

## 토지피복변화 예측을 위한 CLUE 모델의 확률지도 생성

오윤경 · 최진용\* · 배승종\*\* · 유승환 · 이상현\*\*\*

서울대학교 농업생명과학연구원

\*서울대학교 조경·지역시스템공학부 농업생명과학연구원

\*\*서울대학교 · \*\*\*서울대학교 대학원

## A Probability Mapping for Land Cover Change Prediction using CLUE Model

Oh, Yun-Gyeong · Choi, Jin-Yong\* · Bae, Seung-Jong\*\*

Yoo, Seung-Hwan · Lee, Sang-Hyun\*\*\*

*Research Institute for Agriculture and Life Science, Seoul Nat'l Univ.,*

*\*Dept. of Landscape Architecture and Rural Systems Engineering and Research Institute for Agriculture and Life Science, Seoul Nat'l Univ.,*

*\*\*Seoul Nat'l Univ., \*\*\*Graduate School, Seoul Nat'l Univ.*

**ABSTRACT** : Land cover and land use change data are important in many studies including climate change and hydrological studies. Although the various theories and models have been developed, it is difficult to identify the driving factors of the land use change because land use change is related to policy options and natural and socio-economic conditions. This study is to attempt to simulate the land cover change using the CLUE model based on a statistical analysis of land-use change. CLUE model has dynamic modeling tools from the competition among land use change in between driving force and land use, so that this model depends on statistical relations between land use change and driving factors. In this study, Yongin, Icheon and Anseong were selected for the study areas, and binary logistic regression and factor analysis were performed verifying with ROC curve. Land cover probability map was also prepared to compare with the land cover data and higher probability areas are well matched with the present land cover demonstrating CLUE model applicability.

**Key words** : Land Cover, Land Use Change, CLUE model, Binary Logistic Regression, Multiple Regression Analysis

### 1. 서 론

토지이용 및 토지피복 변화는 인간 활동에 따른 결과를 반영하며 자연환경의 변화와도 밀접한 관련이 있다. 즉, 토지의 형태와 특성은 지역의 생태계의 순환 과정에서 전 지구적으로는 대기 및 물 순환과도 연관이 있고 정책 및 사회·경제적인 여건에도 영향을 받기 때문에 매우 복잡하고 다양한 요인으로 이루어진다(김우선 등,

2008, 이규성 등, 2009). 이와 관련하여 토지이용변화 연구가 활발하게 이루어지고 있으며 토지이용변화의 관측과 모니터링, 토지이용변화 모델링, 토지이용변화에 따른 생태계 취약성 및 지속가능성 등으로 구분되어 진행되고 있다(Turnet 등, 2007, 박찬, 2009). 최근에는 지구환경변화의 모니터링과 지속가능성을 파악하기 위한 토지이용변화 연구와 더불어 기후변화와 관련한 미래 토지이용변화 예측 연구도 다각적으로 이루어지고 있다.

미래 예측을 위한 토지이용변화 모델링은 사회·경제적 요소의 변화에 따른 시·공간적 변화를 살펴보기 위한 연구로서 통계기법을 활용한 토지이용의 공간적 패턴과 구

Corresponding author : Choi, Jin-Yong

Tel : 02-880-4583, E-mail : iamchoi@snu.ac.kr

Co-corresponding author : Bae, Seung-Jong

Tel : 02-880-4592, E-mail : bsj5120@hotmail.com

동요인과의 관계 파악을 통해 이루어진다(Verburg 등, 2002). 토지이용변화와 구동요인에 관한 연구동향을 살펴보면, 국내에서는 윤정섭과 황희연(1987)이 도시중심부의 토지이용변화 과정을 로지스틱 성장곡선(Logistic growth curve)을 이용하여 변화추세를 예측하였으며, 이 인성과 한재웅(2001)은 인공위성 영상과 GIS를 이용한 서울시 용도지역별 녹지잠식의 경향 분석에서 ‘주변인구’, ‘도로와의 거리’, ‘지하철역과의 거리’, ‘개발지와의 거리’, ‘표고’, ‘경사’, 등 6개의 환경변수가 녹지 잠식에 미치는 영향을 로지스틱 회귀분석을 이용하여 살펴보았다. 국외에서는 토지이용변화와 사회·경제적 변수요인과의 상관성에 관한 연구로써 토지이용의 변화와 경제적 영향, 토지이용정책에 따른 농업, 산림 면적의 변화, 시장변화에 따른 토지이용변화 분석 등에 관한 연구가 수행된 바 있다(Brown 등, 2000, Lambin 등, 2000, Deal과 Schunk, 2004).

