

# Landsat-7 ETM+영상을 이용한 안성지역의 불투수도 추정

김성훈 · 허 준<sup>†</sup> · 윤공현 · 손홍규

연세대학교 사회환경시스템공학부

## Impervious Surface Estimation Using Landsat-7 ETM+ Image in An-sung Area

Sung-Hoon Kim, Joon Heo<sup>†</sup>, Kong-Hyun Yun, and Hong-Gyoo Sohn

School of Civil and Environmental Engineering, Yonsei University

**Abstract :** As the Impervious surface is an important index for the estimation of urbanization and environmental change, the increase of impervious surfaces causes meteorological and hydrological changes like urban climate change, urban flood discharge increasing, urban flood frequency increasing, and urban flood modelling during the rainy season. In this study, the estimation of impervious surfaces is performed by using Landsat-7 ETM+ image in An-sung area. The construction of sampling data and checking data is used by IKONOS image. It transform to a tasseled cap and NDVI through the reflexivity rate of Landsat ETM+ image and analyze various variables that influence on impervious surface. Finally, the impervious surfaces map is accomplished by regression tree algorithm.

**Key Words :** Impervious surfaces estimation, Landsat-7 ETM+, High resolution satellite image, Regression tree algorithm, tasseled cap transformation, NDVI.

**요약 :** 불투수도는 도시화, 환경변화를 추정하기 위한 중요한 지수로서 도시 기후 변화, 홍수기철 도시 범람의 증가, 홍수 모델링에 영향 등 도시의 홍수 기상학과 수문학적인 변화와 매우 밀접한 관계가 있다. 본 연구에서는 안성지역 일대를 대상으로 하여

Landsat ETM+ 영상을 이용한 불투수도 작성을 시도하였다. 학습 및 검수자료는 고해상도 영상인 IKONOS 영상을 이용하였으며, Landsat ETM+ 영상에 대한 위성반사율을 이용하여 tasseled cap과 NDVI로 전환하고 다양한 변수들이 불투수도에 미치는 영향을 분석하였다 그리고 Regression Tree 알고리즘에 따라 불투수도 추정식을 개발하여 지도화하였다.

## 1. 서론

일반적으로 불투수층은 아스팔트 포장, 콘크리트를 위주로 건축물, 도로, 다리, 주차장 등과 같이 자연적인

침투를 허용하지 않는 인위적인 구조로 이루어진 토지 피복 상태를 말한다(Vikhamar and Kastdalen, 2005). 특히 도시지역에 건물 및 시설물 신축, 도로포장 등으로 인한 불투수층의 증가는 기후는 물론 수자원관

2007년 8월 22일 접수 ; 2007년 11월 28일 수리.

<sup>†</sup> 교신저자: 허 준(jheo@yonsei.ac.kr)

리, 수질오염, 토양 및 식물·동물의 생태에 영향을 미친다. 건물과 아스팔트로 포장된 도로 등은 열저장능력을 향상시켜 대기의 온도가 상승하고 식생지역으로부터 증산이 줄어들어 상대습도가 감소하게 된다. 수자원 관리 측면에서도 도시지역의 과도한 포장은 홍수시 하수관의 범람을 일으킬 수 있다(사공호상, 2003). 이와 같이 불투수층의 분포 정도는 예전부터 도시화의 정도를 파악하는데 사용되거나 도시 및 국지적인 지역의 환경 변화를 추정할 수 있는 척도로 사용되었고 이러한 불투수층을 정확히 찾아내고 정량화하는 방법이 개발되었지만 여전히 어려운 작업으로 남아있다. 대부분 사전에 작성된 도시계획도를 이용하여 부분적인 현장 조사를 실시하여 불투수층을 파악하고 있으나 도시계획도는 시기적으로 현재의 상태를 충분히 반영하지 못하며 현장조사 또한 시간과 비용의 한계가 있다. 특히 최근 급격한 지역적 변화에 따른 불투수층의 증가로 인하여 단시간 내 조사하는 방법이 시급하다. 이상의 조건으로 불투수층을 찾아내는 방법으로 위성영상을 이용하는 방법은 매우 효과적이며 이 기법을 이용할 경우 매우 빠르게 변화하는 도시화과정을 쉽게 포착할 수 있고 현장조사의 필요성도 최소화할 수 있다(조흥래와 정종철, 2005). 수문학에서도 홍수유출 모형 및 수문분석에서 불투수도와 함께 토지피복 정보는 매우 중요한 인자가 되며 대부분의 수문모형에서 필수적인 매개변수의 하나로 취급된다. 특히 농지와 같이 비교적 넓은 경우에는 위성영상을 이용한 토지 피복형의 단위 면적이 넓은 경우에는 위성영상을 이용한 토지 피복도 제작이 매우 효과적일 수 있다. 미 농무부 토양보전국(USDA SCS)에서는 미국 전역을 대상으로 유역의 토지피복상태와 토양특성에 따라 총 강우량으로부터 유출량을 추정하는 유출곡선(Curve Number-CN)법으로 표현하였다(신정일 외, 2006).

