

CA-Markov 모형을 이용한 대구시 녹지의 공간적 변화 모델링

서현진*·전병운**

Modeling the Spatial Dynamics of Urban Green Spaces in Daegu with a CA-Markov Model

Hyun-Jin Seo* · Byong-Woon Jun**

요약 : 본 연구는 대구시를 사례로 셀룰라 오토마타-마르코프(Cellular Automata: CA-Markov) 모형을 활용하여 개발제한구역 유지 및 해제 시나리오별 2020년의 녹지를 예측하고, 토지피복 변화탐지법 및 공간메트릭스를 이용하여 2009년과 2020년간 녹지의 공간적 변화를 분석하였다. 먼저, 마르코프 체인(Markov chain) 모형을 이용하여 1998년과 2009년의 환경부 토지피복도에 기초한 토지피복변화의 전이확률을 도출하였다. 마르코프 전이확률을 보다 현실에 가깝게 보정하기 위하여 대구시 녹지의 공간적 변화에 영향을 주는 제약요인을 선정하여 다기준 평가(Multi-Criteria Evaluation: MCE)를 통해 적합성 지도(suitability map)를 제작하였다. 최종적으로 마르코프 전이확률과 적합성 지도를 셀룰라 오토마타 모형과 결합한 CA-Markov 모형을 적용하여 개발제한구역의 해제 유무에 따른 두 가지 시나리오에 기반을 두고 2020년의 토지피복을 예측하였다. 모형의 타당성은 2009년의 예측된 토지피복도와 2009년의 실제 토지피복도를 비교하여 산출된 Kappa 계수로 검증하였다. 예측된 토지피복 가운데 녹지만을 대상으로 녹지피복변화를 탐지하고 이동창 샘플링을 적용한 공간메트릭스를 산출하여 2009년과 2020년간 녹지의 공간적 변화를 분석하였다. 분석결과에 따르면, 현재의 도시화 추세가 지속되고 개발제한구역이 유지되는 경우, 달성군, 달서구의 성서, 동구의 안심, 북구의 칠곡 등과 같은 교외 지역에서 2020년에 녹지의 파편화(fragmentation) 현상이 뚜렷하게 나타나는 것을 알 수 있었다. 개발제한구역이 해제되는 경우, 개발제한구역 경계 주변부에서 녹지의 파편화가 나타나는 것을 알 수 있었다. 따라서 미래 대구시의 지속가능한 녹지관리를 위해서는 이러한 공간적 변화 양상을 충분히 고려하여 체계적인 모니터링을 실시할 필요가 있다.

주요어 : 도시 녹지, 셀룰라 오토마타-마르코프 모형, 변화탐지, 공간메트릭스

Abstract : This study predicted urban green spaces for 2020 based on two scenarios keeping or freeing the green-belt in the Daegu metropolitan city using a hybrid Cellular Automata(CA)-Markov model and analyzed the spatial dynamics of urban green spaces between 2009 and 2020 using a land cover change detection technique and spatial metrics. Markov chain analysis was employed to derive the transition probability for projecting land cover change into the future for 2020 based on two land cover maps in 1998 and 2009 provided by the Ministry of Environment. Multi-criteria evaluation(MCE) was adopted to develop seven suitability maps which were empirically derived in relation to the six restriction factors underlying the land cover change between the years 1998 and 2009. A hybrid CA-Markov model was then implemented to

이 논문은 저자의 박사학위논문 중 일부를 수정·보완한 것임.

* 경북대학교 사회과학연구원 연구원(Research Fellow, Institute for Social Science Research, Kyungpook National University), hseo2335@gmail.com

** 경북대학교 지리학과 부교수(Associate Professor, Department of Geography, Kyungpook National University), bwjun@knu.ac.kr

predict the land cover change over an 11 year period to 2020 based on two scenarios keeping or freeing the green-belt. The projected land cover for 2009 was cross-validated with the actual land cover in 2009 using Kappa statistics. Results show that urban green spaces will be remarkably fragmented in the suburban areas such as Dalseong-gun, Seongseo, Ansim and Chilgok in the year 2020 if the Daegu metropolitan city keeps its urbanization at current pace and in case of keeping the green-belt. In case of freeing the green-belt, urban green spaces will be fragmented on the fringes of the green-belt. It is thus required to monitor urban green spaces systematically considering the spatial change patterns identified by this study for sustainably managing them in the Daegu metropolitan city in the near future.

Key Words : Urban Green Space, CA-Markov Model, Change Detection, Spatial Metrics

1. 서론

도시화에 의한 토지이용변화 및 도시성장은 필연적으로 도시 녹지의 파편화(fragmentation) 및 잠식을 초래한다(Pauleit *et al.*, 2005; Zhou and Wang, 2011). 도시 내 녹지는 그 입지가 이미 자연적으로 어느 정도까지 결정되어 있어 도시개발의 압력이 높아지면 다른 용도로 토지이용의 전환이 불가피하기 때문이다. 도시 녹지는 생태계 보호, 환경의 질, 쾌적성 등에 영향을 미칠 뿐만 아니라 녹지의 기능이 충분히 발휘되기 위해서는 많은 시간과 노력이 필요하기 때문에 도시화에 따른 녹지의 변화에 대한 체계적인 모니터링과 지속가능한 녹지관리가 필요하다(김재한, 2012). 따라서 일부 국내의 연구들은 지속가능한 도시성장관리에서 녹지의 역할을 재인식하고 도시 난개발로 인한 녹지의 파편화 및 잠식을 최소화하기 위해 도시화에 따른 녹지의 공간적 변화를 예측할 필요가 있다고 강조한다(김훈희·이진희, 2001a; 이인성·한재웅, 2001; Berling-Wolff and Wu, 2004; Tian *et al.*, 2011).

하지만 국내에서 도시 녹지의 공간적 변화를 예측한 연구는 아직 미흡한 실정이다. 일부 연구(김훈희·이진희, 2001a; 김훈희·이진희, 2001b; 이인성·한재웅, 2001)만이 로지스틱 회귀모형을 이용하여 도시의 토지이용변화에 따른 녹지의 파편화 및 잠식 경향을 예측하였다. 로지스틱 회귀모형은 도시 녹지의 변화가 어디에서 발생하는지는 나타내지만 언제 그 변화가 발생할 것인지를 명시적으로 보여주지 못하고

변화 상태를 자기조직화 할 수 있는 능력이 없기 때문에 시간적 변화를 잘 나타낼 수 없다는 한계를 가진다(Hu and Lo, 2007). 또한, 로지스틱 회귀모형은 예측 결과를 과대 추정하는 경향이 있다.

이러한 한계를 극복하기 위한 대안적인 시뮬레이션 모델링 방법 중에서 셀룰라 오토마타(Cellular Automata: CA)가 1980년대 이후 도시연구에서 가장 많이 활용되고 있다. CA는 공간적 측면을 명시적으로 나타낼 수 있고 동적이고 복잡하고 자기조직화하는 도시 현상을 시뮬레이션 하는데 적합하다(White and Engelen, 1993; Clarke and Gaydos, 1998; Batty *et al.*, 1999; Benenson and Torrens, 2004). 최근에 지리정보시스템(GIS) 및 원격탐사의 발달로 인해 CA는 도시의 토지이용변화 및 도시성장 예측에 가장 보편적으로 활용되고 있다(Benenson and Torrens, 2004; Li and Yeh, 2004; Batty, 2005; Li *et al.*, 2013). 도시 녹지의 공간적 변화는 근본적으로 도시화에 따른 토지이용변화에서 기인한다. 따라서 CA 기반 토지이용변화 및 도시성장 예측 모형은 미래 도시 녹지의 공간적 변화를 예측하는데 활용될 수 있는 충분한 잠재력을 가지고 있다.

도시의 토지이용변화 및 도시성장을 예측하기 위한 기존의 CA 연구들은 다음 시기로의 변화를 결정하는 전이규칙의 중요성을 강조하고 있으며, 전이규칙 설정을 위해 수학적 통계만을 활용하게 되면 복잡한 도시 현상을 지나치게 단순화할 수 있으므로 이에 대한 면밀한 고찰이 선행되어야 한다고 주장한다(Li and Yeh, 2004). 다양한 연구들이 실제의 도시 토지

이용변화 및 도시성장을 설명하는 전이규칙과 이를 보정(calibration)하는 방법을 개발하기 위해 노력해 왔다. 대표적인 보정방법으로는 가중치 행렬(White and Engelen, 1993), 다기준 평가(Multi-Criteria Evaluation: MCE)(Wu and Webster, 1998), 로지스틱 회귀모형(Wu, 2002), 인공신경망(Li and Yeh, 2002), 의사결정나무(Li and Yeh, 2004), 유전자알고리즘(Li *et al.*, 2013), 마르코프 체인(Markov Chain)(Araya and Cabral, 2010; Sang *et al.*, 2011; Subedi *et al.*, 2013), 연구자의 주관(Aguilera *et al.*, 2011), 시행착오에 의한 방법 등이 있다. 로지스틱 회귀모형을 통한 전이규칙의 보정은 현상을 지나치게 단순화하고 예측 결과가 과대 추정될 가능성이 있다는 한계가 있다(Li *et al.*, 2013). 연구자가 임의로 전이확률을 보정할 경우는 개인의 선호에 영향을 받아 지나치게 주관적이고 해당분야의 전문지식이 필요하다는 단점이 있다. 최근에는 인공신경망(Li and Yeh, 2002), 유전자알고리즘(Li *et al.*, 2013), 의사결정나무(Li and Yeh, 2004) 등이 전이규칙의 보정 방법으로 각광 받고 있다. 그러나 인공신경망은 모델의 최적의 해를 구하기 위한 과정이 복잡하고 지나치게 계산 집중적(computation intensive)이며 도시계획가와 정책가들이 모델을 이해하고 활용하는데 어려움이 있다는 단점이 있다(Li and Yeh, 2004). 유전자알고리즘은 자연적 진화과정을 통해 사회적 현상을 분석하기 위한 명시적이고 일반화된 방법이 없으며 돌연변이, 교차, 자연선택 등과 관련된 적절한 파라미터를 설정하는 것이 쉽지 않다는 한계가 있다(Li and Yeh, 2004; Whitsed and Smallbone, 2017). 의사결정나무는 적절한 분류변수 및 분류기준을 선정하는 것이 쉽지 않고 분류변수가 연속변수일 경우 설명력이 낮아진다는 한계가 있다. 지금까지 CA 기반 토지이용변화 및 도시성장을 예측하기 위한 합의된 전이규칙 도출 및 보정 방법이 없는 실정이다. CA 기반 도시 녹지의 공간적 변화를 예측하기 위한 적절한 전이규칙 도출 및 보정방법을 선정할 필요가 있다.

