

CA(Cellular Automata)와 ARD(Automatic Rule Detection)를 이용한 제주도 도시 스프롤의 시공간적 변화 예측 모델링*

정고은*** · 김영호***

Modeling of Spatio-temporal changes of Urban Sprawl in Jeju-island: Using CA (Cellular Automata) and ARD (Automatic Rule Detection)*

Goeun Jung** · Youngho Kim***

요약 : 본 연구의 목적은 제주도 도시 스프롤의 시공간적 변화를 예측하는 것이다. 본 연구는 크게 세 단계로 나뉜다. 첫 번째로 스프롤 예측의 기반이 되는 토지피복 변화를 예측하기 위해 2009년과 2019년의 예측변수로 사용될 사회·환경데이터를 구축한다. 두번째로 네이버후드 테스트 모델(ARD)을 이용하여 모델에 적합한 네이버후드를 선정한 후 이를 적용하여 2019년과 2029년의 토지피복 변화를 예측한다. 세번째로 2009년에서 2019년, 2019년에서 2029년의 사이의 스프롤을 측정 및 유형을 분류한 후 시공간적 변화를 확인한다. 연구 결과, 2009년에서 2019년 사이에는 대규모의 개발로 Leapfrog와 Edge-expansion이 두드러지게 나타났으며, 2029년에는 이와 대조적으로 Infilling의 형태가 활발한 것으로 해석되었다. 본 연구는 국내 최초로 CA기반의 SIMLANDER모형을 이용하여 도시 스프롤의 시공간적 변화를 예측하고 유형별로 분석함으로써 난개발의 방지와 국토의 효율적인 관리를 위한 새로운 유형의 기초자료로 사용될 수 있다는 점에서 의의를 갖는다.

주요어 : 도시 스프롤, 도시 스프롤 예측, 토지피복 변화, 시공간변화, 셀룰라 오토마타, 네이버후드

Abstract : This study aims to predict the spatio-temporal change of the urban sprawl in Jeju isalnd. This study consists of three stages. First, we construct 2009 and 2019 social-environment data for 2009 and 2019, which are the basis for the sprawl prediction. Second, the Neighborhood test model (ARD) is used to select a suitable Neighborhood. Using the selected Neighborhood and 2009 predictor variables, we predict 2019 and 2029 landcover map. Third, after measuring and classifying the sprawl between 2009 to 2019 and 2019 to 2029, the spatiotemporal changes are analyzed. The result show that, Leapfrog and Edge-expansion appeared noticeably due to large-scale development between 2009 and 2019, and in contrast to this, there are more Infilling in 2029. This study is meaningful in that it can be used as a new basic data for preventing ineffective development and efficient management of the land by predicting spatio-temporal changes of urban sprawl and analyze by type using the Cellular Automata (CA) based SIMLANDER model for the first time in Korea.

Key Words : Urban sprawl, Sprawl prediction, Land use land cover change, Spatio-temporal change, Cellular Automata (CA), Neighborhood

*이 연구는 2021학년도 고려대학교 사범대학 특별연구비 지원을 받아 수행되었음(This research was supported by the College of Education, Korea University Grant in 2021).

**고려대학교 일반대학원 지리학과 석사과정(Master Student, Department of Geography, Korea University, jge3188@korea.ac.kr)

***고려대학교 일반대학원 지리학과/사범대학 지리교육과 교수(Professor, Department of Geography & Geography Edu., Korea University, younghokim@korea.ac.kr)

I. 연구의 배경 및 목적

도시 스프롤(Urban Sprawl)에 대한 정의는 다양하나, 공통적인 특징으로는 도시의 외연적 확산과 저밀도 개발이 제시된다(엄현태 · 우명제, 2015). 스프롤은 급속하면서도 통제되지 않는 도시팽창이기 때문에 현대 도시 개발의 근본적인 문제이다(Rosni *et al.*, 2017). 스프롤은 도시, 환경, 교통 등 여러 측면에서 부정적인 영향을 미친다. 도시가 무분별하게 팽창하는 과정에서 자연환경의 변형 및 침범을 초래하고, 대규모의 공간적 확장은 도시 기능의 비연속적인 배열로 인해 도시기능의 효율성이 저하된다. 이외에도 공간 파편화, 인프라 비용 증가, 교통 문제 등이 발생할 수 있다. 따라서 지속가능한 개발을 위해서는 이러한 무분별한 도시공간확장의 악영향을 최소화하며 스프롤을 이해하고 특성을 파악할 필요가 있다. 스프롤 관련 연구로는 스프롤을 정량적으로 측정하고 평가한 연구(Torrens, 2008; Terzi and Kaya, 2011; Jat *et al.*, 2017) 및 스프롤을 예측하는 연구(Padmanaban *et al.*, 2017; Jayasinghe *et al.*, 2021) 등이 이루어졌다. 이 중 스프롤 예측 연구는 스프롤의 공간적 범위 및 방향을 예측함으로써 난개발을 방지할 수 있으며, 스프롤이 확장됨에 따라 필요한 인프라 확충 또는 자연환경 보전 정책을 계획할 수 있기 때문에 중요한 연구주제이다.

이 연구는 CA(Cellular Automata)모형을 이용하여 도시 스프롤의 시공간적 변화를 예측하고자 한다. 예측의 과정은 다음과 같다. 우선 토지피복 변화 모델을 이용하여 미래 토지피복 변화를 예측한다. 이후 예측된 토지피복도에서 스프롤을 측정하는 과정을 거친다. 토지피복 모델에는 CA(Cellular Automata), Markov chain, ABM (Agent Based Modelling) 등 다양한 모델이 있다. 이 중 CA모델은 이산적 시간과 공간에 기초를 둔 비선형 동적 모델로서 시공간분석이 가능하다. 또한 GIS의 래스터 형태로 구현되기 때문에 공간 모델로서 많이 사용되며 복잡한 프로세스를 시뮬레이션하기에 유용하다는 장점이 있다. 이로 인해 물리학, 생태학 등 다양한 분야에서 사용되어 왔으며 특히 도시 확산 시뮬레이션에 적합하여 널리 이용되고 있다(Couclelis, 1997; Lagarias, 2012; Roodposhti *et al.*, 2020).