불투수도 추정을 위한 외국의 사례를 보면, Herold 등(2003)는 Landsat-7 ETM+ 영상을 Classification and regression tree (CART) 기술을 이용하여 불투수도와 Canopy cover의 추정을 수행한 바 있다. 게다가 Landsat ETM+ 영상과 고해상도 위성영상과의 불투수도 추정을 위하여 분광혼합 분석을 사용하였다(Wu and murray, 2003; Lu and Weng, 2006). 그리고 불투수도는 ERDAS IMAGINE Subpixel Classification (SPC)(Hurd and Civeo, 2004), Fuzzy C-means

clustering (Lee, 2006), 그리고 multiple Regression (Yang and Liu, 2005)에 의해 수행되었다. 미국에서는 미환경보호국(Environmental Protection Agency, EPA)에서 Landsat 위성영상을 이용하여 연속적이고 일관적으로 불투수도(Impervious), 토지피복(Land Cover), 캐노피 분류(Canopy Classification)를 미국 전역에 걸쳐 전국토지피복 데이터베이스(National Land Cover Database(NLCD))를 구축한 바 있다 (Homer et al, 2007).

본 연구에서는 Landsat-7 ETM+ 영상에 대해 지표의 불투수도를 추정하고 Regression tree 알고리즘을 적용하여 안성지역 일대의 불투수도 지도를 제작하였다.

## 2. Regression tree 알고리즘을 이용한 불투수도의 추정

### 1) 연구 대상지역 및 위성영상 자료

안성(Fig. 1)은 경기도 최남단에 위치하고 있으며 서쪽으로는 평택과 북동쪽으로는 이천시, 남쪽으로는 천안시, 북쪽으로는 용인시와 경계를 이루고 있으며 면적은 553.46km<sup>2</sup> 이고 인구는 16만명의 도시로서 대체로 도심지를 제외하고 안성천 수계지역을 중심으로 넓은 평야지대가 발달해있다.

위치는 동경 127° 06' 북위 36° 54' 에 위치하고 있다

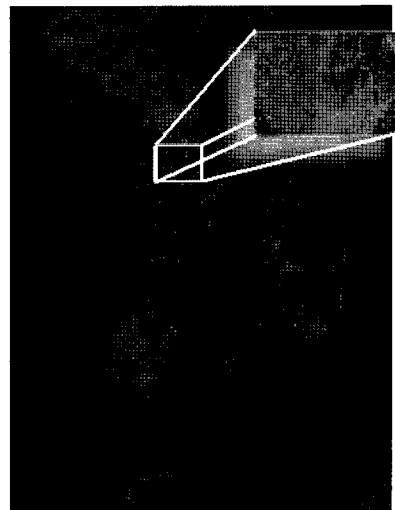


Fig. 1. An-Sung study area.

(안성시청, 2006). 본 연구에서는 도심지역과 농경지지역을 포함하는 영상을 사용하였고 고루 여러 지역의 학습자료를 추출하여 분석하였다.

안성지역의 불투수층을 추정하기 위해 Landsat-7 ETM+ 영상과 IKONOS 위성영상을 이용하였다. 다중분광센서를 탑재한 Landsat-7 위성의 ETM+영상은 공간해상도 30m×30m이며 기하보정이 수행된 양질의 영상으로 Fig. 2와 같다. 2001년 9월 23일에 관측된 영상으로 좌표계는 UTM 좌표계(WGS84 타원체)이다.

Fig. 3은 IKONOS 영상으로 2002년 4월에 관측된 것으로 공간해상도는 1m×1m이고 좌표계는 TM좌표계(Bessel 타원체)이며 기하보정, 색상보정, 정사보정이 이루어진 영상이다.