이러한 다양한 보정방법의 장점과 단점을 고려하여 본 연구에서는 미래 도시 녹지의 공간적 변화를 예측하기 위하여 CA-Markov 모형을 적용하였다. CA-

Markov 모형은 마르코프 체인 모형과 CA 모형의 이론적 체계를 결합한 기법이다(Benenson and Torrens, 2004). CA-Markov 모형은 다른 CA 모형에 비해 복잡한 도시 토지이용변화를 비교적 쉽고 간단하게 예측할 수 있으며, 실제 두 시기의 토지피복을 바탕으로 전이확률을 도출하기 때문에 현재의 추세를 반영한 토지이용변화를 모델링할 수 있다는 장점을 가진다(Araya and Cabral, 2010). 그러나 CA-Markov 모형에서 마르코프 체인 모형을 통해 도출된 전이확률은 수학적 통계량이므로 지역적 특성을 반영하는데 한계가 있다. 이러한 한계는 연구지역의 특성을 반영할 수 있는 MCE를 통해 구축된 적합성 지도(suitability map)를 활용하여 전이규칙을 보정함으로써 보완할 수 있다(Wu and Webster, 1998).

최근에 CA-Markov 모형은 도시의 토지이용변화를 예측하거나(Araya and Cabral, 2010; Sang *et al.*, 2011; Subedi *et al.*, 2013; Omar *et al.*, 2014) 도시성장을 예측하는데(안종욱, 2007; 박근애·김성준, 2007; 이상현·오규식, 2010) 활용되었지만, 도시 녹지의 공간적 변화를 예측하는데 적용되지는 않았다. 지리학에서는 CA 모형을 활용하여 수도권 및 대전시를 중심으로 도시성장 및 도시 토지이용변화를 예측한 사례 연구는 있으나(강영욱·박수홍, 2000; 정재준 등, 2002; 정재준, 2004; 조대현, 2008), CA-Markov를 활용하여 도시 토지이용변화 및 도시성장을 예측하거나 도시 녹지의 공간적 변화를 예측한 사례 연구는 없는 실정이다. 지금까지 CA 기반 도시 토지이용변화 및 도시성장을 예측한 국내외 연구는 대부분 미래 예측 그 자체를 목적으로 했지만, 일부 연구(Herald *et al.*, 2003; Berling-Wolff and Wu, 2004; 이상현·오규식, 2010; Araya and Cabral, 2010; Aguilera *et al.*, 2011)는 미래 예측을 한 후에 모델링 기반 분석을 수행하였다. CA 기반 토지이용변화 및 도시성장 예측모형이 정책평가 도구로서 실제로 활용되기 위해서는 단순한 예측을 넘어서 시나리오 기반 분석을 통해 방법론적 측면에서 확장되어야 할 필요가 있다. 이에 본 연구는 대구시를 사례로 CA-Markov 모형을 활용하여 개발제한구역 유지 및 해제 시나리오에 따라 2020년의 녹지를 예측하고, 토지피복 변화탐지기법

및 공간메트릭스를 이용하여 2009년과 2020년간 녹지의 공간적 변화를 분석하고자 한다.

2. 도시 녹지의 공간적 변화 예측을 위한 CA-Markov 모델링

CA-Markov 모형은 마르코프 체인 모형과 CA 모형의 통합 모형이다. 마르코프 체인은 어떤 현상의 동적 과정이 시간 또는 상태에 대한 이산적인 마르코프 과정(Markov process)을 나타내는 확률과정이다. 미래의 상태 확률은 오직 현재의 상태 확률에만 영향을 받는 특성을 마르코프 특성이라 하며 이러한 통계적 확률과정을 마르코프 과정이라 한다(김중호·이기성, 2010). 토지이용 및 피복변화를 예측하기 위한 마르코프 체인 모형은 토지이용 및 피복변화를 이산적인 시간에 대한 확률과정으로 전제하고 각 토지이용 및 피복을 한 체인의 상태로 간주한다(Weng, 2002). 한 체인은 현재 상태는 바로 이전의 상태에 의존하고 과거 경로에는 무관하다는 것을 전제하는 마르코프 확률과정이다. 마르코프 체인 모형은 이러한 마르코프 특성을 토대로 토지이용 및 피복 전환 확률을 계산하는 확률 모형이다. 마르코프 체인 모형에서 현재의 상태(t 에서의 상태벡터)가 미래($t+1$ 에서의 상태벡터)로 이동하게 되는 확률을 전이확률(transition probability)이라 하며, 전이확률을 모든 상태에서 행렬로 나타낸 것을 전이행렬(transition matrix)이라 한다. 마르코프 전이확률은 현재의 변화패턴이 미래에도 지속될 것이라는 전제로 두 시기의 토지이용 및 피복도를 활용하여 한 셀의 토지이용 및 피복이 다음 시기에 어떠한 토지이용 및 피복으로 전환되는지에 대한 확률을 계산하며, 모든 토지이용 및 피복의 전이확률 값의 합은 1을 넘을 수 없다(식 1).

$$L_{(t+1)} = P_{ij} \times L_{(t)} \quad (\text{식 1})$$

$$\begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1m} \\ P_{21} & P_{22} & \cdots & P_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{m1} & P_{m2} & \cdots & P_{mm} \end{pmatrix} 0 \leq P_{ij} \leq 1 \text{ and}$$

$$P_{ij} = 1 (i, j = 1, 2, \dots, m)$$

$L_{(t+1)}$: $t+1$ 시간에서 토지피복도

P_{ij} : 마르코프 전이확률

$L_{(t)}$: t 시간에서 토지피복도

마르코프 체인 모형은 복잡한 도시 토지이용 및 피복변화에 대한 현재의 추세를 쉽게 설명할 수 있는 능력을 가지고 있다는 장점이 있다(Weng, 2002). 그러나 Weng(2002)과 주용진·박수홍(2003)은 토지이용 및 피복변화를 예측하기 위한 마르코프 체인 모형이 공간적 의존성을 고려하지 않기 때문에 예측 결과에 오류가 있을 수 있다는 한계를 지적하였다.

한편, CA는 비선형 동적 모형으로서 시계열 토지이용 및 피복자료의 변화양상을 인접한 격자에 거리 및 방향에 의해 공통적으로 적용시킴으로서 인접격자의 상태를 지속적으로 변화시킨다. 변화된 인접격자의 상태는 시공간상에서 반복적으로 실행되어 복잡한 특성과 형태를 분석 및 모의할 수 있다(박근애·김성준, 2008). 이를 식으로 표현하면 식 2와 같다.

$$S_{i,j(t+1)} = f(S_{i,j(t)}, \Omega_{i,j(t)}, T_{(t)}) \quad (\text{식 2})$$

$S_{i,j(t+1)}$: $t+1$ 시간에서 i, j 의 상태

$S_{i,j(t)}$: t 시간에서 i, j 의 상태

$\Omega_{i,j(t)}$: i, j 의 네이버후드에 대한 정의

$T_{(t)}$: 전이규칙을 정의한 함수

CA는 흔히 셀룰라 공간, 상태(state), 네이버후드(neighborhood), 전이규칙(transition rule) 등의 네 가지 기본 요소로 구성되어 있다(강영옥·박수홍, 2000; 정재준 등, 2002; 조대현, 2008). CA는 공간적 의존성을 고려하지 못하는 확률적 마르코프 체인 모형의 문제점을 보완하기 위해 네이버후드를 적용한다. CA의 네 가지 기본요소 중에서 가장 중요한 것은 전이규칙이다. 셀의 상태와 네이버후드를 기반으로 각 셀이 매 시기별로 어떻게 변화할지 전이규칙에 의해 결정되며, 모든 셀들에 대해 동일한 규칙이 적용된다. 다양한 연구들이 전이규칙의 지나친 단순화를 극복하고 현실 공간의 실제 토지이용 및 피복변화 과정을 최대한 반영하기 위해 다양한 전이규칙을 개발하였으며, 이를 보정하는 방법으로 가중치 행렬(White and

Engelen, 1993), MCE(Wu and Webster, 1998), 로지스틱 회귀모형(Wu, 2002), 인공신경망(Li and Yeh, 2002), 의사결정나무(Li and Yeh, 2004), 유전자알고리즘(Li *et al.*, 2013), 마르코프 체인(Araya and Cabral, 2010; Sang *et al.*, 2011; Subedi *et al.*, 2013) 등이 사용되었다. 그러나 아직까지 도시 토지이용변화를 예측하기 위한 일반화된 전이규칙 도출 및 보정방법이 없는 실정이다. CA는 주로 도시 토지이용변화 및 도시성장을 예측하기 위하여 다양한 스케일에서 활용되었다(White and Engelen, 1993; Clarke *et al.*, 1997; Clarke and Gaydos, 1998; Batty *et al.*, 1999; 강영욱·박수홍, 2000; 윤정미·이성호, 2002; 정재준 등, 2002; Herold *et al.*, 2003; 이성호 등, 2004; 정재준, 2004; 최대식·임창호, 2004; Berling-Wolff and Wu, 2004; 조대현, 2008).

CA-Markov 모형은 두 모형의 장점을 통합한 모형으로서 현재의 추세를 바탕으로 미래의 토지피복변화를 손쉽게 예측할 수 있다는 장점을 가진다(Araya and Cabral, 2010). 일반 CA 모형에서 적용되는 전이규칙에 마르코프 전이확률이 적용되며, 셀의 상태 및 네이버후드에 대한 정의는 일반 CA 모형과 동일하다. 토지이용 및 피복변화 예측모형에 CA-Markov 모형을 적용할 경우, 한 토지이용 및 피복의 셀이 다른 토지이용 및 피복의 셀로 변화될 잠재력을 모델링할 수 있으며, 모형의 보정을 위해 도시의 토지이용 및 피복변화에 영향을 주는 요인들을 활용한 MCE에 의해 산출된 적합성 지수를 통해 전이확률을 보정할 수 있다. 이를 식으로 표현하면 식 3과 같다.

$$Landcover_{i,j(t+1)} = f(Landcover_{i,j(t)} \times S_{i,j(t+1)} \times P_{x,y,i,j(t)} \times N_{i,j(t)}) \quad (식 3)$$

$Landcover_{i,j(t+1)}$: t+1에서 한 셀(i,j)의 피복 유형이 다른 피복 유형으로 변화될 잠재력

$Landcover_{i,j(t)}$: t에서 셀(i,j)의 상태

$S_{i,j(t+1)}$: t+1을 기준으로 셀(i,j)의 적합성 지수(suitability index)

$P_{x,y,i,j(t)}$: t에서 t+1의 마르코프 전이확률

$N_{i,j(t)}$: 네이버후드 정의

CA-Markov 모형도 역시 도시의 토지이용변화 및 도시성장을 예측하는데 많이 적용되었다(안종욱, 2007; 박근애·김성준, 2007; 이상현·오규식, 2010; Araya and Cabral, 2010; Sang *et al.*, 2011; Subedi *et al.*, 2013; Omar *et al.*, 2014). 국내외에서 CA 및 CA-Markov 모형을 활용하여 도시의 토지이용변화 및 도시성장을 예측한 실증적 연구는 많이 수행되었으나, 도시 녹지의 공간적 변화를 예측한 연구는 거의 없는 실정이다. 또한, CA 및 CA-Markov 모형을 활용한 국내의 대부분의 연구는 도시의 토지이용변화 및 도시성장을 예측만 하는데 치중하였고 미래 예측을 한 후 모델링 기반 분석을 수행한 연구(Herold *et al.*, 2003; Berling-Wolff and Wu, 2004; 이상현·오규식, 2010; Araya and Cabral, 2010; Aguilera *et al.*, 2011)은 많지 않은 실정이다. 이에 도시 녹지의 공간적 변화를 예측하고 시나리오 기반 분석을 실시할 필요가 있다.