이 연구에서는 보다 정확한 도시 스프롤 예측을 위해

CA모델의 요소 중 하나인 네이버후드(Neighborhood)에 집중하고자 한다. 스프롤 예측결과는 그 기반이 되는 토지피복 변화 예측의 정확도에 의존한다. 토지피복 예측 모델인 CA의 핵심은 일정한 규칙에 따라 셀의 전환가능성을 계산하는 전환잠재력(Transition Potential)이며, 이는 네이버후드, 적합성, 접근성 등을 이용한다. 이 중 네이버후드는 셀 주변을 둘러싸고 있는 이웃 셀(cell)로서(윤정미 · 이성호, 2006), 네이버후드 매트릭스(Neighborhood Matrix)로 구체화된다(김세형 · 김영호, 2017). 일반적으로 기존 도시와 가까울수록 도시 인프라에 더 쉽게 접근할 수 있기 때문에 네이버후드 영역의 도시 확장가능성이 더 높다. 그러므로 CA기반의 토지피복 예측에서 주변 지역을 반영하는 네이버후드는 모델링결과에 중요한 영향을 미치는 요인이다(White and Engelen, 1993; Kocabas and Dragicevic, 2006). 이에 본 연구에서는 토지피복 예측의 정확도를 높이기 위해 연구지역과 모델에 맞는 적절한 네이버후드를 산출하고자, Roodposhti *et al.*(2020)에 의해 개발된 네이버후드 테스트 모델인 ARD(Automatic Rule Detection)를 적용하였다. ARD는 다양한 크기(nsize)와 강도(nrules)를 모두 고려하여 랜덤으로 네이버후드를 생성하고 각 네이버후드의 영향을 평가하는 자동화 모델이다. 네이버후드의 크기(nsize)는 모델안에서 도시 영향권을 어디까지 설정할 것인지를 의미하며, 강도(nrules)는 도시에서 멀어질수록 얼마나 영향력이 떨어지는가를 반영한 것이므로 크기와 강도를 모두 고려하는 것은 중요하다.

본 연구에서는 산발적인 개발로 인해 도시 스프롤 현상이 활발할 것으로 예상되는 제주도를 대상으로, 처음으로 CA기반의 SIMLANDER모형을 이용하여 미래 스프롤을 예측하고 3가지 유형으로 분류하여 스프롤의 시공간적 변화를 논의하고자 한다. 제주도는 시가지 사이사이에 농경지가 분포해 있어 스프롤을 단순히 외곽지역에서 나타나는 저밀도 개발로 정의하기에는 어렵다. 이에 본 연구는 도시 스프롤을 '비시가지로 확장되는 도시의 수평적 팽창과정'으로 정의하여 분석하고자 한다. 연구결과인 제주도 스프롤 변화 예측은 사전에 난개발을 방지할 수 있으며, 이는 국토의 효율적인 개발에 기여할 수 있다. 또한 토지이용변화와 토지 황폐화를 예방하여 스프롤이 환경에 미치는 부정적인 영향을 줄이는 것에도 도움이 되리라 기대한다.

II. 문헌연구

도시 스프롤은 1950년대 이후 많은 연구자들에 의해 연구되었으나 아직까지 명확하게 합의된 정의는 없다(Rosni *et al.*, 2017). 옥스퍼드 사전에서는 도시 스프롤을 “도시 또는 산업지에서 인접한 시골로의 무질서한 확장”으로 정의하고 있으며, EEA(European Environment Agency)는 “대규모 시가지가 주변 농업 지역으로 확장되는 물리적 패턴”으로 정의하고 있다(EEA, 2006). 반면, 국내에서는 도시중심에서 외곽으로 퍼져나가는 저밀도의 무계획적 개발로서, 비계획적인 토지이용이 나타난다고 보고 있다(신정엽, 2012; 전호진 등, 2018). 옥스퍼드사전과 EEA에서는 도시의 물리적 확장에 초점을 맞추는 반면, 국내의 스프롤 논문에서는 저밀도 개발에 초점을 두는 경향이 있다.

국내에서 도시 스프롤의 정량적인 측정은 토지이용 구성 및 변화, 인구 및 고용 밀도의 특징과 변화, 지가 분포를 보는 방법 등 다양한 연구가 이루어졌다. 신정엽·김진영(2012)은 수도권권을 대상으로 도시화지역의 변화, 스프롤의 공간형태, 토지이용, 인구 및 고용밀도의 4가지 측면에서 스프롤을 측정하였다. 임수진·김감영(2016)은 FRAGSTATS의 경관지수를 이용하여 면적, 분포, 형태 등 공간구조 관점에서 스프롤을 측정하였고, 류나영·신정엽(2020)은 광역도시권을 대상으로 인구 및 고용밀도를 기반으로 스프롤을 측정하고 그 변화 특성을 분석하였다. 황의정·우명제(2016)는 106개의 지역 노동시장권을 대상으로 스프롤을 측정하였는데 인구고용, 토지이용, 개발면적 비율, 중심성지수를 이용하였다. 국내 연구는 대부분 연구지역이 수도권 위주이며 스프롤 측정 결과를 수치적으로 제시하는데 그쳐 스프롤의 공간적인 변화를 파악하기 어렵다. 또한 각 단일시점에 대한 측정이 이루어져 두 시점에서의 변화를 보기 어렵다는 한계점이 있다. 더불어, 국내에서 스프롤 측정에 관한 연구는 활발히 이루어지고 있으나 스프롤의 시공간적 변화를 예측한 연구는 아직 이루어지지 않았다.