토지이용변화 예측 모델로는 Cellular Automata(CA) 모델이 많이 이용되고 있다. 임창호와 최대식(2002)은 다항 로짓모형 활용을 통한 모형 개수 추정과 Cellular Automata 모델에서의 근린효과 적합성을 연구한 바 있으며 주용진과 박수홍(2003)은 Landsat 위성영상을 이용하여 Markov Chain을 통해 토지이용변화를 예측하였다. 또한 박찬(2009)은 토지이용변화 시나리오와 과거 토지이용변화 패턴을 기초로 CA-Markov 기법을 적용하여 미래의 토지이용변화를 모델링하였다. 국외에서는 Clake(1997)가 MAIA(The Mid-Atlantic Integrated Assessment)연구에서 CA와 델타트론(Deltatron)모델을 결합하여 시간의 변화에 따른 도시성장을 모의하였으며, Rinaldi(1998)은 멀티 에이전트기법과 CA 기법을 이용하여 토지이용변화 분석을 시도하였고, Wu(2000)은 Markov Chain을 이용하여 미래의 토지이용변화를 예측하였다. 여러 연구에서 활용되는 Markov 기법은 수치영상 또는 격자 기반의 GIS 데이터를 연산하여 현재 토지이용의 변화된 경향을 잘 반영하는 장점이 있지만 시간이 변하더라도 전이 확률이 항상 일정하고 모든 위치에 동일하게 적용되는 단점이 있다(이용준과 김성준 등, 2007). 비선형 동적모형인 CA기법 또한 시계열 자료의 변화양상을 공통적으로 적용시켜 인접격자의 상태를 지속적으로 변화시키기 때문에 실제의 토지이용 정책이나 사회·경제적 요인에 의한 토지 피복변화의 경향을 반영하기 어렵다.

이에 반해, CLUE(Conversion of Land Use Change and its Effects) 모델은 환경변화와 사회·경제적 변화 등을 반영하여 토지이용변화를 파악할 수 있는 모델로서 국내에서는 김우선 등(2008)이 위성영상을 이용하여 토지피복 변화 연구를 수행한 바 있다. 또한, Verburg 등(1999,

2002)은 CLUE 모델을 이용하여 미래의 사회·경제적 시나리오를 반영한 토지이용 예측 연구를 수행하였으며 Schulp 등(2008)은 IPCC(Intergovernmental Panel on Climate Change)의 4가지 SRES 시나리오를 기반으로 CLUE-s 모델을 이용하여 미래 유럽지역의 이산화탄소 배출량을 추정하는 연구를 수행한 바 있다.

본 연구에서는 CLUE 모델을 이용하여 산림 및 농업 지역의 변화예측에 활용할 수 있는 회귀식을 도출하고 확률 지도를 생성하기 위해 경기도 3개 시군의 토지피복과 구동요인의 회귀분석을 수행하였다. 먼저, 산림피복을 대상으로 로지스틱 회귀분석과 요인분석을 수행하여 그 결과를 ROC 곡선으로 비교하였으며 이를 통해 적합한 회귀식 도출방법을 선정하였다. 선정된 회귀분석 방법을 각각의 토지피복에 적용하고 CLUE 모델을 통해 토지피복 분포 가능성을 예측한 확률지도(Probability Map)를 생성하였다. 마지막으로 확률지도로 표현된 토지피복분포 예측 결과와 WAMIS(Water Management Information System)의 토지피복도를 비교하여 CLUE 모델의 활용성을 분석하였다.

## II. 재료 및 방법

### 1. 대상지

연구 대상지는 Figure 1과 같이 서울에 인접한 경기도 일부지역으로서 도시확산 및 토지이용변화가 진행되고 있는 용인시, 이천시, 안성시를 대상으로 하였다. 경기도는 2003년을 기점으로 인구 및 경제활동에서 서울을 앞지르기 시작하면서 수도권정비계획법, 팔당상수원보호구역, 군사시설보호구역, 개발제한구역 등의 개발규제의 개정은란이 있는 지역으로서(박명원, 2007) 개발수요와 개발행위의 규제간 갈등이 지속적으로 거론되어온 곳이다.

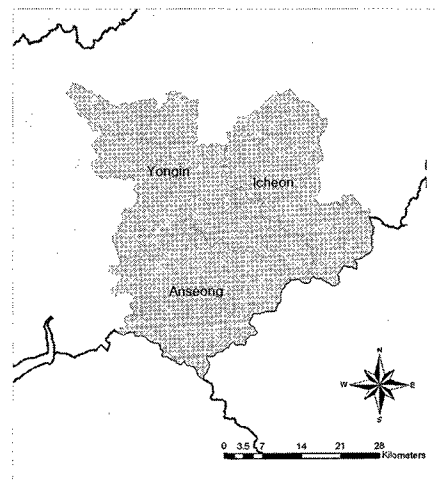


Figure 1 Study area.

대상지역으로 선정된 3개 시의 토지피복은 WAMIS에서 제공하는 1985년의 토지피복도를 이용하였다. 이 토지피복도는 Landsat 영상을 이용하여 분석된 토지피복도로써, 수역, 시가화지역, 나지, 습지, 초지, 산림, 논, 밭 등 8가지로 분류되어 있다. 본 연구에서는 논과 산림 지역의 변화를 중점적으로 살펴보기 위하여 수역과 습지, 시가화지역과 나지, 초지와 밭을 통합하여 총 5가지 분류로 토지피복분포 패턴을 살펴보았다.