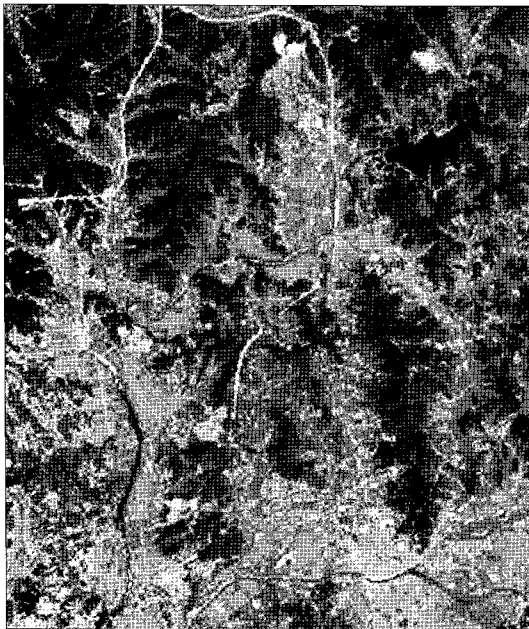


Fig. 2. Landsat-7 ETM+ image.

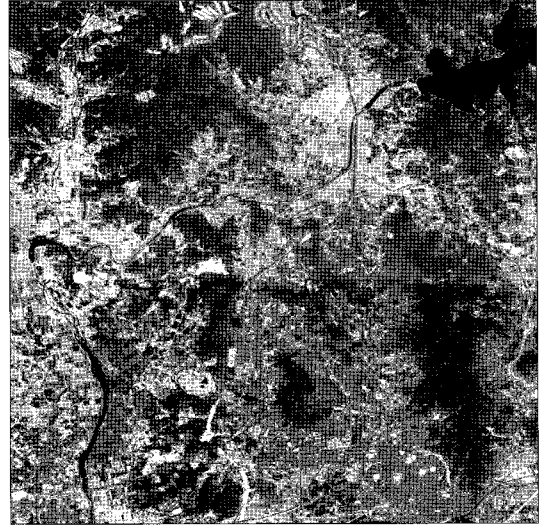


Fig. 3. IKONOS image.

## 2) 위성영상의 처리

본 연구에서 이용된 IKONOS 위성영상은 TM 좌표계(Bessel 타원체)로 UTM 좌표계(WGS84 타원체)의 ETM+영상과 좌표계 불일치로 인해 영상 중첩이 불가능하여 IKONOS 영상의 좌표계를 UTM 좌표계(WGS84 타원체)로 변환하였다. 이와 함께 다양한 독립변수를 고려하기 위해 Landsat ETM+ 영상에 대해 Table 1에 나타난 것과 같은 위성 반사율에 의해 결정된 계수를 이용하여 tasseled cap 변환(Fig. 4)을 실시하였다(Huang and Townshend, 2002). Landsat ETM+ 자료 공간을 직교변환하여 새로운 피쳐(feature)공간으로 만든 Tasseled Cap변환은 토양명도, 녹색식생, 토양습도 변수들로 변환하는데 필요한 각 파장대별 밴드를 이용하여 추출하였다(Crist and cicone, 1986). 그리고 식 (1)을 이용하여 Normalized Difference Vegetation Index(NDVI) (Fig. 5)를 구성하였다. NDVI는 Landsat

Table 1. Tasseled cap coefficients (Huang *et al*, 2002).

Index	ETM+ Band1	ETM+ Band2	ETM+ Band3	ETM+ Band4	ETM+ Band5	ETM+ Band7
Brightness	0.3561	0.3972	0.3904	0.6966	0.2286	0.1596
Greenness	-0.3344	-0.3544	-0.4556	0.6966	-0.0242	-0.2630
Wetness	0.2626	0.2141	0.0926	0.0656	-0.7629	-0.5388
Fourth	0.0805	-0.0498	0.1950	-0.1327	0.5752	-0.7775
Fifth	-0.7252	-0.0202	0.6683	0.0631	-0.1494	-0.0274
Sixth	0.4000	-0.8172	0.3832	0.0602	-0.1095	0.0985



Fig. 4. Tasseled cap transformation.