네이버후드는 토지피복 변화를 결정하는 중요한 요소 중 하나로서, 도시로 변화할 가능성을 계산하는데 중요한 역할을 한다(Liao *et al.*, 2016). 도시성장을 모델링하는 CA연구에서 네이버후드 적용은 Moore의 네이버후드(Jenerette and Wu, 2001), 반경이 8개의 셀로 이루어진 원형의 네이버후드(Engelen *et al.*, 1999) 등 연구마다 사

용되는 네이버후드가 다르며 연구자의 임의에 의해 선택되는 경우가 많다. Kocabas and Dragicevic(2006)는 직사각형과 원형의 네이버후드가 크기가 작은 경우 거의 동일한 효과를 보이지만, 셀 크기가 증가하면 결과의 차이가 두드러진다고 언급하였다. Liu(2007)는 크기가 다른 3개의 원형 네이버후드를 적용 및 비교하여 시드니의 도시모델링에 적합한 네이버후드를 제시하였다. 또한 다른 도시를 시뮬레이션 할 때에는 해당 도시에 적합한 네이버후드를 찾는 새로운 연구가 필요하다고 언급하였다. 이처럼 연구의 지역과, 사용된 모델, 데이터에 따라 적합한 네이버후드는 다르다. 실제로 윤정미·이성호(2006)의 연구는 지형적 특성으로 인해 김해시와 진해시에 적합한 네이버후드의 형태가 다른 것을 확인하였다. 그러나 기존에 도시성장을 모델링하면서 이를 같이 고려한 연구는 거의 없었으며 특히 국내에서는 윤정미 등(2004)에 의해 네이버후드와 전환가능성이 다른 7개의 CASE를 적용한 연구이외에는 이루어지지 않았다. 또한 네이버후드를 테스트한 많은 연구들이 네이버후드의 크기(*nsz*)는 고려하지만 네이버후드의 강도(*nrules*)는 고려하지 않고 있다.

논의된 선행연구를 통해 다음과 같은 시사점을 도출해 볼 수 있다. 첫번째로, 도시 스프롤은 다양한 특성과 유형을 포함하는 광범위한 용어이므로 연구에 맞는 다양한 접근 방식이 필요하다(Majid and Yahya, 2010). 두번째로, 국내 스프롤연구는 대부분 스프롤 측정에 초점이 맞춰져 있으며, 스프롤의 시공간적 변화를 예측한 연구가 부족한 실정이다. 세번째로, CA를 이용한 도시모델링에서 연구지역과 사용된 모델, 데이터에 따라 적합한 네이버후드가 다르며, 네이버후드 테스트과정을 거치더라도 크기(*nsz*)와 강도(*nrules*)를 동시에 고려하고 있지 않다.

III. 연구지역, 연구자료 및 연구방법

1. 연구지역

본 연구는 제주도를 대상으로 한다(그림 1). 제주도에서는 관광휴양형 지구단위계획과 같은 대규모 개발이 전국통계보다 월등히 높게 나타나고 있다. 그 결과 토지가 저렴하고 교통이 편리한 지역을 중심으로 난개발이

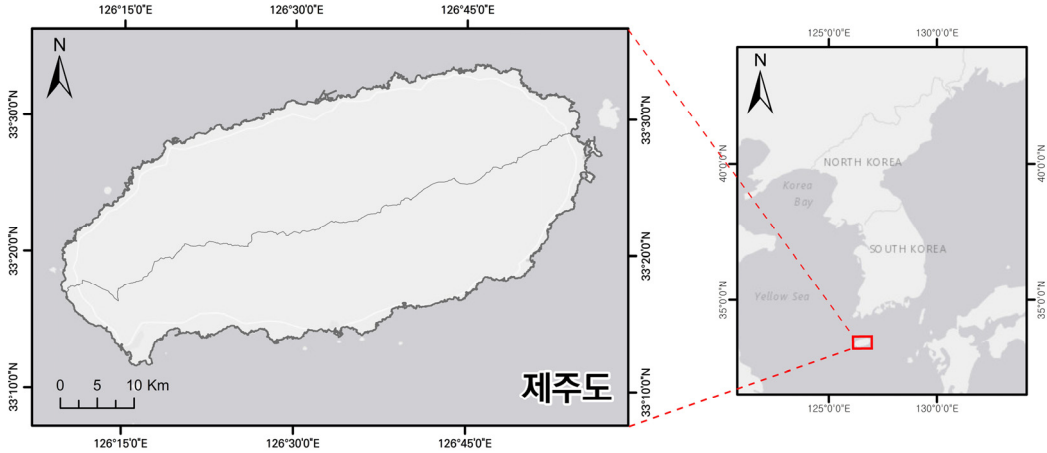


그림 1. 연구지역

발생하고 있다(이성호, 2017). 또한 귀농·귀촌인구의 확대로 비시가지에서도 꾸준한 인구 증가가 나타나고 있으며, 이는 도시 스프롤 현상으로 이어진다. 분석과정에서 도시의 과대추정 방지를 위해 제주도 본토를 제외한 섬들은 모두 연구지역에서 제외하였다.

2. 연구흐름 및 연구자료

본 연구는 크게 세 단계로 진행된다(그림 2). 첫 번째 단계에서는 토지피복 변화를 예측하기 위해 사용되는

2009년과 2019년의 사회·환경데이터를 구축한다. 두 번째 단계에서는 네이버후드 테스트 모델(ARD)을 이용하여 모델에 적합한 네이버후드를 선정한다. 선정된 네이버후드와 2009년의 예측변수를 사용하여 2019년의 토지피복 변화를 예측하고, 정확도를 검증한 후 2029년의 토지피복 변화를 예측하였다. 세번째 단계에서는 2009년에서 2019년, 2019년에서 2029년의 사이의 도시 스프롤을 측정하고, 유형을 분류하여 시공간적 변화를 확인하였다.