3. 연구자료 및 방법

본 연구는 도시 녹지의 공간적 변화를 모델링하기 위하여 대구시를 사례지역으로 선정하였다(그림 1). 국내 도시에 CA 기반 모형을 적용한 사례연구들은 주로 도시화에 의해 토지이용변화가 많이 발생한 수도권을 대상으로 이루어졌으나, 대구시와 같이 도시화가 상대적으로 안정기에 접어든 도시들에 대한 사례 연구가 미흡한 실정이다. 또한, 대구시의 지속가능한 도시성장관리를 위해서는 도시 녹지의 공간적 변화를 모니터링하고 예측할 필요가 있다.

본 연구에서 녹지는 식생으로 피복된 토지로 정의한다. 이러한 개념의 녹지는 환경부 토지피복 대분류 상 산림과 초지에 해당하므로 환경부 대분류 토지피복도를 연구자료로 사용하였다. 환경부 대분류 토지피복도는 Landsat TM 위성영상을 활용하여 시가지 지역, 농업지역, 산림, 초지, 습지, 나지, 수역 등의 총 7개 항목으로 분류되어 있으며 30m의 공간 해상도를 가진다. 환경부 대분류 토지피복도의 분류 정확



그림 1. 연구지역

도는 시기별로 상이하나 전반적으로 약 75%이상 이다(환경부, 2015). 시간적 범위는 환경부 대분류 토지피복도 제작연도 상 가장 최근의 자료인 2009년을 기준 시점으로 하였다. 다만, 마르코프 체인 분석에서 전이확률을 도출하기 위해서는 두 시기의 토지피복 자료가 필요하므로 2009년과 가장 가까운 시점인 1998년 환경부 대분류 토지피복도를 추가적으로 활용하였다.

그림 2는 본 연구에서 사용된 연구방법의 전반적 흐름을 보여준다. 먼저, 1998년과 2009년의 토지피복도를 바탕으로 마르코프 체인 확률 모형을 사용하여 전이확률 행렬, 전이면적 행렬, 조건부 확률 이미지를 도출하였다. 1998년에서 2009년간 마르코프 전이확률 행렬과 전이면적 행렬은 표 1 및 표 2와 같다. 전이확률 행렬은 각각의 토지피복의 셀이 다음 시기에 동일한 토지피복 셀로 남아 있거나 다른 유형의 토지피복 셀로 변화하는 가능성을 확률로 나타낸 것이

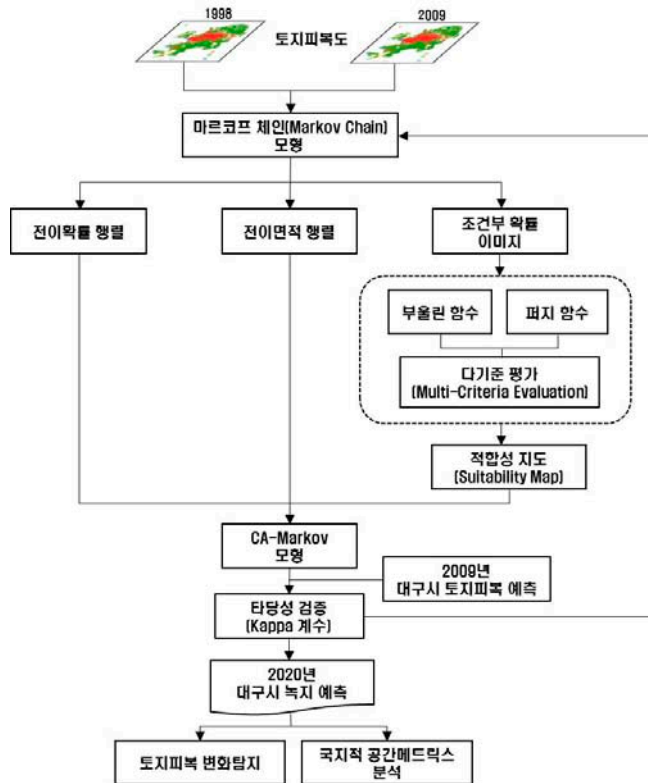


그림 2. 연구의 흐름

표 1. 1998년에서 2009년간 토지피복 전이확률 행렬

| 2009년 1998년 | 시가화지역 | 농업지역 | 산림 | 초지 | 습지 | 나지 | 수역 | 합계 |
|----------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|----|
| 시가화지역 | 0.6786 | 0.0699 | 0.1279 | 0.0396 | 0.0002 | 0.0629 | 0.0209 | 1 |
| 농업지역 | 0.1043 | 0.5290 | 0.2719 | 0.0455 | 0.0013 | 0.0316 | 0.0164 | 1 |
| 산림 | 0.0546 | 0.0919 | 0.8080 | 0.0232 | 0.0002 | 0.0168 | 0.0052 | 1 |
| 초지 | 0.2115 | 0.2181 | 0.3869 | 0.0997 | 0.0004 | 0.0427 | 0.0408 | 1 |
| 습지 | 0.0720 | 0.5998 | 0.2239 | 0.0360 | 0.0203 | 0.0240 | 0.0240 | 1 |
| 나지 | 0.5810 | 0.1159 | 0.0980 | 0.0416 | 0.0000 | 0.1328 | 0.0307 | 1 |
| 수역 | 0.0520 | 0.0625 | 0.1531 | 0.0446 | 0.0004 | 0.0450 | 0.6425 | 1 |
| 합계 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |

표 2. 1998년에서 2009년간 토지피복 전이면적 행렬

단위: km²

| 2009년 1998년 | 시가화지역 | 농업지역 | 산림 | 초지 | 습지 | 나지 | 수역 |
|----------------|--------|-------|--------|-------|------|------|-------|
| 시가화지역 | 104.56 | 10.77 | 19.71 | 6.11 | 0.02 | 9.69 | 3.22 |
| 농업지역 | 10.60 | 53.77 | 27.64 | 4.62 | 0.14 | 3.21 | 1.67 |
| 산림 | 30.70 | 51.69 | 454.36 | 13.06 | 0.13 | 9.46 | 2.95 |
| 초지 | 3.45 | 3.55 | 6.30 | 1.62 | 0.01 | 0.69 | 0.67 |
| 습지 | 0.01 | 0.12 | 0.04 | 0.01 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 나지 | 9.59 | 1.91 | 1.62 | 0.69 | 0.00 | 2.19 | 0.51 |
| 수역 | 1.57 | 1.88 | 4.61 | 1.34 | 0.01 | 1.36 | 19.37 |

며, 전이면적 행렬은 다음 시기에 전환될 토지피복을 셀 수로 표현한 것이다. 마르코프 전이확률은 현재의 변화 경향이 미래에도 지속될 것이라는 전제로 두 시기의 토지피복도를 활용하여 한 셀의 토지피복이 다음 시기에 어떠한 토지피복으로 전환되는지에 대한 확률을 계산하며, 모든 토지피복의 전이확률 값의 합은 1을 넘을 수 없다. 조건부 확률 이미지는 기 산출된 토지피복별 전이면적을 고려하면서 무작위로 각 셀에 전이확률을 부여한 지도를 말한다.

다음으로, 현실의 정책적 제한사항을 감안하여 마르코프 전이확률을 보정하기 위하여 적합성 지도를 사용하였다. 선행연구와 도시정책 등을 검토하여 대구시 녹지의 공간적 변화에 영향을 주는 요인으로 도로 및 기개발지와와의 거리, 경사, 고도, 수역, 개발제한구역 등을 선정하였다. 이 중에서 시가화지역으로

전환되는데 제한이 있는 개발제한구역과 수역은 부울린 함수를 적용하여 개발가능 및 개발불가능지역으로 구분하였다.

한편, 도로 및 기개발지와와의 거리, 경사, 고도와 같은 변수들은 어떠한 값을 기준으로 개발가능 및 개발불가능이라는 이분법적인 논리로 구분할 수 없다. 이에 본 연구에서는 변수마다 적합한 퍼지 소속 함수(membership function)를 선정하여 가중치를 계산하였으며, 선행연구를 바탕으로 도로와의 거리는 J형(J-Shape monotonically decreasing), 경사 및 고도는 S형(S-Shape monotonically decreasing), 기개발지와와의 거리는 선형(linear monotonically decreasing)으로 선정하였다(윤정미·이성호, 2002; 안종욱, 2007). 퍼지 소속 함수는 함수값이 달라지는 기준인 변곡점을 설정하는 것이 반드시 필요하다. 본 연구에서는 도로와

의 거리는 선행연구를 바탕으로 50m와 400m를 변곡점으로 선정하고(윤정미·이성호, 2002; 이성호 등, 2004; 안중욱, 2007), 기개발지는 반경 1km까지 인접한 개발지로부터 영향을 받는다고 설정하였다(안중욱, 2007). 경사 및 표고의 경우, 대구광역시(2007)에서는 표고 150m 이상, 경사도 30° 이상, 토지적성평가지침에서는 표고 200m 이상, 경사도 20° 이상의 지역에서는 개발이 부적합하다고 제시하고 있으며, 기존 연구에서는 개발불능지를 표고 150~200m, 경사 18~20° 이상으로 보고 있다(윤정미·이성호, 2002; 안중욱, 2007). 이러한 기준을 감안하여 본 연구에서는 도로와의 거리는 50m부터 퍼지값이 감소하다가 400m에서 퍼지값이 0이 되도록 설정하였고, 기개발지와의 거리는 기개발지로부터 멀어질수록 퍼지값이 점차 감소하다가 반경 1km 이상이 되면 0이 되도록 설정하였다. 경사는 15°에서 퍼지값이 감소하다가 20°에서 퍼지값이 0이 되도록 설정하였고, 표고는 50m에서 퍼지값이 감소하다가 150m에서 퍼지값이 0이 되도록 설정하였다.

