23	71	31	19	454	950	7.47
UUUN	261	918	90	23	38	36	25	75	638	97	1,078	3,279	19.46
UUUN	64	324	22	10	32	0	1	1	2	205	342	1,003	20.44
conf.	97	129	515	109	378	99	0	3	10	6	2,455	3,801	64.59
K-means	181,624	66,483	10,058	4,796	28,206	18,655	710	617	2,966	2,511	38,374	355,000	
ratio(%)	98.48	94.25	41.65	35.98	61.98	60.86	18.87	11.51	21.51	8.16	6.40		78.81

다수 있고, NNNNN 으로 판단된 화소 수는 적었으며, 변화클래스로 판단된 부분은 다수 있다. Confusion 클래스(13,466pixels)으로 간주된 곳은 UUNUU의 경우와 같이 변화 패턴이 불규칙적으로 파악된 곳이 다수 존재하였기 때문에 그 규모가 컸다. K-means 분류에서 NNNNU 으로 분류되었지만 (18,655pixels), 규칙기반분류 결과에서 NNNNU (11,354pixels), NNNNN(6,202pixels)으로 2009년의 U, N 결정에 혼돈이 있었음을 알 수 있다. 표 6에서 검증자료로서 계산된 제작자 정확도를 참고하였을 때, 분류 시 Error 항은 항상 존재하나, U, N을 결정하는 판단이 규칙기반 분류에서 더 실제와 근접하였다는 것을 고려하여 교차표를 이해하여야 한다.

각 영상에서 각 BUI 값의 특성과 분포에 따라 다섯 영상의 정보가 통합적으로 작용하여 목적에 적합한 클래스 분류가 이루어졌기 때문에, 분류 정확도의 향상을 기대할 수 있었다. 이는 상호배타적 규칙, 포괄적인 규칙을 지켜 분류가 수행되었으며, 서로 다른 시기의 비도시-도시 분류 결과가 상호 참조된 효과라 할 수 있다. 한 시기(2009년)의 분류결과 정확도검증에서 규칙기반 분류결과가 조금 더 신뢰할 수 있는 결과를 보이고 있음을 감안할 때, 다른 시기의 분류 결과 또한 양질의 분류결과를 확보할 수 있을 것이라 기대할 수 있다.

5. 결론

촬영시기가 다른 다중시기 영상을 통해 도시개발에 따른 변화를 파악하고 통합하는데 최적화된 규칙기반 영상분류 방법을 제안하기 위하여, 성남-용인 인근지역의 지표변화에 규칙기반 분류 방법을 적용하였고, 그 결과를 검증하였다.

비도시, 도시지역에서 BUI값의 서로 다른 성질을 반영할 수 있으나, 단일속성으로 분할시 최적 분류할 수 없는 성격을 가지고 있는 연속성 데이터이다. 따라서 다량의 연속성 데이터를 처리하기 위하여 다중시기 조합에서 분위값에 의하여 유사도 기준을 제시하고, 각각의 거리 행렬을 계산하여 비유사도 척도를 정의한다. Non-changed/Changed(Built-up, Greening) 클래스를 분류하며, 적은 오차가 있는 경우 추가 규칙을 두어 재편성 되도록 하였다. 상호배타적 규칙, 포괄적 규칙에 부합하도록 규칙을 정립하는 것이 매우 중요하였다.

규칙기반 분류기 처리과정의 처음과 끝까지 공식 계산과 규칙작용이 일반화 되도록 하여, 서로 다른 작업자, 같은 계절로 동일한 다른 연구지역의 이미지 영상들의 ASCII 값만 입력하면 양질의 무감독 분류가 수행되도록 하는 것을 목표로 하였다. 물론 동일한 데이터를 입력할 때에는 항상 같은 결과가 도출되어야 한다. 얻고자 하는 목표에 따라 무변화지로 판단하는 정의의 폭을 다르게 할 수 있도록 허용계수(f_a)를 작업자가 입력할 수 있도록 하였으며, 또는 최적 허용계수를 통계적으로 계산해 내어 분류할 수 있도록 하였다.