토지피복 변화 예측에 사용한 데이터로는 토지피복도,

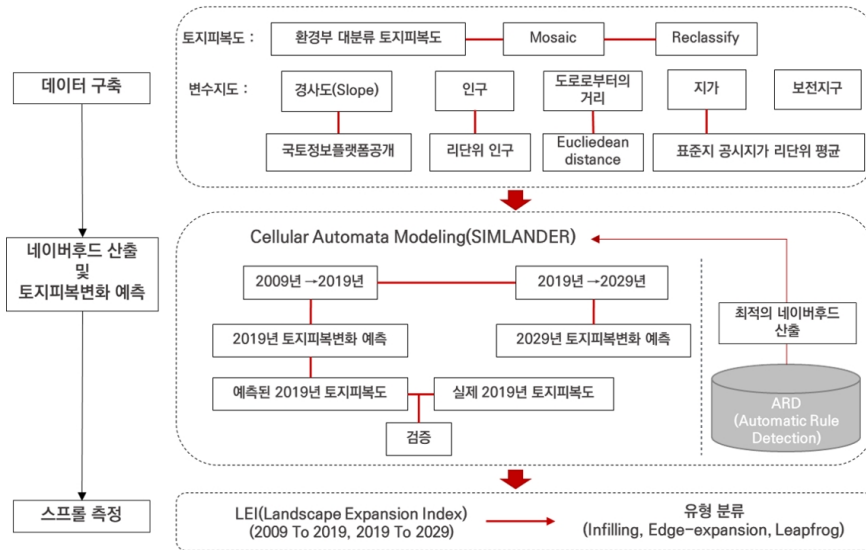


그림 2. 연구흐름도

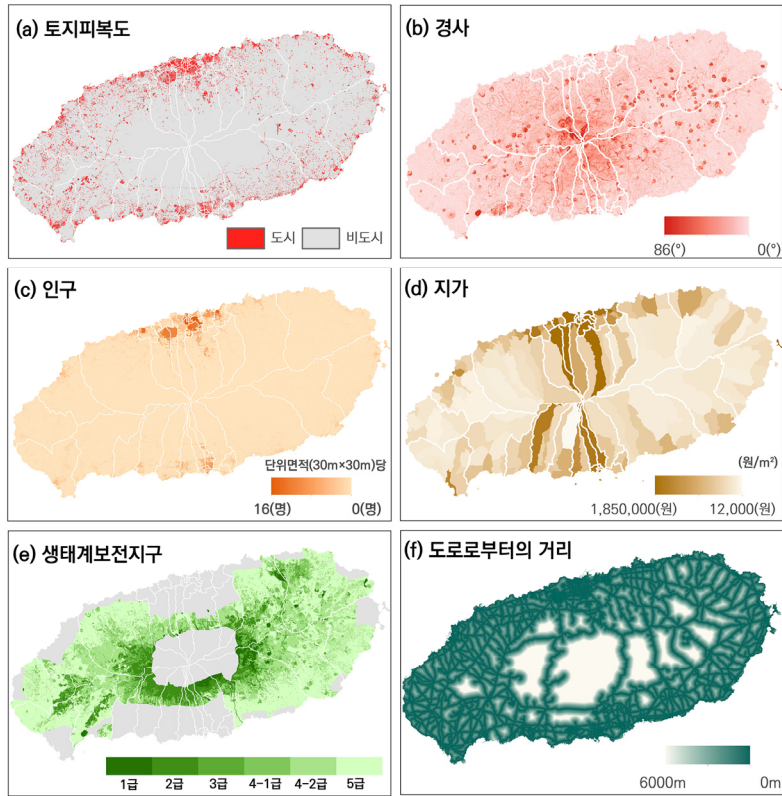


그림 3. 연구데이터

경사도(Slope), 인구, 지가, 생태계보전지구, 도로로부터의 거리가 있으며, 그림 3과 같다. (a)토지피복도는 환경부에서 제공하는 2000년대 말과 2010년대 말의 대분류 토지피복도를 사용하였다. 대분류 토지피복도의 범례 중 시가화·건조지역을 도시(Urban)로 분류하였으며 나머지 범례는 모두 비도시(Nonurban)로 분류하여 각각 2009년과 2019년의 토지피복도로 사용하였다(김동우 등, 2018). (b)경사도는 국토지리정보원에서 제공되는 5m해상도의 DEM을 사용하여 제작하였으며, (c)인구는 리단위의 인구자료를 사용하여 대시메트릭 매핑(Dasymeric Mapping) 방법을 사용하여 제작하였다. (d)지가는 국토교통부 표준지 공시지가 데이터를 지오코딩(Geocoding)하여 리단위 평균값을 계산하였다. (e)생태계보전지구는 제주도특별법에 의해 설정된 제주도에만 있는 용도지역지구로서 각 등급별로 개발행위 정도를 제한한다. (f)도로로부터의 거리는 국가교통DB에서 제공하는 도로망을 사용하였으며, 도로중심선을 이용하여 Euclidean Distance를 계산하였다. 본 연구에서 사용된 모든 공간

자료는 토지피복도의 공간해상도에 맞춰 30m×30m로 제작 및 리샘플링(Resampling)하였다.

3. 연구방법

1) 토지피복 변화 예측

토지피복 변화 예측 모델은 CA기반의 모델인 SIMLANDER를 기본 틀로 사용하여 본 연구의 맞게 일부 수정하였다. SIMLANDER는 “Simulation of land-use change using R”의 약자로 Hewitt *et al.*(2013)에 의해 개발된 모델이다. R 소프트웨어 환경을 기반으로 하며 예측변수 및 모형구조의 수정이 자유롭다는 특징이 있다. CA기반의 모델은 각 변수를 통해 전환잠재력(Transition Potential, TP) 즉, 도시로의 전환가능성을 계산하여 가장 높은 값부터 Demand만큼 비도시셀을 도시셀로 전환시킨다. 여기서 Demand는 예측단계에서 얼마만큼의 셀을 도시로 변화시킬 것인지를 의미한다. 2019년을 예측하는 과정에서