선행연구와 대구시를 사례로 한 경험적 관찰을 토대로 토지피복별 토지피복전환을 촉진하거나 제한하는 요인으로 구분하여 적합성 지도를 제작하였다(표 3). 적합성 지도에서 각 토지피복별로 그 값이 높을수록 해당 토지피복으로 전환될 가능성이 높은 지역을 의미한다. 이 값을 활용하여 CA-Markov 모형에서 과대 및 과소 추정될 가능성이 있는 마르코프 전이확률을 보정할 수 있다. 최종적으로, 적합성 지도는 MCE

에 의해 개발제한구역의 해제 유무에 따른 두 가지의 시나리오에 따라 제작되었다. 개발제한구역의 해제 유무와 관련한 시나리오는 선행연구(안중욱, 2007; 김재익·여창환, 2008; 이상현·오규식, 2010)를 참조하여 설정하였다.

이러한 내용을 바탕으로 본 연구에서 최종적으로 구축된 CA-Markov 모형을 수식으로 표현하면 식 4와 같다. CA-Markov 모형의 타당성을 검증하기 위해서 개발제한구역의 해제 유무에 따른 시나리오별 2009년 토지피복을 예측하여 실제 2009년 토지피복도와 비교하였다. 두 개의 토지피복의 일치도를 평가하기 위하여 Kappa 계수를 산출하였다.

$$Landcover_{i,j(2009)} = f(Landcover_{i,j(1998)} \times S_{i,j(2009)} \times P_{x,y,i,j(98-09)} \times N_{i,j(98-09)}) \quad (식 4)$$

$Landcover_{i,j(2009)}$: 2009년에 한 셀(i,j)의 피복 유형

이 다른 피복 유형으로 변화될 잠재력

$Landcover_{i,j(1998)}$: 1998년에 셀(i,j) 상태

$S_{i,j(2009)}$: 2009년을 기준으로 i, j의 적합성 지수

(suitability index)

$P_{x,y,i,j(98-09)}$: 1998년에서 2009년간 마르코프 전이확률

$N_{i,j(98-09)}$: 뉴만(von Neumann) 5×5 네이버후드

모형의 타당성을 검증한 후 시나리오별로 2020년 토지피복을 예측하고 토지피복 변화탐지와 녹지의 공간메트릭스 변화를 분석하였다. 먼저, 대구시 전체를 대상으로 한 토지피복 변화탐지는 2009년과 2020

표 3. MCE에 사용된 요인

| 토지피복유형 | 토지피복전환을 촉진하는 요인 | 토지피복전환을 제한하는 요인 |
|--------|-------------------------------|------------------------|
| 도시지역 | 도로 및 기개발지와의 거리, 경사, 고도의 퍼지 함수 | 개발제한구역, 수역(부울린 함수) |
| 농업지역 | 각 토지피복별 마르코프 전이확률 | 도시지역, 습지, 수역 |
| 산림 | | 도시지역, 습지, 수역 |
| 초지 | | 도시지역, 습지, 수역 |
| 습지 | | 도시지역, 농업지역, 산림, 초지, 나지 |
| 나지 | | 도시지역, 농업지역, 습지, 수역 |
| 수역 | | 도시지역, 농업지역, 산림, 초지, 나지 |

년 토지피복도를 바탕으로 시가지지역, 농업지역, 산림, 초지, 습지, 나지, 수역별로 타 토지피복으로의 전환 유형과 면적을 살펴보고, 산림 및 초지가 시가지지역으로 전환되는 면적이 높은 읍면동을 중심으로 공간적 변화를 살펴보았다. 다음으로 개발제한구역 해제된 경우, 개발제한구역 내에서 산림 및 초지가 타 토지피복으로 전환되는 유형과 면적을 살펴보고, 이러한 특성이 크게 나타나는 읍면동을 살펴보았다.

토지피복 변화탐지에서는 녹지의 파편화와 같은 공간적 변화를 살펴보는데 한계가 있으므로 본 연구에서는 공간메트릭스를 바탕으로 국지적인 공간적 변화를 분석하였다. 공간메트릭스는 Luck and Wu(2002), Herold *et al.* (2005), Seto and Fragkias (2005), Jain *et al.* (2011), Tian *et al.* (2011), Zhou and Wang(2011) 등의 선행연구를 바탕으로 도시의 공간적 변화를 설명하는데 용이한 경관메트릭스 네 개를 공간메트릭스로 선정하여 대구시 녹지의 공간적 변화를 분석하는데 적용하였다(표 4). 면적 및 크기 지수는 도시화 과정에서 감소되는 녹지의 변화를 분석하는데 활용되며, 녹지의 감소는 녹지의 파편화로 이어진다. 모양 및 형태 지수는 녹지의 복잡화를 분석하는데 활용되고, 일반적으로 도시화가 진행될수록 녹지의 모양 및 형태 지수는 증가하여 녹지의 복잡화가

나타난다. 응집 지수는 녹지의 세분화를 분석하는데 활용되며 그 값이 낮을수록 녹지의 세분화가 많이 이루어지는 것을 의미한다. 대체로 도시의 토지이용변화는 녹지의 세분화를 촉진시키는 경향이 있다. 다양성 지수는 녹지의 파편화를 분석하는데 활용되며 도시화가 진행될수록 그 값이 높아지는 경향이 있으며, 다양성 지수가 높을수록 녹지의 파편화가 심해진다.

공간메트릭스를 산출하기 위해서는 공간적 스케일과 최소 분석 단위인 패치에 대한 조작적 정의 및 샘플링 방법의 선정이 필요하다. 본 연구에서 공간메트릭스 자체의 스케일은 녹지 전체 수준(landscape level), 패치의 정의는 8방향 인접규칙, 패치의 샘플링은 이동창 분석 방법을 적용하였다. 공간메트릭스의 패치는 중심셀을 기준으로 상하, 좌우 4개의 가장 가까이 인접하는 셀이 모두 맞닿아 있다고 가정하는 것이 보편적이다(Turner *et al.*, 2001). 그러나 본 연구에서는 4방향을 포함하여 사선으로 맞닿은 셀들 즉, 8개의 이웃으로 간주하여 같은 패치의 구성원으로 가정하는(McGarigal, 2014) 8방향 인접규칙을 활용하였다. 이동창 분석은 공간메트릭스 값을 화소별로 산출하여 국지적인 변화를 도출하는데 용이한 샘플링 방법이다(McGarigal, 2014). 이동창 분석에서 이동창의 형태는 원형, 그 크기는 반경 300m로 설정하였다. 이동창의 크기는 다섯 개의 패치를 최소의 이동

표 4. 본 연구에서 사용된 공간메트릭스

| | 약자 | 수식 | 범위 및 단위 |
|---------|--|--|------------------------------------|
| 면적 및 크기 | 최대패치지수 (largest patch index: LPI) | $\frac{\max_{j=1}^n(a_{ij})}{A} (100)$ | $0 < LPI \leq 100(\%)$ |
| 모양 및 형태 | 모양평균 (shape_mean: SHAPE_MN) | $\frac{.25P_{ij}}{\sqrt{a_{ij}}}$ | $1 \leq SHAPE < \infty$ |
| 응집 | 패치밀도 (patch density: PD) | $\frac{n_i}{A} (10,000)(100)$ | $0 < PD < \infty$ (100ha 당 패치수) |
| 다양성 | 샤논의 다양성지수 (Shannon's diversity index: SHDI) | $-\sum_{i=1}^m (P_i \cdot \ln P_i)$ | $0 \leq SHDI < \infty$ |

주: a_{ij} : 패치 ij 의 면적(m^2), A : 총 경관의 면적(m^2), P_{ij} : 패치 ij 의 둘레(m), n_i : 토지피복 i 에서 패치수, P_i : 경관에서 토지피복 i 가 차지하는 비율(%)

표 5. 시나리오별 CA-Markov 모형을 통해 예측된 2009년 토지피복과 실제 2009년 토지피복도 간의 Kappa 계수

| 자료 | K standard | | K no | | K location | |
|---------------|------------|-------|-------|-------|------------|-------|
| | GB 유지 | GB 해제 | GB 유지 | GB 해제 | GB 유지 | GB 해제 |
| 예측된 2009 토지피복 | 77.9% | 76.3% | 84.6% | 83.5% | 90.7% | 89.0% |
| 실제 2009년 토지피복 | | | | | | |

* GB: 개발제한구역

창 크기로 규정하는 것을 본 연구에도 적용하였으며 (Zhang, 2013), 대구시 녹지의 공간적 변화를 가장 잘 포착할 수 있는 크기를 선정하기 위하여 대분류 토지피복도 해상도 30m를 기준으로 150m, 300m, 450m에서 탐색적 분석을 수행한 뒤, 시각적 차이를 바탕으로 300m를 가장 적절한 이동창 크기로 선정하였다. 마지막으로 2009년에서 2020년간 공간메트릭스 값의 차이를 계산하여 국지적인 차원에서 녹지의 공간적 변화가 크게 나타난 지역을 탐색하는데 매우 용이한 차이지도(difference map)를 제작하고 시나리오 별로 녹지의 공간적 변화를 분석하였다.

4. 미래 대구시 녹지의 공간적 변화 예측 및 분석

1) 모형의 타당성 검증

표 5는 개발제한구역의 유지 및 해제 시나리오에 따라 CA-Markov 모형을 통해 예측된 2009년 토지피복의 Kappa 계수이다. Kappa 계수는 두 개의 토지피복도의 일치도를 계산할 때, 우연히 일치하는 경우를 배제한 상태에서 일치하는 셀의 비율을 의미한다. K no는 Kappa no information으로서 예측 결과의 전체적 정확성을 볼 수 있는 계수이다. K location은 같은 토지피복의 공간적 위치 즉, 위치의 정확성을 의미한다. 마지막으로 K standard는 위치 오류와 양적인 오류의 결합을 의미하며, 두 개의 토지피복의 일치도를 평가하기에는 K no 와 K location이 더욱 적합하다. 본 연구에서는 예측 결과의 검증은 K no와 K

location 결과를 바탕으로 살펴보았으며, 일반적으로 이 Kappa 계수 값이 80~85% 이상이면, 모형이 적합하다고 판단하고 있다(Araya and Cabral, 2010; Eastman, 2012).