## 2. 연구 방법

### 2.1 연구 흐름

본 연구의 수행 과정은 Figure 2와 같다. 먼저 중분류 토지피복지도와 행정경계도를 이용하여 연구 대상지의 토지피복지도를 생성하고, 토지피복분류를 수역 및 습지, 시가화건조지역, 산림지역, 논지역, 초지 및 밭으로 재구분하여 각각의 토지피복도를 입력자료로 활용하였다.

이와 함께 Table 1과 같이 해당 지역의 DEM(Digital elevation model), 경사, 향, 도시로부터의 거리, 국도 및 지방도와의 거리, 토양특성 자료 등을 토지변화 예측을 위한 구동요인으로 선정하여 자료를 구축하였다.

토지피복 특성과 구동요인 사이의 상관관계를 살펴보기 위해 회귀분석을 수행하였다. 토지피복 특성의 정량화를 목적으로 토지변화예측 연구에서 주로 활용되는 로지스틱 회귀분석을 수행하고 ROC(Receiver operating characteristic) 곡선 점점법을 통해 회귀식의 적합성을 살펴보았다. 회귀분석은 가공하지 않은 모든 구동요인자료 11가지를 직접 입력자료로 분석한 결과와 요인분석을 통해 주성분을 추출하여 회귀식을 도출한 결과를 서로 비교하여 그 차이를 알아보고자 하였으며 마지막으로 CLUE 모델에 회귀식을 적용하여 생성된 확률도(Probability Map)와 원자료인 토지피복도를 비교하였다.

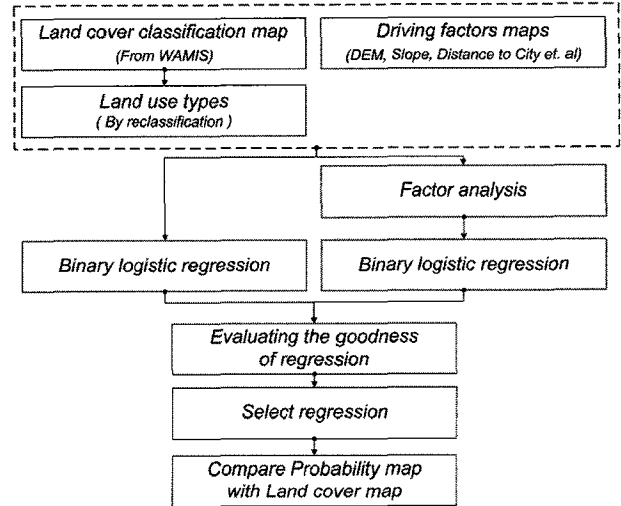


Figure 2 Flowchart of analysis.

### 2.2 CLUE Model

CLUE 모델은 네덜란드의 Wageningen 대학에서 개발한 모델로 각 토지피복 분류 사이의 경쟁관계의 동적모델링을 통하여 토지이용과 구동요인의 관계를 정량화하고 이를 이용하여 토지이용변화를 모의하는 프로그램이다(Verburg 등, 1999). 이 모델은 Figure 2와 같이 비공간적 분석과 공간적 분석으로 나누어 수행된다. 비공간적 분석에서는 토지이용변화를 유도하는 구동요인과 토지이용과의 상관성을 다변량분석을 통해 파악하고 총 변화면적을 산정하고, 공간적 분석 모듈에서는 대상지역의 래스터 자료로부터 토지이용변화 위치를 배분하게 된다.

이를 구체적으로 살펴보면 Figure 3의 모식도와 같이 4가지 모듈로 구분하여 설명할 수 있다. 첫 번째 모듈은 공간정책과 제약조건들을 반영하는 부분으로 국립공원이나 개발제한구역, 농업지역 등을 변화제한조건으로 규정하게 되며, 다음으로 토지이용별로 변화특성을 설정하는

Table 1 Data table

Land cover classification map		Driving factors maps	
Code	Land cover type	Code	Location factors
0	Water and wetlands	sc1gr0	100m DEM(altitude)
		sc1gr1	Distance to city
1	Urban and built-up	sc1gr2	Aspect
		sc1gr3	Slope
		sc1gr4	Distance from the national roads
2	Forest	sc1gr5	Distance from the national roads and the local roads
		sc1gr6	Soil drainage class
3	Paddy	sc1gr7	Land use in the soil map
		sc1gr8	Soil name
4	Upland and grassland	sc1gr9	Soil type class
		sc1gr10	Soil depth

모델에서는 변화가능성을 나타내는 전이 특성값과 각 토지분류 사이의 상호 변화가능성을 나타내는 행렬식을 구성한다. 세 번째로는 과거의 토지이용변화 패턴과 토지이용변화 총량이나 인구변화 등을 반영한 시나리오를 바탕으로 토지이용변화 요구량을 설정하고, 마지막으로 다양한 구동요인으로부터 정량화한 토지이용의 위치 적합성을 특성치로 하여 토지변화를 공간적으로 표현하는 모델로 구성된다.

본 연구에서는 모델의 4가지 모델 중 토지이용의 위치 적합성을 설정하는 모델을 수행하였다. 기 구축된 토지피복도와 회귀분석을 통해 구동요인들을 정량화한 결과를 이용하여 CLUE 모델로 예측된 지도를 비교하여, 모델의 활용 적합성을 알아보고자 하였다.