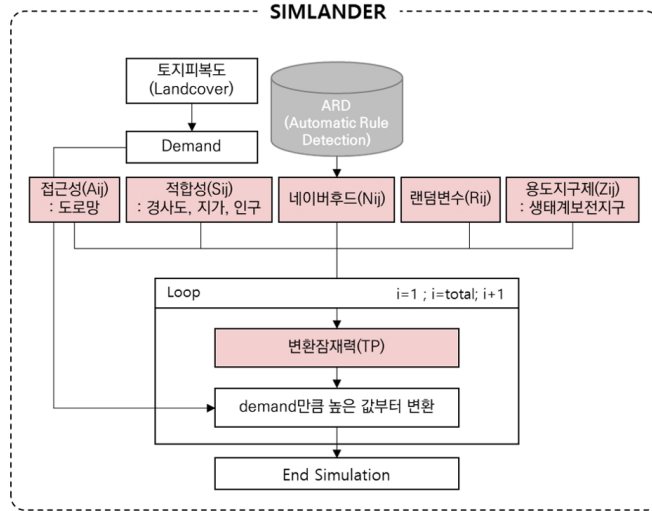


그림 4. 토지피복예측모델(SIMLANDER) 구조

사용된 Demand는 2019년 토지피복도의 도시 셀 수에서 2009년의 토지피복도의 도시 셀 수를 뺀 값을 이용하였다. 2009년부터 2019년은 제주도의 시가지가 급격하게 증가했던 시기였으므로 이후에도 동일한 도시 셀 수가 증가한다고 가정하기에는 어렵다. 따라서 2029년을 예측하는 과정에서는 1999년부터 2019년까지의 평균변화율을 적용하여 Demand를 산출하였다. 시간에서의 셀*ij*의 전환잠재력은 식 (1)과 같이 계산된다.

$$TP_{ij} = (A_{ij} + S_{ij} + N_{ij} + R_{ij}) \times Z_{ij} \quad (1)$$

전환잠재력(TP)은 앞서 구축된 사회·환경데이터를 사용하여 A(접근성), S(적합성), N(네이버후드), R(랜덤변수), Z(용도지구제) 5개의 예측변수로 가공하였으며 계산방식은 그림 5와 같다. 용도지구제의 경우 개발이 제한되는(Z=0) 지역은 토지피복 변화가 일어나지 않도록 하기위해 접근성, 적합성, 네이버후드, 랜덤변수를 합산한 값에 곱해주었다.

본 연구에서 사용된 토지피복 변화 예측 모델(SIMLANDER)은 다음과 같은 구조를 가진다(그림 4). 우선, 토지피복도를 이용하여 Demand를 계산한 후, 5가지의 예측변수(접근성, 적합성, 네이버후드, 랜덤변수, 용도지구제)를 이용하여 전환잠재력을 구한다(그림 4의 빨간색 참고). 이 중 네이버후드는 ARD에서 선정된 네이버후드를 적용한다. 전환잠재력은 각 시간단계마다 각 셀에 대해 계

산되는데, 예를 들어 2009년에서 2019년을 예측하는 경우 2010년, 2011년, 2012년...2019년 모든 시간단계에서의 토지피복 변화를 시뮬레이션 하게 된다.

2) 네이버후드 구성 및 테스트

토지피복 예측과정에서 개별 셀은 인접한 셀과의 관계에 기초하여 다른 상태로 변화하며, 이는 네이버후드를 통해 반영된다. 본 연구는 Roodposhti *et al.*(2020)에 의해 개발된 ARD(Automatic Rule Detection)를 이용하여 적합한 네이버후드를 도출하는 시뮬레이션을 진행하였다. ARD는 다양한 크기(nsize)와 강도(nrules)의 랜덤 네이버후드 매트릭스를 생성하고 이를 토지피복 변화 예측모델(SIMLANDER)에 적용하여 개별 네이버후드 매트릭스에 따른 변화 예측의 정확도를 측정한다. 이후 가장 높은 예측 정확도를 보인 네이버후드 매트릭스를 선정하여 본 모델(SIMLANDER)에 적용하였다. 정확도 측정은 AUC(Area Under Curve)를 이용하였다. AUC는 다음과 같은 순서로 계산된다. (1) 도시가 도시로 (TP, True Positive), 비도시가 비도시로 (TN, True Negative) 옳게 예측된 경우, 그리고 도시가 비도시로 (FN, False Negative), 비도시가 도시로 (FP, False Positive) 틀리게 예측된 경우의 네 가지로 구성된 오차행렬(Error Matrix)를 만든다. (2) 가로축은 Specificity{TN/(TN+FP)}, 세로축은 Sensitivity{TP/(TP+FN)}로 하여 시각화한 ROC그래프를 그린다. (3) AUC는 ROC 그래프의 면적으로서 0~1사이의 값을