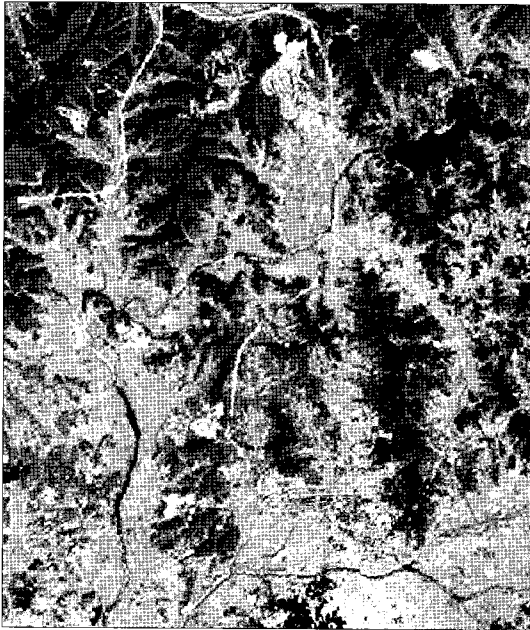


Fig. 5. NDVI transformation.

ETM+ 영상의 밴드 3이 식생지역과 비식생지역을 구분 하는데 용이하며 밴드 4는 물의 반사율은 낮고 식생에 의한 반사율은 매우 높아지는 파장역으로 식생과 수역 간에 대비도가 커지므로 이를 이용하여 수역을 분리하거나 토지와 수역의 구분, 토지와 식생의 구분 등에 유

용하게 사용된다(성효현, 박옥준, 2000).

$$NDVI = \frac{NearIR - Red}{NearIR + Red} \quad (1)$$

### 3) 데이터 처리

본 연구에서는 180개의 학습자료를 추출하여 독립변수 조건과 불투수도를 모델링을 실시하였다. 불투수도를 산정하기 위하여 Landsat ETM+영상의 영상소(pixel)단위로 학습자료를 추출하였다. 학습자료는 도시 지역, 임야지역, 농경지등 전체지역을 대상으로 고루 추출하였으며 토지의 용도가 동일하지만 토지피복의 포장 정도가 다른 점을 감안하여 식(2)과 같이 계산하였다(사공호상, 2003).

$$\text{불투수도}(\%) = \frac{\text{영상소의 불투수지역 면적}}{\text{영상소의 전체 면적}} \times 100 \quad (2)$$

### 4) Regression Tree 알고리즘

Regression tree 알고리즘은 선형회귀분석의 한계점을 보완하는 비선형 회귀분석(nonlinear regression)의 한 방법으로 이진반복 배분과정(binary recursive partitioning process)을 수행하여 회귀를 실시한다.

Regression tree는 각각의 모집합점(parent node)에서 조건에 따라 두 개의 자집합점(child nodes)으로 분리(split)되는 과정을 반복하게 된다(Breiman et al, 1984).

Fig. 6은 Tree Regression의 수행절차를 나타낸 것이다. 학습표본을 바탕으로 트리(Tree)를 형성하는 과정에서 변수의 선정, 분리기준(splitting criterion), 정지규칙(stopping rule)등의 트리의 결정 이슈가 있고 트리가 너무 복잡하면 분류규칙 또한 복잡해지는 등의 문

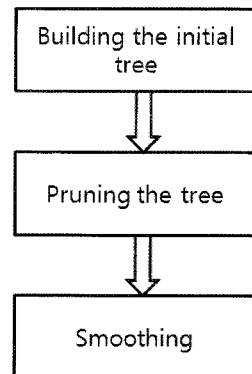


Fig. 6. The procedure of model-based tree regression (Quinlan, 1992).

제로 일부의 가치를 절단하여 그 가지이하에서 더 이상 분리하지 않도록 가지치기(pruning)과정을 실행한다. 최종적으로 완성된 트리를 바탕으로 분류 규칙을 도출하고 기존 또는 새로운 데이터에 대하여 분류(classification)를 시행한다. 이러한 Regression tree 알고리즘은 불투수도 추정뿐만 아니라 원격탐사자료의 분석에 다방면으로 적용되고 있으며 본 연구에서는 Regression tree 알고리즘을 손쉽게 사용할 수 있도록 개발된 Cubist라는 소프트웨어를 사용하였다 (<http://rulequest.com/cubist-info.html>).