시나리오별 Kappa 계수 값을 분석한 결과에 따르면, 개발제한구역을 유지한 시나리오 보다 개발제한구역을 해제한 시나리오에서 Kappa 계수 값이 모두 약 1% 정도 감소하여 개발제한구역이 유지된 경우가 현실의 토지피복에 조금 더 가깝다는 것을 알 수 있었다. 또한, 두 가지 시나리오별 K no 와 K location 값은 일반적으로 예측 모형이 적합하다고 판단되는 Kappa 계수 값의 기준인 80~85% 이상의 값을 상회하는 83.5~90.7%의 범위를 가지므로 미래 도시 녹지를 예측함에 있어서 CA-Markov 모형의 적용이 대구시의 토지피복변화 과정을 설명하는데 적합하다는 것을 알 수 있다.

2) 시나리오별 토지피복 변화탐지

모형의 타당성을 검증한 후에 최종적으로 구축된 CA-Markov 모형을 적용하여 개발제한구역의 해제 유무에 따른 시나리오별 2020년의 토지피복을 예측하였다(그림 3). 예측된 2020년의 토지피복이 2009년의 실제 토지피복과 비교하여 어느 정도 변화가 되었는지를 분석하기 위하여 토지피복 변화탐지를 수행하였다.

먼저, 개발제한구역이 유지된 시나리오의 토지피복 변화탐지의 결과는 표 6과 같다. 산림은 2009년에서 2020년까지 562,34km²(63.81%)에서 510,89km²(57.98%)로 면적이 크게 감소하였다. 여기에서 줄어든 산림은 농업지역, 시가지지역, 나지 순으로 많이

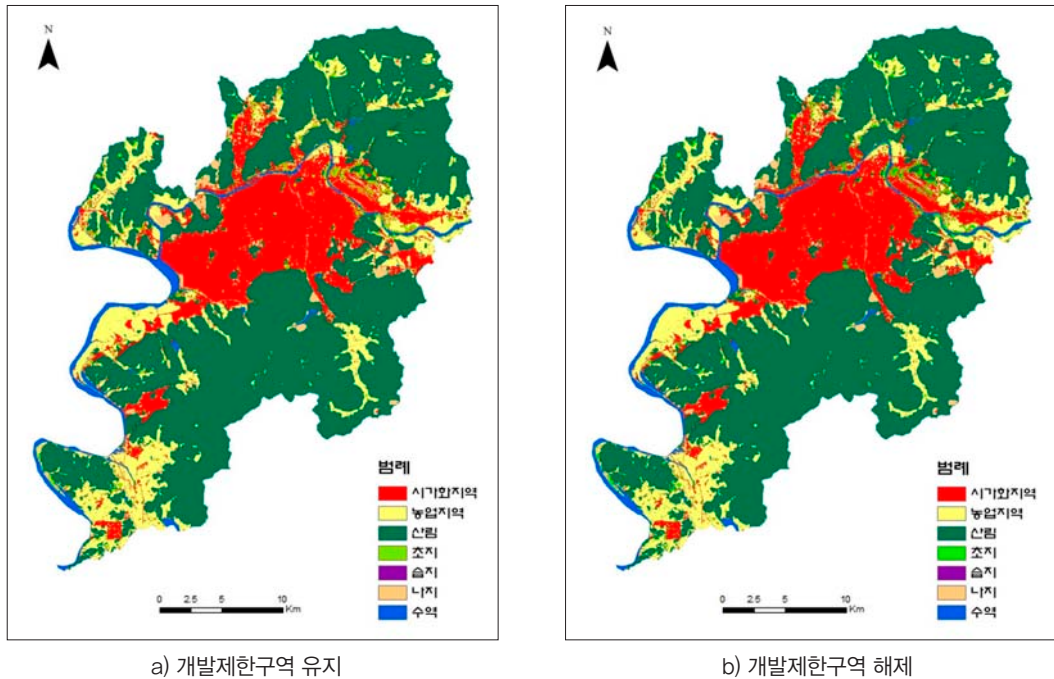


그림 3. 시나리오별 2020년 대구시 토지피복 예측

전환되었으며, 그 면적은 농업지역 24.34km²(2.76%), 시가화지역 10.21km²(1.16%), 나지 9.09km²(1.03%)로 전환될 것으로 나타났다. 초지는 16.30km²(1.85%)에서 26.22(2.98%)로 그 면적이 증가할 것으로 예상되며, 전환된 면적을 자세히 살펴보면, 2009년 초지가 2020년에도 초지로 전환된 면적은 14.57km²(1.65%)이고, 2009년 산림(8.74km²)과 농업지역(2.66km²)이 초지로 전환될 면적은 약11km² 정도로 나타났다. 또한 2009년 초지의 0.25km²가 2020년에는 시가화지역으로 전환될 것으로 예측되었다.

둘째, 개발제한구역이 해제된 시나리오의 토지피복 변화탐지의 결과는 표 7과 같다. 시가화지역의 면적은 개발제한구역이 유지된 시나리오 보다 0.14km² 정도 증가하였고, 산림 및 초지의 면적은 동일하게 나타났다. 그러나 2009년에서 2020년간 녹지인 산림과 초지가 시가화지역으로 전환된 면적은 상이하게 나타났다. 먼저, 개발제한구역이 유지되었을 때 2009년의 산림 및 초지가 시가화지역으로 전환된 면적은 각각 10.21km²(1.16%), 0.25km²(0.03%)이었으나, 개발

제한구역이 해제되었을 때 2009년의 산림 및 초지가 시가화지역으로 전환된 면적은 각각 9.17km²(1.04%), 0.54km²(0.06%)로 나타났다. 또한, 녹지가 농업지역, 나지 등 다른 토지피복 유형으로 전환되는 면적이 모두 증가하는 것으로 나타났다. 이를 통해, 개발제한구역이 해제되었을 때 산림이 시가화지역으로 전환되는 면적은 약간 감소하나, 초지가 시가화지역, 농업지역, 나지 등으로 전환되는 면적이 약간 증가하는 것을 알 수 있다.

산림과 초지가 타 토지피복으로 전환된 전체적인 면적 보다는 자치구나 행정동별로 전환된 유형과 면적을 비교해 볼 필요가 있다. 이에 본 연구에서는 2009년에서 2020년까지 녹지(산림 및 초지)가 타 토지피복 유형인 시가화지역, 농업지역, 습지, 나지, 수역으로 전환된 공간적 분포를 지도로 표현하였다. 녹지의 전환 유형 중에서도 2009년에서 2020년간 시가화지역으로의 전환이 도시화로 인한 녹지의 공간적 변화를 의미하므로 읍면동별로 그 면적을 계산하였다. 먼저, 개발제한구역이 유지되었을 경우, 2009년

표 6. 개발제한구역 유지시 대구시 토지피복변화 행렬(2009-2020)

단위: km²(%)

| 2020년 2009년 | 시가화 지역 | 농업 지역 | 산림 | 초지 | 습지 | 나지 | 수역 | 합계 |
|----------------|-------------------|-------------------|-------------------|-----------------|----------------|-----------------|-----------------|--------------------|
| 시가화지역 | 154.07 (17.48) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 154.07 (17.48) |
| 농업지역 | 0.92 (0.10) | 97.46 (11.06) | 0.61 (0.07) | 2.66 (0.30) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 101.65 (11.54) |
| 산림 | 10.21 (1.16) | 24.34 (2.76) | 509.96 (57.87) | 8.74 (0.99) | 0.00 (0.00) | 9.09 (1.03) | 0.00 (0.00) | 562.34 (63.81) |
| 초지 | 0.25 (0.03) | 0.92 (0.10) | 0.32 (0.04) | 14.57 (1.65) | 0.00 (0.00) | 0.24 (0.03) | 0.00 (0.00) | 16.30 (1.85) |
| 습지 | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.20 (0.02) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.20 (0.02) |
| 나지 | 0.89 (0.10) | 0.11 (0.01) | 0.00 (0.00) | 0.25 (0.03) | 0.00 (0.00) | 15.26 (1.73) | 0.00 (0.00) | 16.51 (1.87) |
| 수역 | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 30.14 (3.42) | 30.14 (3.42) |
| 합계 | 166.34 (18.88) | 122.82 (13.94) | 510.89 (57.98) | 26.22 (2.98) | 0.20 (0.02) | 24.59 (2.79) | 30.14 (3.42) | 881.21 (100.00) |

표 7. 개발제한구역 해제시 대구시 토지피복변화 행렬(2009-2020)

단위: km²(%)

| 2020년 2009년 | 시가화 지역 | 농업 지역 | 산림 | 초지 | 습지 | 나지 | 수역 | 합계 |
|----------------|-------------------|-------------------|-------------------|-----------------|----------------|-----------------|-----------------|--------------------|
| 시가화지역 | 154.07 (17.48) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 154.07 (17.48) |
| 농업지역 | 1.15 (0.13) | 96.24 (10.92) | 0.05 (0.12) | 3.21 (0.36) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 101.65 (11.54) |
| 산림 | 9.17 (1.04) | 24.65 (2.80) | 509.12 (57.77) | 9.69 (1.10) | 0.00 (0.00) | 9.72 (1.10) | 0.00 (0.00) | 562.34 (63.81) |
| 초지 | 0.54 (0.06) | 1.67 (0.19) | 0.69 (0.08) | 12.79 (1.45) | 0.00 (0.00) | 0.59 (0.07) | 0.00 (0.00) | 16.30 (1.85) |
| 습지 | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.20 (0.02) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.20 (0.02) |
| 나지 | 1.40 (0.16) | 0.27 (0.03) | 0.03 (0.00) | 0.53 (0.06) | 0.00 (0.00) | 14.28 (1.62) | 0.00 (0.00) | 16.51 (1.87) |
| 수역 | 0.14 (0.02) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 0.00 (0.00) | 30.00 (3.40) | 30.14 (3.42) |
| 합계 | 166.48 (18.89) | 122.82 (13.94) | 510.89 (57.98) | 26.22 (2.98) | 0.20 (0.02) | 24.59 (2.79) | 30.00 (3.40) | 881.21 (100.00) |