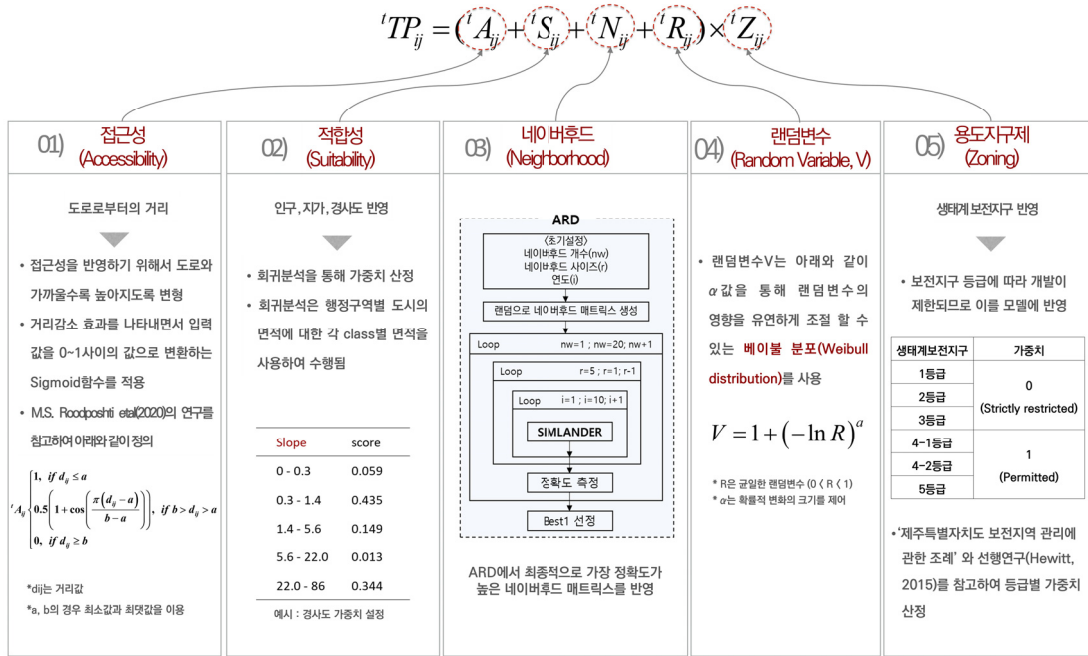


그림 5. 전환잠재력(Transition Potential, TP) 예측변수 계산

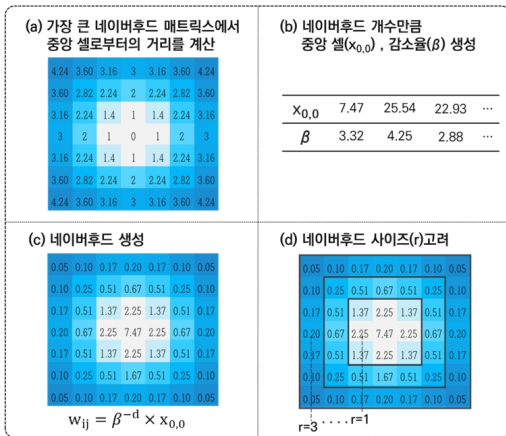


그림 6. 네이버후드 생성 및 테스트 과정

가지며 AUC값이 높을수록 모델의 예측력이 높다고 판단한다(Fawcett, 2006).

네이버후드 테스트시에는 네이버후드 효과의 강도(nrules)가 다른 100개의 네이버후드를 랜덤으로 생성한 후 각각 5종류 크기(ysize)로 테스트하여, 총 500개의 네이버후드를 테스트하였다. 네이버후드의 생성 및 테스트 과정은 그림 6과 같다. (a)가장 큰 크기의 네이버후드

매트릭스에서 중앙 셀로부터의 거리를 계산한다. (b)생성하고자 하는 네이버후드 개수만큼 중앙 셀의 값($x_{0,0}$)과 중앙 셀로부터의 감소율(β)을 생성한다. 이때, 감소율이 중앙 셀의 값보다 작게 하여 랜덤으로 값을 생성한다. (c)각각의 네이버후드마다 (b)과정에서 생성된 중앙 셀($x_{0,0}$)과 감소율(β)을 그림 6(c)의 함수식에 적용하여 네이버후드마다 강도를 다르게 생성한다. (d)생성된 네이버후드를 크기(r)별로 테스트하여 최종적으로 가장 정확도가 높은 하나의 네이버후드 매트릭스를 선정하여 실제 모델에 반영하였다. 이때, r=1은 3x3, r=2는 5x5, r=3은 7x7, r=4는 9x9, r=5는 11x11크기이다.

3) 도시 스프롤 측정

본 연구에서는 도시 스프롤의 공간적인 형태와 방향을 중점적으로 다루고 이를 유형별로 구분하고자 한다. 또한 단일 시점에 대한 공간적 특성을 설명하는 것이 아닌, 두 시점에서의 변화를 보고자 LEI(Landscape Expansion Index)를 활용하였다(Liu et al., 2010). LEI는 두 시점 사이에서 새롭게 성장한 도시 패치(patch)를 이용하여 분석하며 아래와 같다. 여기서 패치(patch)는 특성이 균일하게 나타나는 등질단위의 의미를 지닌다.

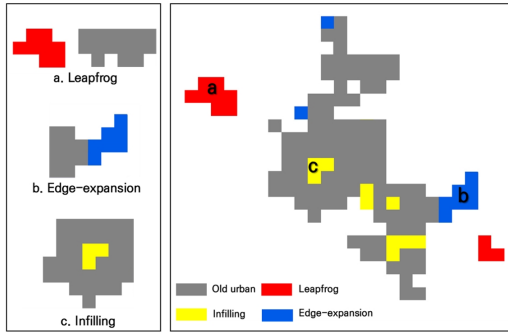


그림 7. 도시 스프롤 유형(좌), 실제 토지피복도에서 관찰된 도시 스프롤(우)

$$LEI = \frac{A_0}{P} \times 100 \quad (2)$$

A_0 는 새로운 도시 패치와 기존의 도시 패치 사이의 이웃한 경계 길이이고, P 는 새로운 도시 패치의 둘레이다. LEI지수의 값에 따라 세 가지 유형으로 나눌 수 있는데, LEI가 0이면 Leapfrog, LEI가 50이상이면 Infilling, LEI가 0에서 50사이면 Edge-expansion으로 구분하였다(Liu *et al.*, 2014). Leapfrog는 연속되지 않은 형태로 도시가 확장된 유형이며(그림 7(a)), Edge-expansion은 기존 시가지에서 연속된 형태로(그림 7(b)), Infilling은 기존 시가지의 내부에서 도시가 확장된 유형이다(그림 7(c)).

IV. 연구결과

1. 토지피복 변화 예측

1) 네이버후드 테스트 결과

생성한 네이버후드를 토지피복 변화 예측모델에 하나씩 적용하였을 때 예측 정확도가 높은, 5개의 네이버후드는 다음과 같다(표 1). 표 1에서 네이버후드ID는 각기

다른 강도(rules)를 가지는 100개의 네이버후드를 나타내며, 이를 5개의 크기(nsize)별로 테스트하여 총 500개의 네이버후드를 테스트하였다. AUC가 높을수록 모델의 예측능력이 우수함을 의미한다. 네이버후드 테스트 결과 네이버후드의 크기가 3×3, 5×5보다는 11×11, 9×9, 7×7이 더 높은 정확도를 보였다. 전체 테스트 결과에서 AUC가 가장 높았던 네이버후드는 ID가 25인 11×11사이즈의 네이버후드를 최종적으로 선정하여 이후 모델에 적용하였다.

2) 토지피복 예측 결과

2009년의 예측변수를 기반으로 2009년부터 2019년까지 각 연도별 토지피복을 예측하였다. 그림 8(c)는 2019년의 토지피복 예측 결과를 보여준다. 이후 예측 정확도를 검증하기 위해 환경부에서 제공하는 대분류 토지피복도를 사용하였으며, 본 연구와 동일하게 도시와 비도시로 재분류하였다. 정확도 검증결과 AUC 0.78로서 기준이 되는 80%(Swets, 1988)에 근접한 수치가 나오으로써 어느정도의 정확성을 가진다고 할 수 있다. 이후 같은 방식으로 2019년의 토지피복도와 예측변수를 사용하여 2029년의 토지피복 변화를 예측하였다. 예측 결과 그림 8(d)와 같이 기존시가지의 외곽에 대규모의 도시가 생겨나기도 하였으나 대부분 기존 시가지 주위에서 활발한 도시확산이 나타났다.