의해 결정되는 특성이나 결과가 있는지 여부를 예측하려는 상황에서 유용하며, 종속변수가 이분형인 모형에 적합한 분석이다. 본 연구에서 활용된 독립변수는 토지변화와 관련이 있을 것이라 추정되는 11가지 구동요인으로서 특정 토지피복에 포함되는 변수를 명확히 선택하여 회귀식을 도출하기는 어렵다. 따라서 단계적인 변수 선택 방법인 전진선택법(forward selection method)을 사용하여 가능성이 많은 독립변수를 차례로 추가하여 회귀식을 도출하였다. 5가지 토지피복형태 중, 산림의 경우를 분석한 결과는 Table 2와 같다. 본 결과를 통해 산림과 관련 있는 구동요인을 정량화하여 추정된 회귀식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{Log}\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = & -4.0838 + 0.0132X_{1,i} - 0.0001X_{2,i} \\ & - 0.0014X_{3,i} - 0.1401X_{6,i} + 0.5827X_{7,i} \\ & + 0.0463X_{8,i} + 0.2205X_{9,i} - 0.2928X_{10,i} \end{aligned}$$

where,  $P_i$ : the probability of a gridcell on location  $i$ ,

$X$ : location factor (sc1gr)

### III. 연구 결론

#### 1. 구동요인에 따른 회귀분석

로지스틱 회귀분석은 예측변수의 값이 독립변수들에

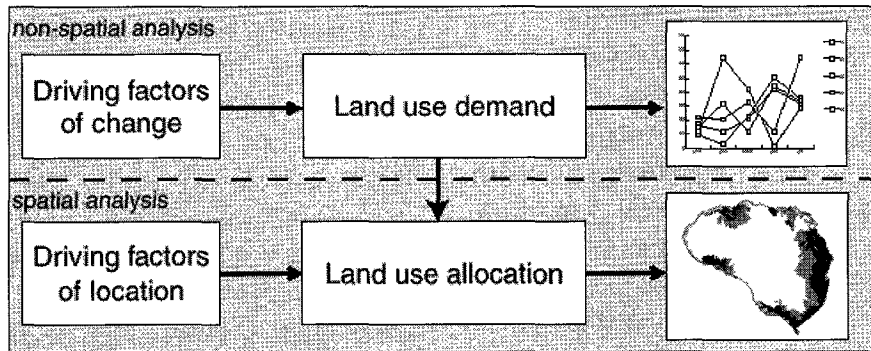


Figure 3 Overview of the modelling procedure(Verburg 등, 1999).

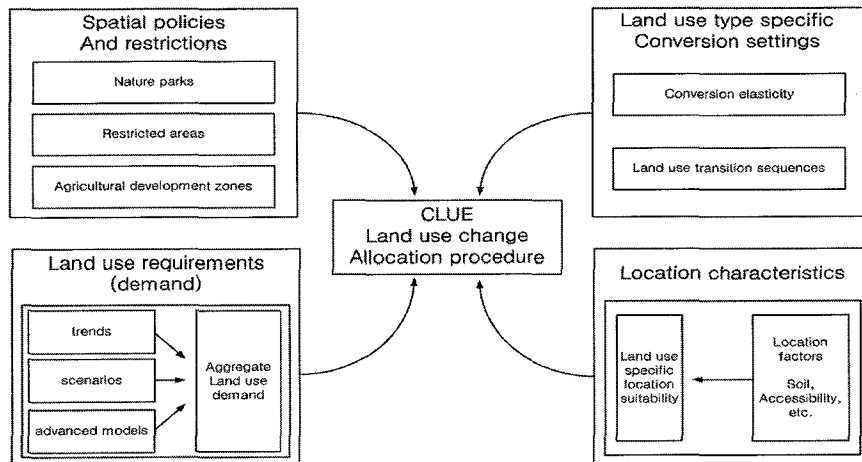


Figure 4 The information flow in the CLUE model(Verburg 등, 1999).

Table 2 Output of logistic regression(Forest)

Factors	B	S.E.	Wals	df.	Significance	Exp(B)
sc1gr0	.0132	.000	6380.391	1	.000	1.013
sc1gr1	-.0001	.000	125.906	1	.000	1.000
sc1gr2	-.0014	.000	479.286	1	.000	.999
sc1gr3	.1369	.002	5065.325	1	.000	1.147
sc1gr6	-.1401	.013	118.929	1	.000	.869
sc1gr7	.5827	.017	1124.413	1	.000	1.791
sc1gr8	.0463	.002	481.318	1	.000	1.047
sc1gr9	.2205	.010	507.169	1	.000	1.247
sc1gr10	-.2928	.011	766.499	1	.000	.746
Constant	-4.0838	.063	4217.126	1	.000	.017

· B means coefficients of variables in the logistic regression equation.  
 · Nagelkerke  $R^2 = .527$ , ROC area = .875

2. 주성분에 따른 회귀분석

여러 변수를 대상으로 통계분석을 수행하는 경우, 독립변수들간의 상호작용이 존재할 수 있다. 이런 문제를 해결하기 위해 많은 변수들 중 그 특성이 비슷한 몇 가지 요인을 추출하여 회귀식을 도출하는 분석을 수행하였다.