연구범위인 성남-용인 인근지역의 최적 허용계수 0.34에 의해 분류된 결과상, Step 1에서 이미 97.3%가 분류되어 상당수 많은 화소에서 해당 규칙이 성립하는 것을 확인하였다. 변화탐지 매트릭스를 작성하여 시기별 변화 면적을 계산할 수 있으며, 연구지역의 경우 2000년-2009년에 도시지역의 면적이 약 1.45배 증가하였다고 판단되었다. 분류결과 DBF 파일을 래스터 데이터로 변환하여 도시개발 진행도를 나타내어 명료하게 시각적으로 파악 가능하였다. 성남-용인 인근지역의 택지 개발 지역을 각 시기별로 확인할 수 있으며, 대규모, 소규모 변화지역을 탐지해 낼 수 있었다.

K-means 무감독 분류방법을 적용한 선분류 후비교법과 과정을 비교하고 정확도를 평가하여 검증하고자 하였다. 지상자료로 수치지형도를 선택하여 검증자료를 표본추출하여 분류 정확도를 계산하였다. 선분류 후 비교법은 단 영상단위로 영상을 분류하고 연결하기 때문에 시계열 영상간 상호보완적인 결과를 제시하기에는 어려움이 있었다. 또한 개별 영상의 분류 정확도를 확보 하는 것이 매우 중요한데, 가까운 시기의 참조 영상의 부재 시 적용에 어려움이 있을 수 있다. 규칙기반 분류결과에 대한 2009년의 비도시, 도시 Confusion 지역으로 분류하고 정확도 평가 시, Overall accuracy=98.21%, Kappa=0.9631를 나타내어 신뢰할 수 있는 결과를 나타내었다. 이는 다중시기의 분류 결과가 상호 참조되어 분류정확도의 향상을 기대할 수 있고, 양질의 분류 결과를 확보할 수 있음을 검증하였다.

대단위 지역의 데이터를 처리할 때에도, 규칙기반 분류방법이 목적에 부합한 신뢰할 만한 분류결과를 얻을 수 있어 효용성이 크다고 할 수 있다. 다른 목적의 수행, 다른 위성 영상에서의 보편성에 관한 추

가적인 연구가 요구되어 진다. 본 연구 방법은 앞으로의 국토, 환경관련 정책 평가 및 신도시 개발계획 등에 참고자료로 사용될 수 있을 것이며, 녹색자원 개발 등 환경관련 주제에도 적용 가능할 것이다.

참 고 문 헌

[1] H. Alphan, H. Doygun, and YI. Unlukaplan, 2009, "Post-classification comparison of land cover using multitemporal Landsat and ASTER imagery: the case of Kahramanmaras, Turkey", *Environmental Monitoring and Assessment*, vol. 151, no.1-4, pp. 327-336.

[2] F. Coenen, and P. Leng, 2007, "The effect of threshold values on association rule based classification accuracy", *Data & Knowledge Engineering*, vol 60, no 2, pp. 345-360.

[3] J. Knorn, A. Rabe, V. C. Radeloff, T. Kuemmerle, J. Kozak, and P. Hostert, 2009, "Land cover mapping of large areas using chain classification of neighboring Landsat satellite images", *Remote Sensing of Environment*, vol 113, no.5, pp. 957-964.

[4] J. Krishnaswamy, M. C. Kiran, and K. N. Ganeshiah, 2004, "Tree model based eco-climatic vegetation classification and fuzzy mapping in diverse tropical deciduous ecosystems using multi-season NDVI", *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, no.6, pp. 1185-1205.

[5] R. L. Lawrence and A. Wright, 2001, "Rule-based classification systems using classification and regression tree (CART) analysis", *Photogrammetric engineering and Remote Sensing*, vol. 67, no. 10, pp. 1137-1142.

[6] B. Liu, Y. Ma, and C. K. Wong, 2000, "Improving an association rule based classifier", In *Proceedings of PKDD'2000*, pp.504-509.

[7] H. Liu, and Q. Zhou, 2004, "Accuracy Analysis of Remote Sensing Change Detection by Rule-based Rationality Evaluation with Post-Classification Comparison", *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, no. 5, pp. 1037-1050.

[8] J. Rogan, J. Miller, D. Stow, J. Franklin, L. Levien, and C. Fischer 2003, "Land-cover change monitoring with classification trees using Landsat TM and ancillary data", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 69, no. 7, pp. 793-804.

[9] C. Wright and A. Gallant, 2007, "Improved wetland remote sensing in Yellowstone National Park using classification trees to combine TM imagery and ancillary environmental data", *Remote Sensing of Environment*, vol. 107, no. 4, 582-605.