제주도에서 도시의 면적은 2009년에 5.74%, 2019년에는 10.67%로 두배 가까이 증가하였다. 전체 41개의 행정동 중 2009년 대비 2019년의 도시면적이 가장 많이 증가한 5개 행정동은 아라동(485.65%), 오라동(197.39%), 봉개동(196.17%), 성산읍(157.07%), 외도동(146.73%)이다. 이 중 아라동은 다른 4개 행정동에 비해서도 월등히 높은 증가율을 보였는데 이는 첨단과학기술단지개발사업이라는 대규모 개발사업으로 인한 것으로 보인다. 첨단과학기술단지개발사업은 제주도에서 진행한 기존의 관광산

표 1. 네이버후드 테스트 결과 상위 5개

순위	네이버후드ID	네이버후드 크기	AUC
1	25 th	11×11	0.77165
2	87 th	7×7	0.77159
3	63 th	9×9	0.77158
4	72 th	9×9	0.77146
5	19 th	7×7	0.77143

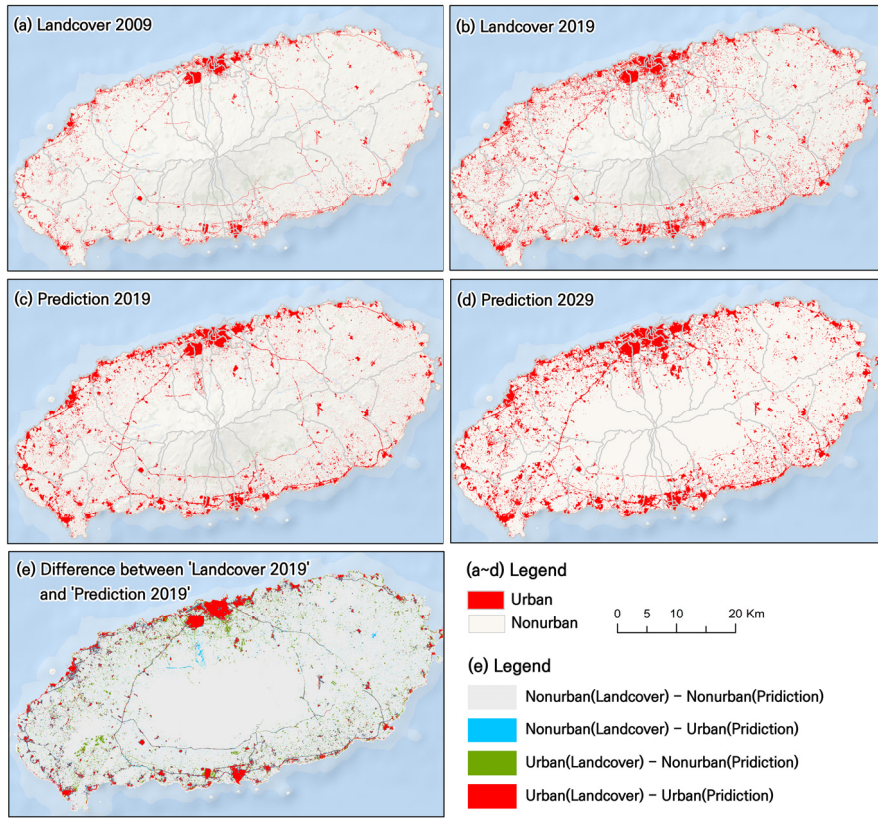


그림 8. (a)2009년 토지피복도, (b)2019년 토지피복도, (c)예측한 2019년 토지피복도, (d)예측한 2029년 토지피복도, (e)2019년 토지피복도와 예측한 2019년 토지피복도 비교

표 2. 2009년대비 2019년의 도시면적이 가장 많이 증가한 상위 5개 행정동(그림 8의 (a), (b))

(단위: m²)

행정동	2009년		2019년		2009년대비 2019년 도시 증가율
	비도시	도시	비도시	도시	
아라동	68,982,300	946,800	64,384,200	5,544,900	▲485.65%
오라동	27,742,500	828,900	26,106,300	2,465,100	▲197.39%
봉개동	46,481,400	846,900	44,820,000	2,508,300	▲196.17%
성산읍	106,623,000	3,190,500	101,611,800	8,201,700	▲157.07%
외도동	7,558,200	907,200	6,227,100	2,238,300	▲146.73%

표 3. 2019년대비 2029년(예측)의 도시면적이 가장 많이 증가한 상위 5개 행정동(그림 8의 (b), (d))

(단위: m³)

행정동	2019년		2029년(예측)		2019년대비 2029년 도시 증가율
	비도시	도시	비도시	도시	
영천동	42,773,400	3,272,400	41,130,900	4,914,900	▲50.19%
아라동	64,384,200	5,544,900	61,864,200	8,064,900	▲45.45%
봉개동	44,820,000	2,508,300	43,709,400	3,618,900	▲44.28%
오라동	26,106,300	2,465,100	25,096,500	3,474,000	▲40.93%
애월읍	186,209,100	16,610,400	178,764,300	23,397,300	▲40.86%

업개발과는 다르게 지식기반 산업단지 조성을 목표로 시작하였다(김신덕 · 정수연, 2014). 2029년 토지피복 변화를 예측한 결과 도시면적은 13.86%으로 나타났다. 2019년대비 2029년에 도시면적이 가장 많이 증가한 상위 5개 행정동은 영천동(50.19%), 아라동(45.45%), 봉개동(44.28%), 오라동(40.93%), 애월읍(40.86%)으로 예측되었다.