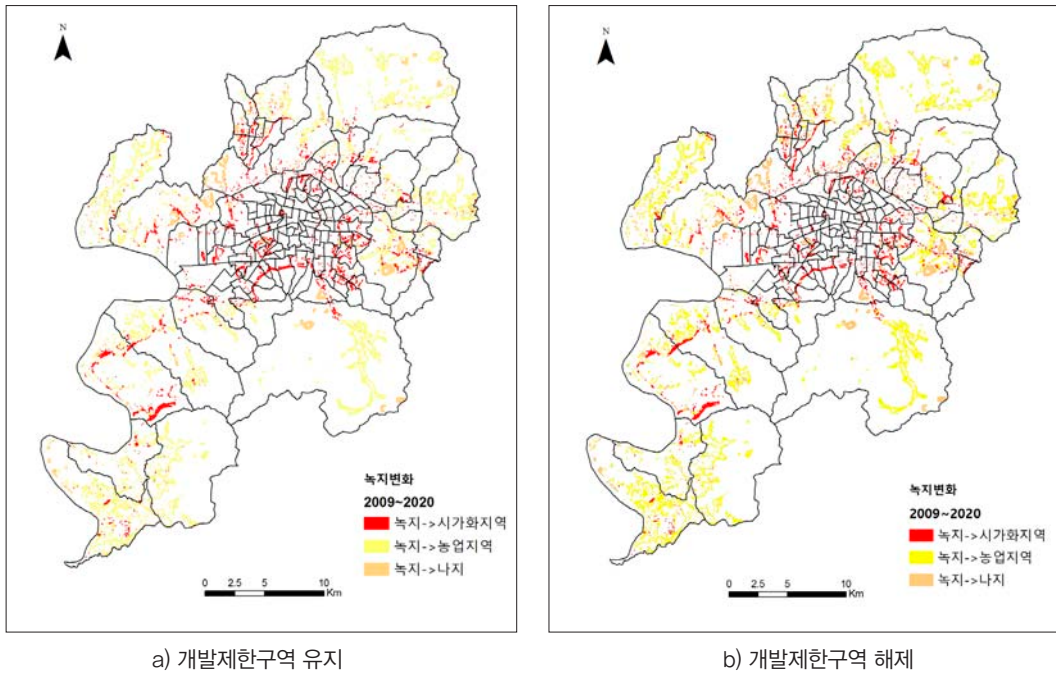


그림 4. 2009년에서 2020년간 녹지의 타 토지피복으로의 전환

에서 2020년까지 녹지가 시가화지역으로 전환된 면적이 가장 크게 나타난 상위 5개의 읍면동은 달성군의 논공읍(1.38km²) 및 다사읍(0.46km²), 수성구의 고산2동(0.44km²), 달성군의 구지면(0.29km²) 및 옥포면(0.29km²) 순으로 나타났다(그림 4의 a). 다음으로 개발제한구역이 해제되었을 경우, 2009년에서 2020년까지 녹지가 시가화지역으로 전환된 면적이 가장 크게 나타난 상위 5개의 읍면동은 달성군의 가창면(1.21km²) 및 다사읍(0.77km²), 북구의 관문동(0.77km²), 수성구의 고산2동(0.76km²), 달성군의 하빈면(0.70km²) 순으로 나타났다(그림 4의 b).

2020년 대구시 토지피복에서 개발제한구역의 해제 유무에 따라 녹지의 전환 유형과 면적을 비교하기 위하여 개발제한구역 내에서 녹지가 타 토지피복으로 전환된 유형과 면적을 산출하였다. 녹지가 시가화지역, 농업지역, 나지로 전환되는 유형을 토지피복별 및 읍면동별로 분석하였다. 먼저, 개발제한구역이 유지되었을 경우, 개발제한구역 내에 있는 녹지는 시가화지역으로 전환이 불가능하며, 2009년에 개발제한

구역 내에 있던 녹지가 농업지역 및 나지로 전환된 면적은 각각 3.46km², 2.68km² 이었으며, 이는 각각 개발제한구역의 1.17%, 0.91%에 해당한다. 반면에 개발제한구역이 해제된 경우, 2009년에 개발제한구역 내에 있던 녹지가 2020년에 시가화지역으로 전환된 면적은 3.54km²이며, 이는 개발제한구역의 1.20%에 해당한다. 녹지가 농업지역 및 나지로 전환된 면적은 각각 3.67km², 2.74km²이며, 이는 개발제한구역의 1.24%, 0.93%에 해당한다.

그림 5는 개발제한구역을 해제했을 때 그 구역 내 토지피복변화 유형 중 녹지가 시가화지역, 농업지역, 나지로 전환된 유형만을 지도로 표현한 결과이다. 이들 지역 중에서 시가화지역으로의 전환 면적이 가장 큰 읍면동은 달성군의 옥포면(0.17km²), 수성구의 고산2동(0.08km²), 달성군의 하빈면(0.07km²)이고, 농업지역으로의 전환 면적이 가장 큰 읍면동은 달성군의 가창면(0.97km²), 하빈면(0.58km²), 동구의 안심3·4동(0.46km²)이며, 나지로의 전환 면적이 가장 큰 읍면동은 북구의 관문동(0.71km²), 수성구의 고산2동(0.50

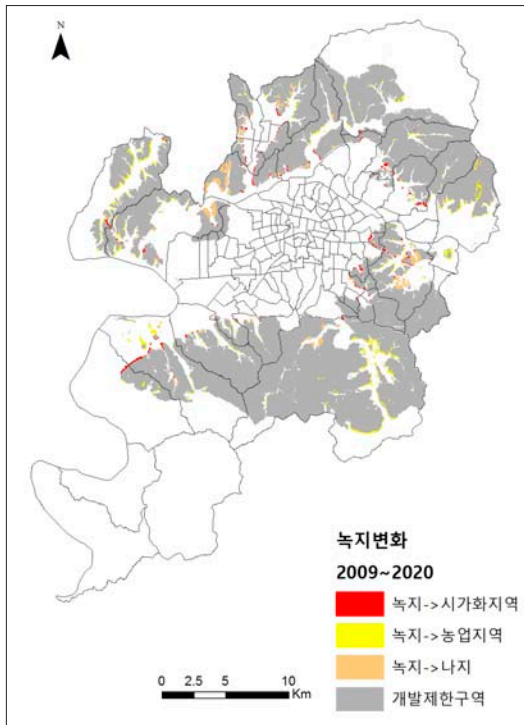


그림 5. 2009년에서 2020년간 개발제한구역 해제시 구역 내 토지피복변화

km²), 달성군의 다사읍(0.46km²)으로 나타났다.

3) 시나리오별 국지적 공간메트릭스 분석

이동창 분석을 수행하여 화소별로 공간메트릭스 값을 산출하고, 개발제한구역의 해제 유무에 따라 2009년에서 2020년간 공간메트릭스 변화 값에 대한 차이지도를 제작하여 녹지의 공간적 변화가 큰 지역을 도출하였다. 토지피복변화에 따라 녹지 면적의 감소, 녹지 형태의 복잡성 및 파편화 증가 등을 파악하기 위하여 LPI의 감소 지역과 SHAPE_MN의 증가 지역(그림 6), PD의 감소 지역과 SHDI의 증가 지역(그림 7)을 중심으로 살펴보았다.

먼저, 개발제한구역을 유지한 경우, LPI는 논공유 과 읍내동 등에서 소폭 증가하고, 파동, 해안동, 본동 등에서 그 값이 감소하였다. SHAPE_MN은 대현2동, 고산3동, 하빈면 등에서 감소하였고, 대명6동, 안심3·4동, 지저동 등에서 값이 증가하여 동구의 안심

택지개발지구를 중심으로 녹지의 복잡성이 증가하였다. PD는 해안동, 대명11동, 두류3동 등에서 그 값이 증가하였고, 산격3동, 안심3·4동, 만촌3동 등에서 그 값이 감소하여 동구의 안심 택지개발지구를 중심으로 녹지의 파편화가 나타났다. SHDI는 불로·봉무동, 하빈면, 고산3동, 산격3동, 대명11동 등에서 그 값이 감소하였고, 대명6동, 봉덕3동, 관음동, 공산동, 구암동 등에서 값이 증가하여 녹지의 파편화가 나타났다.

한편, 개발제한구역을 해제한 경우, LPI는 산격2동, 대명4동, 동천동 등에서 그 값이 증가하였고, 관음동, 황금1동, 도평동 등에서 그 값이 감소하였다. SHAPE_MN은 내당4동, 비산5동, 평리4동 등에서 그 값이 감소하였고, 복현1동, 지저동, 동촌동 등에서 그 값이 증가하여 개발제한구역 경계 및 대구국제공항 주변에서 녹지의 복잡성이 증가하였다. PD는 비산5동, 평리6동, 평리1동에서 그 값이 증가하였고, 동천동, 김단동, 복현2동 등에서 그 값이 감소하여 개발제한구역 경계 주변으로 녹지의 파편화가 나타났다. SHDI는 동천동, 산격2동, 산격3동 등에서 그 값이 감소하였고, 황금1동, 도평동, 만촌3동 등에서 그 값이 증가하여 수성구 일부 지역에서 녹지의 파편화가 많이 나타났다.

이를 종합해서 살펴보면, 현재의 도시화 추세가 지속되고 개발제한구역이 유지되는 경우, 1990년대에 대구의 부도심으로서 크게 성장했던 달서구의 성서 및 동구의 안심 지역과 2000년대에 빠르게 성장할 칠곡 지역에서 2020년에 녹지의 파편화 현상이 두드러지게 나타났다. 한편, 개발제한구역이 해제되는 경우, 개발제한구역의 경계 주변부에서 녹지의 복잡성이 증가하고 파편화가 나타났으며, 개발제한구역을 행정구역에 많이 포함한 동구 및 북구, 수성구 일부지역을 중심으로 이러한 현상이 두드러지게 나타났다.