Regression tree로부터 도출한 정확도는 평균오차 R에 의해 관측된다(Yang *et al*, 2003). 식(3)은 평균오차 R을 설명한 것이다.

$$R(T) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (3)$$

N은 tree를 생성하기 위해 사용된 샘플의 수,  $y_i$ 는 변수의 실제 값이고,  $\hat{y}_i$ 는  $y_i$ 와 비교하여 추정된 값이다. 상대오차는 생성된 Regression tree의 정확도를 비교하기 위해 사용된다. 식(4)은 상대오차를 나타낸 것이다.

$$RE(T) = \frac{R(T)}{R(\mu)} \quad (4)$$

$R(\mu)$ 는 예측된 평균값부터의 평균오차이고,  $R(T)$ 는 평균오차를 표준화하기 위해 사용된다.

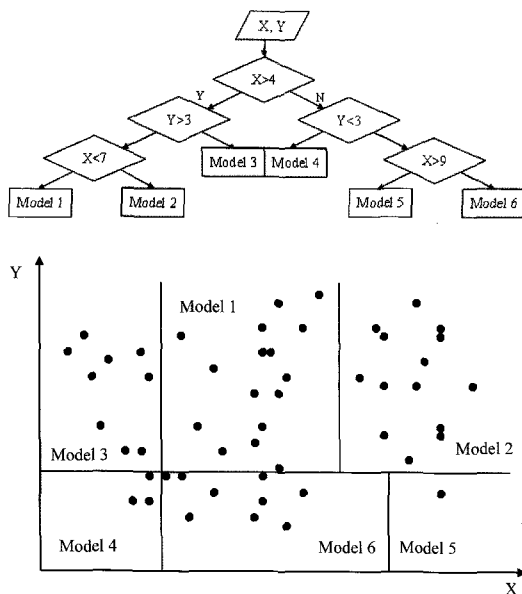


Fig. 7. The concept of model-based tree regression.

Cubist 프로그램은 생성된 Regression tree의 정확도를 비교하기 위해 실제의 값과 예측된 값 사이에 상관계수 r을 계산한다. 이러한 통계적 지수들은 예측모델의 수행된 정확도를 평가하기 위해 사용된다.

또 다른 기능으로 예측모델을 평가하기 위해서 n-folds cross-validation을 사용한다. 학습자료를 n개의 블록으로 나누고 각 블록은 남아있는 블록의 학습자료로부터 예측모델을 형성하여 서로 비교를 한다. 예측 모델의 최종적인 정확도는 모든 n-folds tests로부터 평균된 모델로서 추정이 된다. Fig. 7은 Tree regression의 개념에 대해 도식한 것이다.

### 3. 불투수도의 추정과정

Fig. 8과 같이 불투수도의 추정을 위하여 방사보정과 기하보정이 된 Landsat ETM+ 영상과 IKONOS 영상을 중첩하여 각 영상소별 불투수도의 학습자료를 수집한다. Landsat ETM+ 영상을 Tasseled Cap 변환과 NDVI변환을 수행하여 하고 불투수도의 추정을 위한 예측모델에서 사용되는 독립변수로서 Landsat ETM+ 영상의 1, 2, 3, 4, 5, 7번 band와 tasseled cap 변환 영상의 Greenness (TC2), Wetness(TC3), 그리고 NDVI 이고 종속변수는 불투수도(%)이다. 각 수집된 자료에 Regression tree 알고리즘을 적용하여 모델링을 실시하였다.

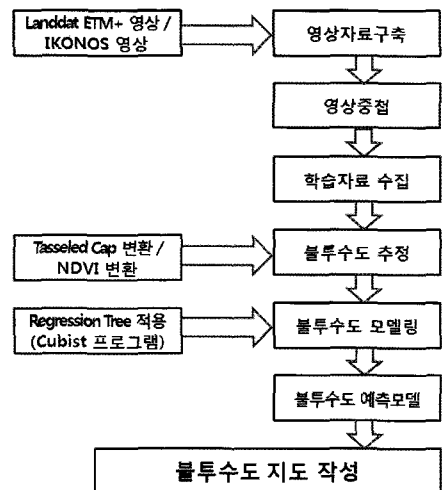


Fig. 8. The procedure of impervious surface estimation.

Table 2. Results of test cases.