일반적으로 두 변수의 공분산이 크거나 상관계수가 작다는 말은 두 변수가 서로 이질적이어서 서로 상이한 관계를 나타낸다고 할 수 있으며, 상관계수의 절대값이 '1'에 가까울 경우는 유사한 변수로 판단할 수 있다. 이 중 상관계수가 높은 것들이 집단을 형성할 때 그 집단을 요인이라 한다. 11가지 독립변수의 상관분석을 통해 유사성 행렬을 산정한 결과, 0 요인(DEM)과 3 요인(Slope), 6 요인(Distance from the national roads)와 7 요인(Distance from the national roads and the local roads), 8 요인(Soil landuse)와 9 요인(Soil type)이 유의수준 0.01에서 상관관계가 높은 것으로 나타났다(Table 3). 이를 고려하여 주요 요인을 추출하기 위하여 요인 분석을 수행

하였다(Table 4).

산림 피복을 대상으로 독립변수의 요인분석을 수행한 결과, 최소고유값 '1' 이상을 기준으로 요인을 추출할 경우 4가지 요인이 선정되었으며 그 설명력은 69.399 %로 나타났다. 그러나 일반적으로 주성분의 설명력이 원자료 변량의 80~90 %를 설명할 수 있도록 주성분의 개수를 결정하므로 산림의 토지피복 분포의 확률도를 생성하기 위한 주성분은 7개로 선정하여 이를 비교하였다. 요인분석을 통해 선정된 4개 성분과 7개의 성분으로 이분형 로지스틱 회귀분석(Binary Logistic Regression Analysis)을 수행한 결과 다음과 같은 회귀식을 도출하였다.

$$Forest : \log\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = -0.425 + 1.670F_1 + 0.338F_2 + 0.172F_3 - 0.085F_4$$

$$Forest : \log\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = -0.339 + 1.802F_1 + 0.346F_2 + 0.222F_3 - 0.108F_4 + 0.015F_5 - 0.574F_6 - 0.432F_7$$

where,  $F_i$ : regression factor score

Table 3 Pearson correlation coefficients of the location factors

	sc1gr0	sc1gr1	sc1gr2	sc1gr3	sc1gr4	sc1gr5	sc1gr6	sc1gr7	sc1gr8	sc1gr9	sc1gr10
sc1gr0	1										
sc1gr1	.273**	1									
sc1gr2	.047**	-.050**	1								
sc1gr3	.710**	.136**	.082**	1							
sc1gr4	.183**	-.032**	-.007**	.173**	1						
sc1gr5	.434**	.181**	-.018**	.319**	.296**	1					
sc1gr6	.420**	.070**	.062**	.480**	.082**	.173**	1				
sc1gr7	.399**	.074**	.081**	.449**	.077**	.152**	.863**	1			
sc1gr8	-.386**	-.106**	.014	-.345**	-.093**	-.157**	-.204**	-.137**	1		
sc1gr9	.331**	.053**	-.002	.370**	.089**	.130**	.391**	.164**	-.702**	1	
sc1gr10	-.493**	-.117**	-.028**	-.458**	-.078**	-.212**	-.395**	-.193**	.529**	-.577**	1

· Bold type means close correlation.  
 · Asterisks(\*\*) means Significance level ( $p < .01$ ).

Table 4 Factor analysis using principal component analysis

	Eigenvalues of the Correlation Matrix				Eigenvectors			
	Eigenvalue	Proportion	Cumulative		1	2	3	4
1	3.815	34.680	34.680	sc1gr0	.792	.068	.271	-.108
2	1.466	13.324	48.003	sc1gr1	.240	-.024	.378	-.731
3	1.286	11.692	59.696	sc1gr2	.065	.208	-.195	.345
4	1.061	9.644	69.339	sc1gr3	.782	.138	.099	.013
5	.976	8.874	78.214	sc1gr4	.244	.033	.530	.611
6	.695	6.319	84.533	sc1gr5	.449	.057	.659	.093
7	.590	5.363	89.896	sc1gr6	.721	.489	-.328	-.023
8	.470	4.270	94.166	sc1gr7	.616	.657	-.260	-.047
9	.320	2.908	97.075	sc1gr8	-.630	.584	.165	-.040
10	.242	2.198	99.273	sc1gr9	.669	-.504	-.296	.091
11	.080	.727	100.000	sc1gr10	-.716	.356	.134	.005