5. 요약 및 결론

본 연구는 CA-Markov 모형을 활용하여 개발제한구역의 해제 유무에 따른 두 가지 시나리오에 기반을

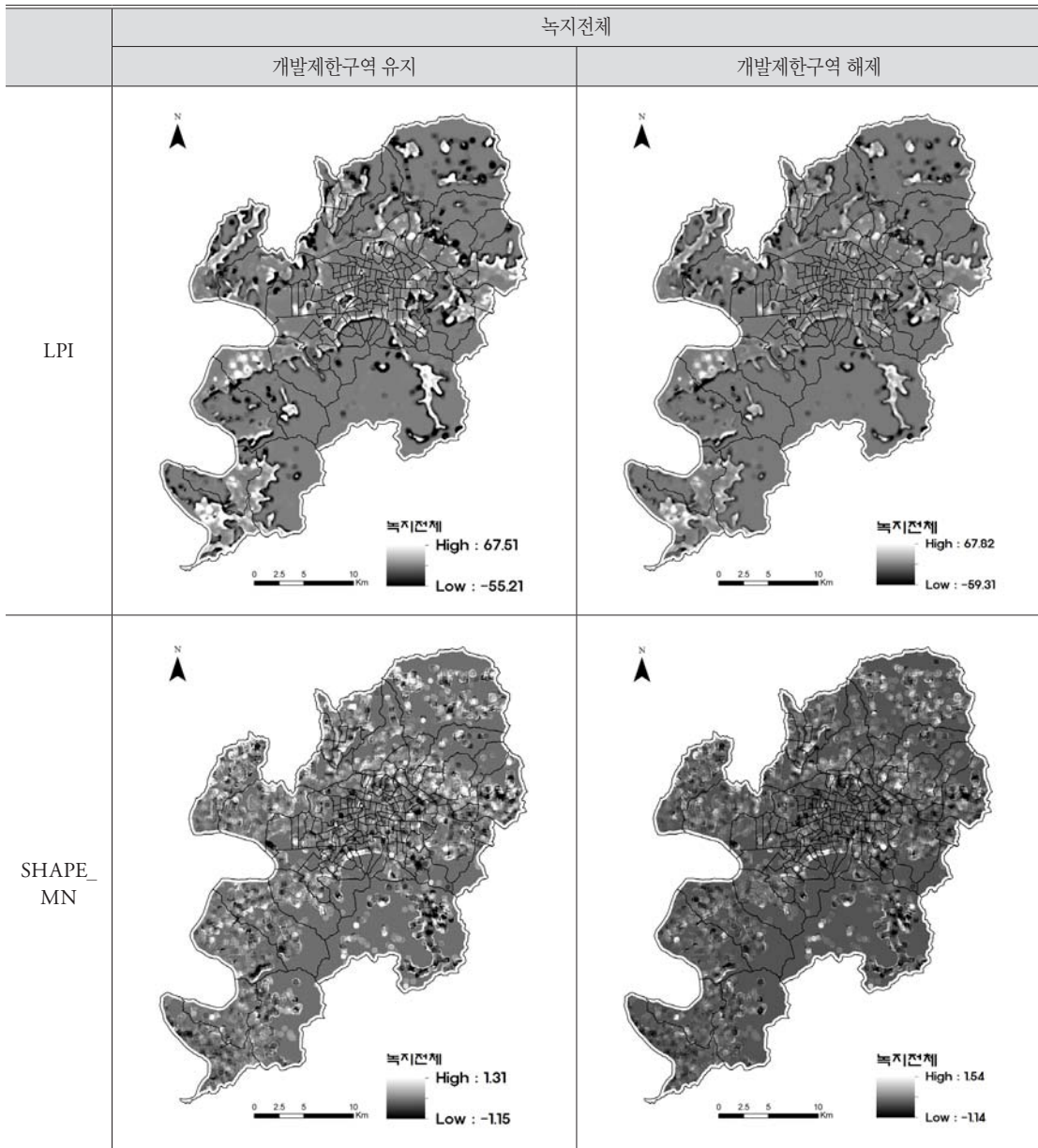


그림 6. 2009년에서 2020년간 LPI와 SHAPE_MN의 차이지도

두고 2020년의 대구시 녹지를 예측하고, 토지피복 변화탐지법과 공간메트릭스를 이용하여 2009년과 2020년간 녹지의 공간적 변화를 분석하였다. 토지피복 변화탐지의 결과에 따르면, 시나리오별로 동일하게 2009년에서 2020년까지 초지보다는 산림의 감소

가 두드러지게 나타났다. 그러나 녹지가 시가화지역으로 전환되는 유형과 면적은 시나리오별로 상이하게 나타났는데, 개발제한구역이 유지된 시나리오에서는 달성군의 논공읍 및 다사읍, 수성구의 고산2동 등에서 녹지가 시가화지역으로 전환된 면적이 다른

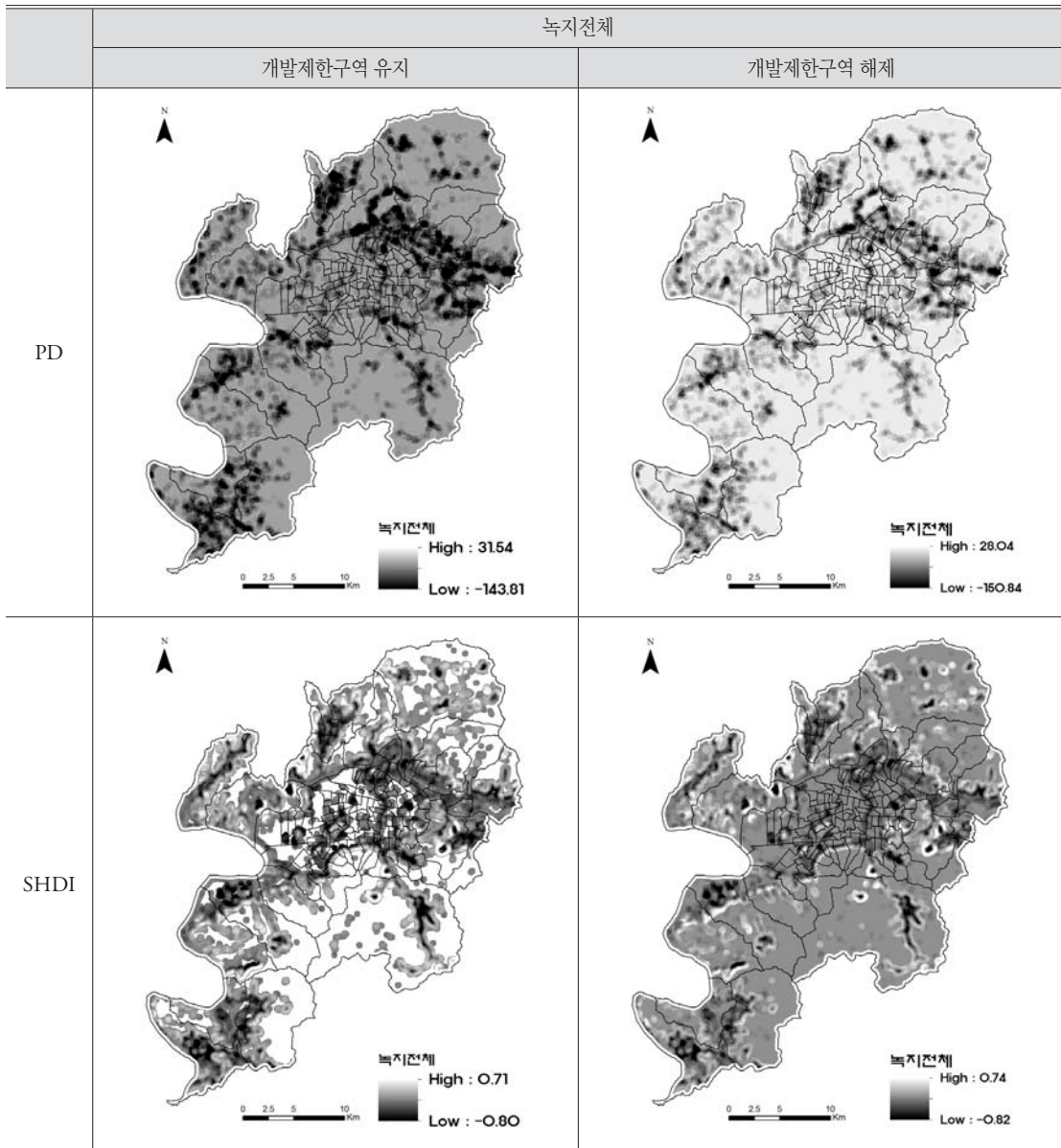


그림 7. 2009년에서 2020년간 PD와 SHDI의 차이지도

읍면동에 비해 상대적으로 많이 나타났고, 개발제한 구역이 해제된 시나리오에서는 달성군의 가창면 및 다사읍, 북구의 관문동 등에서 녹지에서 시가지지역으로 전환된 면적이 상대적으로 많이 나타났다. 다음으로 개발제한구역이 해제되었을 경우, 해제된 지역에서 녹지가 시가지지역으로 전환된 면적이 가장 크

게 나타난 지역은 달성군의 옥포면과 하빈면, 수성구의 고산2동 등으로 나타났다.

2009년에서 2020년간 녹지의 공간적 변화를 보다 국지적인 차원에서 분석하기 위하여 이동창 샘플링을 적용한 공간메트릭스를 산출하여 그 값의 변화를 차이지도로 통해 분석하였다. 개발제한구역이 유

지된 경우, 달서구의 성서, 동구의 안심, 북구의 칠곡 등 교외 부도심에서 2020년에 녹지의 파편화 현상이 뚜렷하게 나타났다. 한편, 개발제한구역이 해제된 경우, 동구 및 북구, 수성구 일부지역을 중심으로 개발제한구역의 경계 주변부에서 녹지의 파편화가 두드러지게 나타났다. 따라서 미래 대구시의 지속가능한 녹지관리를 위해서는 이러한 공간적 변화 양상을 충분히 고려하여 체계적인 모니터링을 실시할 필요가 있다.

본 연구는 CA-Markov 모형을 적용하여 미래 대구시 녹지를 예측하는데 있어서 지역적 특성을 고려하기 위하여 마르코프 체인 모형을 통해 전이확률을 도출하고, MCE를 통한 적합성 지도를 제작하여 모형을 보정하고, 개발제한구역의 해제 유무에 따른 시나리오별 도시 녹지의 공간적 변화를 평가하였다는 점에서 가치가 있다. 또한, 본 연구에서 적용된 CA-Markov 모형은 일반 CA 모형보다 사례지역의 지역적 특성을 잘 반영할 수 있는 토지피복변화 예측모형으로서 다른 도시지역에도 쉽게 적용될 수 있다. 이러한 모형은 미래 도시계획을 수립하는데 유용한 정책 평가 도구 및 의사결정 수단으로 활용될 수 있을 것이다.

하지만 본 연구는 녹지의 공간적 변화에 영향을 주는 요인인 미래의 인구 변화, 개발밀도, 도로의 건설, 도시계획 등을 모형의 보정에 활용하지 못했으며, 팔공산 도립공원, 상수원 및 문화재 보호구역, 개발불가능지 등을 제외한 부분적인 개발제한구역 해제 시나리오를 적용하지 못한 한계를 가진다. 또한, CA-Markov 모형은 현재의 추세를 반영하여 미래 토지이용변화를 예측하기 때문에 토지피복변화의 속도가 달라지거나 개발제한구역의 해제와 같은 임의적인 정책 변화를 감안하여 예측을 하지 못한다는 단점이 있다. 이에 대한 충분한 검토가 이루어진다면, 미래 도시 녹지변화에 대한 예측력이 더욱 높아질 것으로 기대된다. 마지막으로, 예측모형의 전이규칙 보정에 있어서 공간적 단위는 매우 중요하다. 본 연구에서는 대구시 전체를 대상으로 모형의 전이규칙을 보정하여 미래 녹지의 공간적 변화를 예측하였으나, 자치구 단위로 모형의 전이규칙을 보정하여 미래 녹지의 공간적 변

화를 예측해 볼 필요가 있다. 향후에 토지이용변화의 공간적 이질성을 고려하여 예측모형의 전이규칙을 보정하는 방법에 대한 후속 연구가 필요하다.