[10] Y. Zha, J. Gao, and S. Ni, 2003, "Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery", *International Journal of Remote Sensing*, vol. 24, no. 3, pp. 583-594.

[11] 김윤수, 이광재, 류지원, 2003, "도시성장 분석을 위한 위성영상 토지이용 분류기준 설정", *한국 GIS학회 2003년 춘계학술대회 논문지*, pp. 537-543.

[12] 김태훈, 김계현, 남기범, 심재현, 최우정, 조명흠, 2010, "고해상도 공간영상을 이용한 자연재해 피해조사시스템 설계 및 구현", *한국공간정보시스템학회논문지*, 제12권, 제1호, pp.57-65.

[13] 박재영, 엄정섭, 2010, "Google Earth에서 도로 추출을 위한 RGB 화소값 최적구간 추적", *한국공간정보시스템학회논문지*, 제12권, 제1호, pp. 66-75.

[14] 박정재, 구자용, 김병선, 2007, "위성영상을 이용한 중분류 토지피복도의 제작과정 개선", *한국 GIS학회지*, 제15권, 제1호, pp.67-80.

[15] 신계종, 유영걸, 황의진, 2009, "RS를 이용한 충주시 간선도로 주변의 토지이용 분석", *한국콘텐츠학회논문지*, 제9권, 제6호 pp. 436-443.

[16] 양인태, 김홍규, 신계종, 1999, "다시기 원격탐사 영상의 퍼지감독분류 결과를 이용한 토지피복 변화탐지 기법의 개발", *대한토목학회논문집*, 제9권, 제3-4호, pp. 687-694.

[17] 우제윤, 구지희, 이정훈, 홍창희, 2001, "국토이용현황 분석을 위한 토지이용현황도 활용 방안 연구 :전북지역 대상", *개방형지리정보시스템학회논문지*, 제3권 제2호, pp.63-70.

- [18] 이기원, 유영철, 송무영, 사공호상, 2002, "Landsat 7 ETM + 와 KOMPSAT EOC 영상 자료를 이용한 다중 분해능 영상 분류결과와 토지이용현황 주제도 대비 분석", 한국GIS학회지, 제10권, 제2호, pp.331-343.
- [19] 장동호, 김만규, 2003, "IKONOS 영상자료를 이용한 토지피복도 개선", 한국GIS학회지, 제11권, 제2호, pp.101-117.
- [20] 장동호, 2005, "지표변화와 지리공간정보의 연관성 분석을 통한 공주지역 지표환경 변화 분석", 대한지리학회지, 제40권, 제3호, pp. 296-309.
- [21] 장동호, 김찬수, 박지훈, 2010. "선분류 후비교법을 이용한 간석지의 토지피복 변화 및 패턴 분석-태안반도 지역을 사례로", 대한지리학회지, 제45권, 제2호, pp. 201-317.
- [22] 정재준, 김용일, 유기윤, 2002, "Evidence Theory를 적용한 다중영상데이터의 토지피복분류", 대한토목학회논문집 D, 제22권, 제1D호, pp. 141-150.
- [23] 정종철, 2007, "다중시기 위성영상을 이용한 임하댐 부유사 변화탐지", 한국GIS학회지, 제15권, 제1호, pp.25-33.
- [24] 최현아, 이우균, 곽한빈, 최성호, 변재균, 유성진, 2009, "시·공간정보기반 기후변화 취약성 평가", 한국공간정보학회지 제11권 제3호, pp.63-69.
- [25] 홍성언, 이동현, 박수홍, 2004, "고해상도 위성영상과 수치지형도를 이용한 지목 불부합의 정도 측정", 한국GIS학회지, 제12권, 제1호, pp.43-56.



이진아

2006년 한양대학교 토목공학과 공학사
2009년~현재 과학기술연합대학원 대학교(UST) 지리정보시스템공학 석박사통합과정
관심분야는 원격탐사, 데이터마이닝



이성순

1994년 충남대학교 토목공학과 공학사
1996년 충남대학교 대학원 측량 및 GIS공학석사
2002년 충남대학교 대학원 원격탐사공학박사

2001년~현재 한국지질자원연구원 국토지질연구본부 선임연구원
관심분야는 지표환경모니터링, 지구과학

논문접수 : 2011.10.18

수정일 : 2011.12.16

심사완료 : 2011.12.19