### 3. 회귀식의 평가

로지스틱 회귀분석을 이용하여 예측된 결과를 실제 결과와 비교하여 그래프를 나타내는 ROC 곡선 검정법을 통해 회귀식을 평가한 결과는 Figure 5와 같다. ROC 곡선 아래의 면적이 1.0 이면 실제 결과와 완벽하게 일치하는 결과를 나타내는 것이므로 11개 구동요인을 직접 분석한 결과는 0.875 (case 1), 요인분석을 통해 7가지 주성분으로 추출하여 예측한 결과는 0.872 (case 2)의 일치도를 나타냈다. 마지막으로 4개의 주성분으로 도출한 회귀식은 0.850 (case 3)으로 나타나 가장 낮은 값을 보였다(Table 5). 따라서 Case 1의 결과를 CLUE 모델에 적용하여 토지피복별 확률도를 산정하고 실제의 토지피복도와 비교하였다. 산림을 대상으로 두 결과를 비교한 결과는 Figure 6과 Figure 7과 같이 나타났다. CLUE 모델로 예측한 분포도에서 상대적으로 진하게 나타난 곳이 입력 자료로 사용한 토지피복도의 산림 분포와 유사하게 나타남을 확인할 수 있다.

ROC 곡선 검정 결과를 비교하여 선정된 이분형 로지스틱 회귀분석으로 유의수준  $p < 0.05$  하에서 5가지 분류의 토지피복의 회귀식을 추정한 결과는 Table 6과 같다. 수역과 습지지역 분포를 결정하는 요인으로는 9가지 구동요인 중 토양 특성값이 중요한 변수로 나타났으며 이외에 Slope가 상대적으로 주요 변수임을 알 수 있다. 이와 달리 시가화지역과 나지의 경우는 6가지 구동요인이

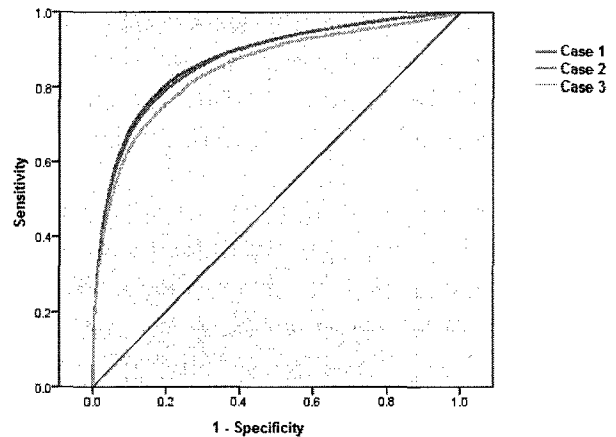


Figure 5 ROC curve

토지피복 분포와 관련이 있는 것으로 나타났으며 Slope와 토양 배수특성의 영향이 상대적으로 크게 나타났다.

산림과 논에서는 토양도의 토지이용과 토양종류, 토심의 계수가 높게 나타났으며, 두 토지피복 분포 모두 동일한 9가지 구동요인으로 회귀식이 유도되었다. 마지막으로 밭과 초지 분포의 회귀식에서는 8가지 요인 중 토심의 영향이 상대적으로 크게 나타났으나 전반적으로 모든 요인의 계수가 작게 나타나 다른 토지피복에 비해 구동요인과의 상관도가 미미한 것으로 사료된다.

Table 5 Area under the ROC curve : Test result variables

	Area (Forest)	Std. Error	Asymtotic Sig.	Asymtotic 95% Confidence Interval	
				Lower Bound	Upper Bound
Case 1	.875	.001	.000	.873	.877
Case 2	.872	.001	.000	.871	.874
Case 3	.850	.001	.000	.848	.852

토지피복변화 예측을 위한 CLUE 모델의 확률지도 생성

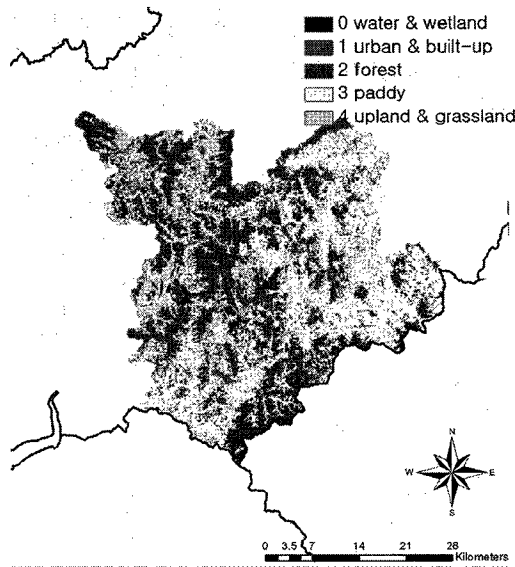


Figure 6 Land cover classification(WAMIS).

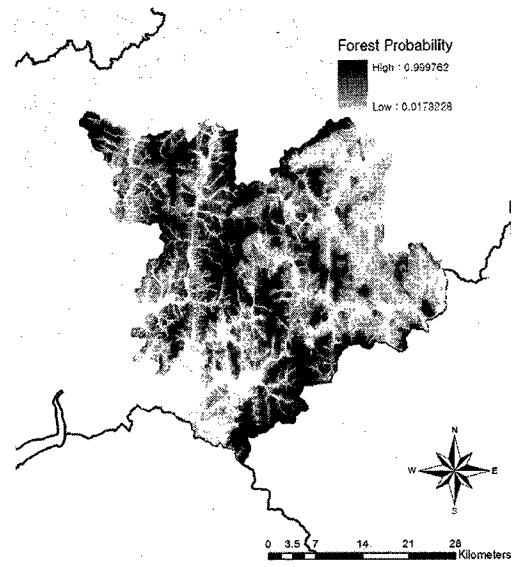


Figure 7 Land cover probability map(Forest, CLUE).