테스트	Band 1,2	Band 3,4,5,7	TC2	TC3	NDVI	평균오차	상대오차	상관계수
1	○	○	○	○	○	8.0	0.35	0.92
2	○	○			○	8.6	0.37	0.90
3	○	○	○	○		7.9	0.34	0.92
4	○	○	○			8.5	0.37	0.91
5	○	○		○		7.7	0.33	0.92
6	○	○				8.5	0.37	0.91
7		○				10.3	0.45	0.84

#### 4. 불투수도의 추정결과

본 연구에서는 학습자료를 추출하여 7가지의 독립변수 조건과 불투수도를 모델링한 결과는 Table 2와 같다. 이를 살펴보면 ETM+영상의 각 Band와 tasselled cap의 Wetness 변환(TC3) 영상을 사용할 경우 평균오차는 7.7, 상대오차 0.33, 상관계수는 0.92로 모델링 과정에서 사용된 조건들 중 가장 적합한 것으로 나타났다. 더욱이 Regression Tree의 적절한 수행을 평가하기 위하여 10-folds cross-validation을 사용하였다. Table 3과 같이 마찬가지로 5번 테스트의 경우 평균오차 10.4, 상대오차 0.45, 상관계수 0.83으로 다른 test에 비해 상관계수가 높은 것으로 나타난다. 이로써 실제 지형정보와 비교했을 때 통계적인 결과의 밀접한 상관관계가 있음을 증명하였고 불투수도를 추정함에 있어 어느 정도 유효함을 갖는다고 할 수 있다. Fig. 5는 Cubist 프로그램을 통한 Regression Tree를 구현한 결과로 모델링 결과가 가장 적합한 테스트 5번에 대한 산포도를 표현한 그래프이다.

또한 180개의 학습자료에 의해 추정된 불투수도 예측모델을 이용하여 Fig. 10과 같이 안성지역 전체에 대해 불투수지도를 작성하였다.

Table 3. results of 10-folds cross-validation.

테스트	평균오차	상대오차	상관계수
1	11.2	0.49	0.81
2	11.6	0.50	0.79
3	10.8	0.47	0.83
4	11.3	0.49	0.81
5	10.4	0.45	0.83
6	10.6	0.46	0.80
7	12.0	0.52	0.76

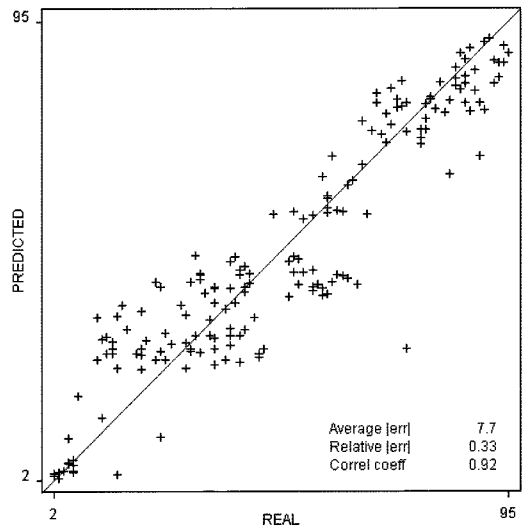


Fig. 9. The scatter plot of test 5.

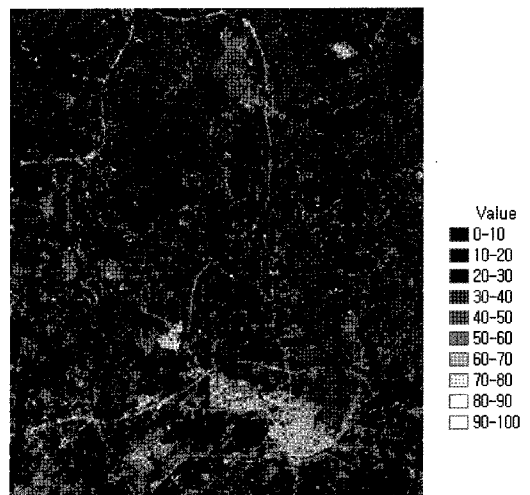


Fig. 10. The impervious surface map of An-sung area.

## 5. 결론

본 연구에서는 불투수도를 추정하기 위해 ETM+ 영상과 고해상도의 IKONOS 영상을 기반으로 학습자료를 추출하고 Regression tree 알고리즘을 적용하여 불투수도를 학습자료 조건과 독립변수 조건에 따라 모델링을 하였다. 또한 불투수도 추정식을 이용하여 불투수도 지도를 생성하였으며 Landsat ETM+ 영상과 IKONOS 영상을 Regression tree 알고리즘을 적용하여 불투수도의 추정이 가능한 모델을 구성하였다.