사사

This research was supported by Kyungpook National University Research Fund, 2009.

참고문헌

- 강영옥·박수홍, 2000, “서울대도시지역 도시성장 예측에 관한 연구,” 대한지리학회지, 35(4), 621-639.
- 김재익·여창환, 2008, “도시성장예측모형을 활용한 개발제한구역의 효과측정,” 국토계획, 43(3), 211-233.
- 김재한, 2012, 청주시 환상녹지의 경관 파편화 실태와 지속가능한 녹지관리 방안 모색, 대한지리학회지, 47(1), 79-97.
- 김종호·이기성, 2010, 확률과정 입문, 자유아카데미.
- 김훈희·이진희, 2001a, “토지이용변화 확률모형 구축 및 적용에 관한 연구,” 국토계획, 36(4), 95-111.
- 김훈희·이진희, 2001b, “토지이용 변화에 따른 녹지환경의 민감성 평가,” 국토계획, 36(5), 211-224.
- 대구광역시, 2007, 2020 대구도시기본계획.
- 박근애·김성준, 2007, “요인분석 및 CA-Markov 기법을 이용한 미래의 도시화 진행 양상 예측기법 개발,” 한국농공학회논문집, 49(6), 105-114.
- 안종옥, 2007, 도시성장예측을 위한 CA-Markov 모형구축 및 적용에 관한 연구: 수도권을 중심으로, 안양대학교 대학원 박사학위논문.
- 윤정미·이성호, 2002, “Fuzzy-AHP를 적용한 셀룰라오토마타의 네이버후드 및 전이규칙에 관한 연구,” 국토계획, 37(4), 83-94.
- 이상현·오규식, 2010, “셀룰라 오토마타를 이용한 개발제한구역의 효과 분석,” 국토계획, 45(3), 193-208.
- 이성호·윤정미·서경천·남광우·박상철, 2004, “셀룰라 오토마타를 이용한 김해시의 도시성장모형에 관

- 한 연구 -1987~2001년을 중심으로-,” 한국지리 정보학회지, 7(3), 118-125.
- 이인성·한재용, 2001, “1985~2000년의 서울시 녹지잠식 경향의 분석,” 국토계획, 36(3), 41-54.
- 정재준, 2004, “상대생장과 셀룰라 오토마타를 이용한 도시성장 예측 모델링: 대전광역시를 사례로,” 한국 지역개발학회지, 16(2), 1-14.
- 정재준·이창무·김용일, 2002, “도시성장 분석 및 예측을 위한 셀룰라 오토마타 모델 개발,” 국토계획, 37(1), 27-43.
- 조대현, 2008, “개발밀도를 고려한 셀룰라 오토마타 기반의 도시 토지이용 변화 모델링,” 대한지리학회지, 43(1), 117-133.
- 주용진·박수홍, 2003, “시계열 위성영상을 이용한 토지이용변화에측 확률모형의 구현과 적용,” 지리학연구, 37(4), 373-385.
- 최대식·임창호, 2004, “밀도결합형 셀룰라 오토마타 모형의 개발 -서울대도시권 도시성장 시뮬레이션 1972~2000-,” 국토계획, 39(5), 7-24.
- 환경부, 2015, 영상자료를 이용한 세분류 토지피복도 구축(6차) 및 국가환경지도시스템 주제도 제작(2차).
- Aguilera, F., Valenzuela, L.M. and Botequilha-Leitão, A., 2011, Landscape metrics in the analysis of urban land use patterns: a case study in a Spanish metropolitan area, *Landscape and Urban Planning*, 99, 226-238.
- Araya, Y.H. and Cabral, P., 2010, Analysis and modeling of urban land cover change in Setúbal Sesimbra, Portugal, *Remote Sensing*, 2, 1549-1563.
- Batty, M., 2005, Agent, cells, and cities: new representational models for simulating multiscale urban dynamics, *Environmental and Planning A*, 37, 1373-1394.
- Batty, M., Xie, Y. and Sun, Z., 1999, Modeling urban dynamics through GIS-based cellular automata, *Computer, Environments and Urban System*, 23, 205-233.
- Benenson, I. and Torrens, P.M., 2004, Modeling urban land-use with cellular automata, In: Benenson, I. and Torrens, P.M.(eds.), *Geosimulation: Automata-based Modeling of Urban Phenomena*, John Wiley & Sons, Ltd., 91-151.
- Berling-Wolff, S. and Wu, J., 2004, Modeling urban landscape dynamics: a case study in Phoenix, USA, *Urban Ecosystem*, 7, 215-240.
- Clarke, K.C. and Gaydos, S.J., 1998, Loose-coupling a cellular automation model and GIS: long-term urban growth prediction for San Francisco and Washington/Baltimore, *International Journal of Geographical Information Science*, 12(7), 699-714.
- Clarke, K.C., Hoppen, S. and Gaydos, L.J., 1997, A self-modifying cellular automata model of historical urbanization in the San Francisco Bay area, *Environment and Planning B*, 24, 247-261.
- Eastman, J.R., 2012, IDRISI Selva Manual, Clark University.
- Herold, M., Couclelis, H. and Clarke, K.C., 2005, The role of spatial metrics in the analysis and modeling of urban land use change, *Computer, Environment and Urban Systems*, 29, 369-399.
- Herold, M., Liu, A. and Clarke, K.C., 2003, Spatial metrics and image texture for mapping urban growth: measurement, analysis and modeling, *Computers, Environment and Urban Systems*, 86(3), 286-302.
- Hu, Z. and Lo, C.P., 2007, Modeling urban growth in Atlanta using logistic regression, *Remote Sensing of Environment*, 31, 667-688.
- Jain, S., Kohli, D., Rao R.M. and Bijker, W., 2011, Spatial metrics to analyse the impact of regional factors on pattern of urbanization in Gurgaon, India, *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 39(2), 203-212.
- Li, X., Lin, J., Chen, Y., Liu, X. and Ai, B., 2013, Calibrating cellular automata based on landscape metrics by using genetic algorithms, *International Journal of Geographical Information Science*, 27(3), 594-613.
- Li, X. and Yeh, A.G., 2002, Neural-network-based cellular automata for simulating multiple land conversion, *International Journal of Geographical Information Science*, 16(4), 323-343.
- Li, X. and Yeh, A.G., 2004, Data mining of cellular automata's transition rules, *International Journal of*

- Geographical Information Science*, 18(8), 723-744.
- Luck, M. and Wu, J., 2002., A gradient analysis of urban landscape pattern: a case study from the Phoenix metropolitan region, Arizona, USA, *Landscape Ecology*, 17, 327-339.
- McGarigal, K., 2014, Fragstats Help, University of Massachusetts.
- Omar, N.Q., Sanusi, S.A.M., Hussin, W.M.W., Samat, N. and Mohammed, K.S., 2014, Markov-CA model using analytical hierarchy process and multi-regression technique, *7th IGRSM International Remote Sensing & GIS Conference and Exhibition*.
- Pauleit, S., Ennos, R. and Golding, Y., 2005, Modeling the environmental impacts of urban land use and land cover change: a study Merseyside, UK, *Landscape and Urban Planning*, 71, 295-310.
- Sang, L., Zhang, C., Yang, J., Zhu, D. and Yun, W., 2011, Simulation of land use spatial pattern of towns and villages based on CA-Markov model, *Mathematical and Computer Modeling*, 54, 938-943.
- Seto, K.C. and Fragkias, M., 2005, Quantifying spatio-temporal patterns of urban land-use change in four cities of China with time series landscape metrics, *Landscape Ecology*, 20, 871-888.
- Subedi, P., Subedi, K. and Thapa, B., 2013, Application of a hybrid cellular automata-markov(CA-Markov) model in land-use change prediction: a case study of Saddle Creek Drainage basin, Florida, *Applied Ecology and Environmental Sciences*, 1(6), 126-132.
- Tian, Y., Jim, C.Y., Tao, Y. and Shi, T., 2011, Landscape ecological assessment of green space fragmentation in Hong Kong, *Urban Forestry & Urban Greening*, 10, 79-86.
- Turner, M.G., Gardner, R.H. and O'Neill, R.V., 2001, *Landscape Ecology in Theory and Practice: Pattern and Process*, Springer-Verlag.
- Weng, Q., 2002, Land use change analysis in the Zhujiang Delta of China using satellite remote sensing, GIS and stochastic modelling, *Journal of Environmental Management*, 64, 273-284.
- White, R. and Engelen, G., 1993, Cellular automata and fractal urban form: a cellular modelling approach to the evolution of urban land-use pattern, *Environmental and Planning A*, 25, 1175-1199.
- Whitsed, R. and Smallbone, L.T., 2017, A hybrid genetic algorithm with local optimiser improves calibration of a vegetation change cellular automata model, *International Journal of Geographical Information Science*, 31(4), 717-737.
- Wu, F., 2002, Calibration of stochastic cellular automata: the application to rural-urban land conversion, *International Journal of Geographical Information Science*, 16, 795-818.
- Wu, F. and Webster, C.J., 1998, Simulation of natural land use zoning under free-market and incremental development control regimes, *Computers, Environmental and Urban Systems*, 22, 241-256.
- Zhang, S., 2013, Socio-Ecological Drivers and Consequences of Land Fragmentation Under Conditions of Rapid Urbanization, Ph.D Thesis, Arizona State University.
- Zhou, X. and Wang, Y.C., 2011, Spatial-temporal dynamics of urban green space in response to rapid urbanization and greening policies, *Landscape and Urban Planning*, 100, 268-277.
- 교신: 전병운, 41566, 대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교 사회과학대학 지리학과(이메일: bwjun@knu.ac.kr)
Correspondence: Byong-Woon Jun, Dept. of Geography, College of Social Sciences, Kyungpook National University, 80 Daehakro, Buk-gu, Daegu 41566, Korea (e-mail: bwjun@knu.ac.kr)
- 최초투고일 2017. 2. 13
수정일 2017. 2. 19
최종접수일 2017. 2. 25