Table 6 Output of logistic regression

Factors	Water & wetlands		Urban & built-up		Forest		Paddy		Upland & grassland	
	B	Sig.	B	Sig.	B	Sig.	B	Sig.	B	Sig.
sclgr0	-.0220	.000	-.0109	.000	.0132	.000	-.0096	.000	-.0059	.000
sclgr1	.0002	.000	-.0011	.000	-.0001	.000	.0002	.000	-.0003	.000
sclgr2	-	-	-	-	-.0014	.000	.0010	.000	.0003	.000
sclgr3	-.1960	.000	-.1809	.000	.1369	.000	-.1142	.000	-.0424	.000
sclgr4	.0003	.000	-.0001	.000	-	-	-	-	-	-
sclgr5	-.0005	.000	-.0007	.000	-	-	-	-	-.0001	.000
sclgr6	.1044	.004	.1907	.000	-.1401	.000	.0300	.002	-	-
sclgr7	-	-	-	-	.5827	.000	-.2991	.000	-	-
sclgr8	.1305	.000	-	-	.0463	.000	-.0381	.000	.0272	.000
sclgr9	.3447	.000	-	-	.2205	.000	-.1918	.000	.0788	.000
sclgr10	-.9958	.000	-	-	-.2928	.000	.2108	.000	.1102	.000
Constant	-4.6769	.000	-2.4846	.000	-4.0838	.000	2.5809	.000	-2.0991	.000

· B means coefficients of variables in the logistic regression equation.

Table 7 Area under the ROC curve : Test result variables

	Area	Std. Error	Asymtotic Sig.	Asymtotic 95% Confidence Interval	
				Lower Bound	Upper Bound
Water and wetlands	.864	.007	.000	.850	.878
Urban and built-up	.831	.005	.000	.821	.841
Forest	.875	.001	.000	.873	.877
Paddy	.809	.001	.000	.807	.811
Upland and grassland	.679	.002	.000	.675	.682

· 각 토지피복의 회귀식을 CLUE 모델에 적용하여 예측한 토지피복별 분포 확률도와 실제 토지피복과 비교한 결과는 Table 7과 같다. 이를 살펴보면 산림 분포 예측

결과가 87.5%로 가장 높은 일치도를 보였으며, 수역과 습지는 86.4%, 시가지지역과 나지는 83.1%, 논은 80.9% 순으로 나타났다. 이에 비해 밭과 초지 분포 예측 일치

도는 67.9%로 가장 낮게 나타났음을 알 수 있다. 따라서, 본 회귀식은 밭과 초지의 경우를 제외한 모든 토지 피복 분포 예측에서 80% 이상의 일치도를 보여 산림과 논을 중심으로 한 토지피복예측 모델로 사용가능할 것이라 판단된다.

#### IV. 요약 및 결론

본 연구에서는 서울에 인접한 경기도 일부지역으로서 도시확산 및 토지이용변화가 급격히 진행되고 있는 용인시, 이천시, 안성시를 대상으로 CLUE 모델을 이용하여 토지피복분포를 예측하고 WAMIS의 토지피복도와 비교하여 모델의 활용성을 살펴보고자 하였다. 본 연구에서는 논과 산림 지역의 변화를 중점적으로 살펴보기 위하여 수역과 습지, 시가지지역과 나지, 초지와 밭을 통합하여 총 5가지 분류로 토지피복분포 패턴을 살펴보았다.

토지피복 특성과 구동요인 사이의 상관관계 분석을 위해 로지스틱 회귀분석과 요인분석을 통한회귀분석을 수행하였으며 ROC 곡선 검정법을 통해 각각의 방법으로 산정한 회귀식의 일치도를 비교해보았다. 산림피복의 경우, 모든 구동요인들을 직접 이분형 로지스틱 회귀분석에 적용하였을 때, ROC 곡선 아래의 면적이 87.5%로 가장 높은 일치도를 나타냈으며 주성분 요인을 4가지로 추출하여 예측한 경우는 85%로 나타났다. 따라서, 각 토지 피복별로 모든 독립변수를 이용한 이분형 로지스틱 회귀 분석을 수행하였으며, 이 결과를 CLUE 모델에 적용하여 토지피복 분포 확률도를 생성하였다. 각각의 피복 분포 예측 결과와 실제 토지피복과 비교한 결과 산림 분포에서 87.5%로 가장 높은 일치도를 보였으며, 수역과 습지, 시가지지역과 나지, 논 순으로 일치도가 높게 나타났다.