본 실험 결과로 안성지역에 대하여 위성영상을 이용한 불투수도의 추정이 가능하며 수행 평가의 적절성을 위해 실시한 10-folds cross-validation의 결과는 평균오차 10.4, 상대오차는 0.45 그리고 상관계수 0.83으로 높은 상관관계를 나타내고 있다. 또한 불투수도 추정에 적절한 독립변수는 Landsat ETM+ 영상의 1번~5번, 7번 그리고 Tasseled Cap영상의 3번 band가 가장 밀접한 관계가 있다고 판단된다.

향후 연구로서 불투수도와 앞에서 언급한 토지피복의 CN값과의 관계를 통하여 보다 정확한 자료의 검증을 위한 분석이 가능할 것으로 사료되며 다양한 위성영상과 충분한 데이터 확보를 통하여 더욱 신뢰성있는 결과 도출이 가능하다고 판단된다.

## 참고문헌

안성시청, 2006. 일반현황, [www.anseong.go.kr](http://www.anseong.go.kr)  
 Cubist Program, 2007. Cubist Information, [www.rulequest.com](http://www.rulequest.com)  
 사공호상, 2003. IKONOS 위성영상을 이용한 불투수 지표면 분석방법에 관한 실증연구, 한국GIS학회, 11(4): 509-518.  
 성효현, 박옥준, 2000. 토지피복 변화에 따른 식생지수 (NDVI) 분포 및 변화에 관한 연구, 한국GIS학회, 8(2): 275-288.  
 신정일, 김선화, 윤정숙, 김태근, 이규성, 2006. 도시지역의 수문학적 토지피복 분류를 위한 초분관영상의 분광혼합분석, 대한원격탐사학회, 22(6): 565-574.

조흥래, 정종철, 2005. 분광혼합분석 기법을 이용한 탄천유역 불투수율 평가, 대한원격탐사학회, 21(6): 457-468.  
 Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., and Stone, C. J., 1984. Classification and Regression trees, The Wadsworth Statistics/Probability Series. Wadsworth International group, California, USA.  
 Crist, E. P. and Cicone, R. C., 1984. Application of the Tasseled Cap Concept to Simulated Thematic Mapper Data, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 50(3): 343-352.  
 Herold, N. D., Koeln, G., and Cunningham, D., 2003. Mapping impervious surfaces and forest canopy using classification and regression tree analysis, *ASPRS 2003 Annual Conference Proceedings*, Alaska, USA.  
 Homer, C., Dewitz, J., Fry, J., Coan, M., Hossain, N., Larson, C., Herold, N., McKerrow, A., VanDriel, J. N., and Wickham, J., 2007. Completion of the 2001 National land cover database for the conterminous United States, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2007: 337-341  
 Huang, C. and Townshend, J. R. G., 2002. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat-7 at-satellite reflectance, *International Journal of Remote Sensing*, 23(8): 1741-1748.  
 Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., and Ferreira, L. G., 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS Vegetation indices, *Remote Sensing of Environment*, 83: 195-213.  
 Hurd, J. D. and Civeo, D. L., 2004. Temporal characterization of impervious surfaces for the state of connecticut, *ASPRS 2004 Annual Conference Proceedings*, Colorado, USA.  
 Lee, S., 2006. Landsat ETM+ sub-pixel analysis of

- urban landscape using Fuzzy C-means clustering and differentiated impervious surface classed, *ASPRS 2006 Annual Conference Proceedings*, Reno, Nevada, USA.
- Lu, D. and Weng, Q., 2006. Use of impervious surface in urban land-use classification, *Remote Sensing of Environment*, 102: 146-160.
- Quinlan, J. R., 1992. Simplifying decision trees, *International Journal of Man-machine Studies*, 27: 221-234.
- Vikhamar, D. and Kastdalen, L., 2005. Impervious surface mapping in Southern Norway, 31st International Symposium on Remote Sensing of Environment, St. Petersburg, Russia.
- Wu, C. and Murray, A. T., 2003. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis, *Remote Sensing of Environment*, 84: 493-505.
- Yang, L., Huang, C., Homer, C. G., Wylie, B. K., and Coan, M. J., 2003. An approach for mapping large-area impervious surfaces synergistic use of Landsat-7 ETM+ and high spatial resolution imagery, *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29(2): 230-240.
- Yang, X. and Liu, Z., 2005. Use of satellite-derived landscape imperviousness index to characterize urban spatial growth, *Computers, Environment and Urban Systems*, 29: 524-540.