결과적으로 본 회귀식은 밭과 초지의 경우를 제외한 모든 토지피복 분포 예측에서 80% 이상의 일치도를 보였으며, 모델을 통해 생성한 지도에서 토지피복 확률이 높은 부분이 실제 토지피복도의 분포 패턴과 유사하게 나타나 CLUE 모델을 이용한 토지피복변화 예측에 본 회귀식을 활용할 수 있을 것으로 판단된다. 이상으로 각 토지피복 특성과 DEM, 경사, 토양특성 등 토지의 물리적인 요인과의 관계를 설명하기 위한 회귀식을 도출하는 방법을 살펴보았으며, 이는 토지피복 예측에 있어서 각 토지피복 상태의 위치적합성을 판단하는 기준으로 활용할 수 있을 것이다. 이는 향후 개발제한 지역과 미래 토지변화 시나리오를 설정하여 적용할 경우 특정 조건이나 현상을 반영한 토지피복변화예측 연구에 유용하게 활용될 수 있을 것이라 사료된다.

#### 참고문헌

1. 김우선, 윤공현, 허준, 자야쿠마, 2008, CLUE-S 모델과 시계열 Landsat 자료를 이용한 토지피복 변화 예측, 한국지형공간정보학회, 16(1), 33-41.
2. 박명원, 2007, 특별기사 : 경기도 도시정책의 이슈와 발전방향, 대한토목학회지, 55(7), 19-27.
3. 박찬, 2009, 저탄소사회 구현을 위한 이산화탄소 저감 잠재량 분석-토지이용변화를 중심으로-, 서울대학교 석사학위 논문.
4. 윤정섭, 황희연, 1987, 청주시 중심부의 토지이용 변화과정에 대한 도시생태학적 해석, 국토계획, 22(1), 1121-1148.
5. 이규성, 윤여상, 김선화, 신정일, 윤정숙, 강성진, 2009, 한반도 토지이용 및 토지피복 모니터링을 위한 현안 분석, 1999, 경상북도 4개 도시의 녹지피편화 현상 비교, 대한원격탐사학회, 25(1), 71-83.
6. 이용준, 김성준(2007) 미래 토지이용변화 예측을 위한 개선된 CA-Markov 기법의 제안 및 적용, 한국토목학회논문집, 27(6), 809-817.
7. 이용준, 김성준, 2007, 미래 토지이용변화 예측을 위한 개선된 CA-Markov 기법의 제안 및 적용, 대한토목학회, 27(6), 809-817.
8. 이인성, 한재웅, 2001, 1985- 2000년의 서울시 녹지잠식 경향의 분석, 국토계획, 36(3), 41-54.
9. 임창호, 최대식, 2002, 셀룰라오토마타 모형을 이용한 미시적 토지이용변화 예측, 국토계획, 37(4), 229-239.
10. 주용진, 박수홍, 2003, 논문 : 시계열 위성영상을 이용한 토지이용 변화예측 확률모형의 구현, 지리학연구, 37(4), 373-385.
11. Brown, D. G., Pijanowski, B. C., and Duh, J. D., 2002, Modeling the relationships between land use land cover on private lands in the Upper Midwest, USA. J Environmental Management, 59(4), 247-263.
12. Clarke, K. C., S. Hoppen and L.J. Gaydos, 1997, A self-modifying cellular automation model of historical urbanization in the San Francisco Bay area, Environment and Planning B., 24, 247-261.
13. Deal, B. and Schunk, D., 2004, Spatial dynamic modeling and urban land use transformation: a simulation approach to assessing the costs of urban sprawl, Ecological Economics, 51(1), 79-95.
14. Lambin, E. F., Rounsevell, M. D. A. and Geist, H. J., 2000, Area agricultural land-use models able to



- predict changes in land-use intensity? *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 82, 321-331.
15. Rinaldi E., 1998, The Multi-Cellular Automation: A Tool to Build More Sophisticated Models.
  16. Schulp, C.J.E., Nabuurs, G. J. and Verburg, P. H., 2008, future carbon sequestration in Europe: Effects of landuse change, *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 127(3-4), 251-264.
  17. Turner, B. L., Lambin, E. F. and Reenberg, A., 2007, Land change science special feature: the emergence of land change science for global environmental change and sustainability, *Proceedings of National Academy of Sciences*, 104(52), 20333-20671.
  18. Verburg, P. H., De Konong, G. H. J., Kok, K., Veldkamp, A. and Bouma, J., 1999, A spatial explicit allocation procedure for modelling the pattern of land use change based upon actual and use, *Ecological Modelling*, 116(1), 45-61.
  19. Verburg, P. H., Soepboer, W., Veldkamp, A., Limpiada, R., Espaldon, V. and Mastura, S. S. A., 2002, Modeling the spatial dynamics of regional land use: The CLUE-S model, *Environmental Management*, 30(3), 391-405.
  20. Wu, F. 2000, A Parameterised Urban Cellular Model Combining Spontaneous and Self-Organising Growth, *Geocomputation: Innovation in GIS*, 7, 73-85.
- 
- 접 수 일: (2010년 5월 18일)  
수 정 일: (1차: 2010년 6월 16일, 2차: 6월 22일)  
게재확정일: (2010년 6월 22일)  
▪ 3인 익명 심사필