2. 도시 스프롤 측정 결과

2009년부터 2019년 사이에 새롭게 성장한 도시에 대하여 LEI를 계산하고 Leapfrog, Infilling, Edge-expansion 3가지 유형으로 구분하였다(그림 9(상)). 2019년은 도시 스프롤 전체에서 Leapfrog가 40.5%, Edge-expansion이 48.1%, Infilling이 11.3%로 Leapfrog와 Edge-expansion

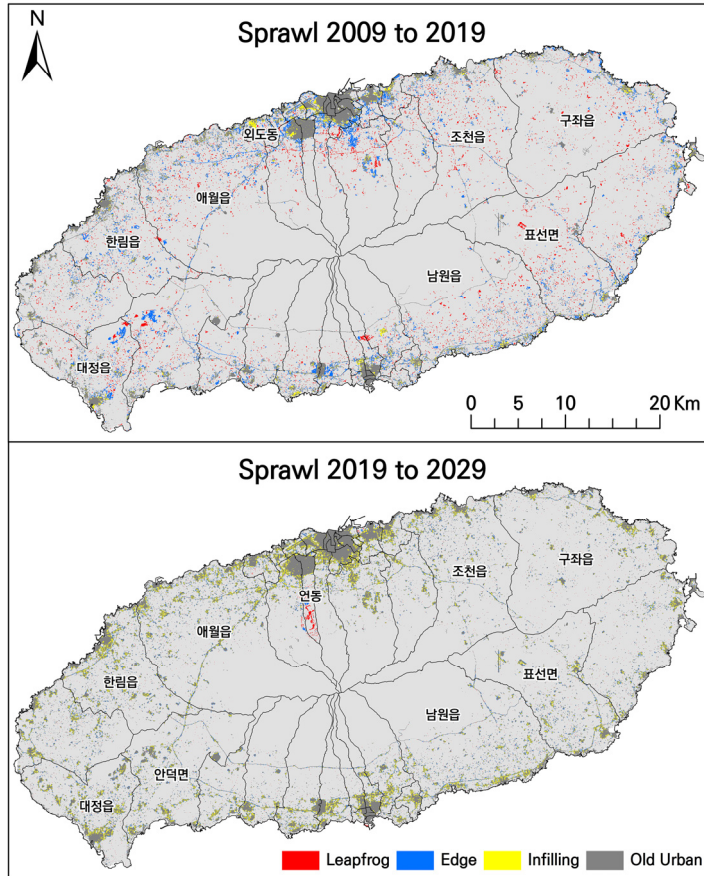


그림 9. 2009년에서 2019년 사이의 도시 스프롤(상), 2019년에서 2029년 사이의 도시 스프롤 예측(하)

표 4. 제주시와 서귀포시의 도시 스프롤 유형 비율

(단위: %)

	2009 ~ 2019			2019 ~ 2029		
	제주시	서귀포시	총합	제주시	서귀포시	총합
Infilling	6.5	4.8	11.3	34.7	26.3	61.0
Leapfrog	22.3	18.2	40.5	4.7	2.8	7.5
Edge-expansion	27.9	20.3	48.1	17.2	14.3	31.5
Total	56.7	43.3	100.0	56.6	43.4	100

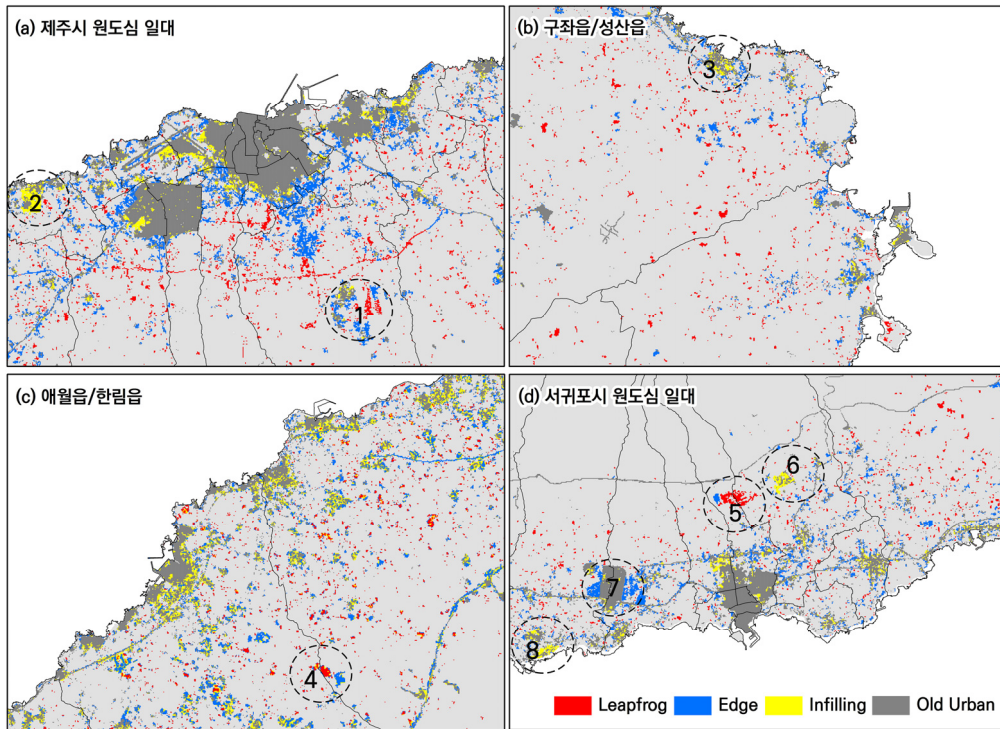


그림 10. 2009년에서 2019년 사이의 도시 스프롤(세부지역)

이 가장 많은 비중을 차지하였다. 특히 기존의 시가지와 동떨어진 지역에서 작은 규모의 Leapfrog현상이 산발적으로 나타났다. 2019년의 스프롤 현상을 행정동별로 보면 제주시는 56.7%, 서귀포는 43.3%로 서귀포시보다 제주시에서 스프롤이 더 활발하게 나타났다. 이 중 제주시는 Edge-expansion(27.9%), Leapfrog(22.3%), Infilling(6.5%) 순으로 높게 나타났으며, 서귀포시도 동일하게 Edge-expansion(27.9%), Leapfrog(18.2%), Infilling(4.8%) 순으로 높게 나타났다.

행정동별로 각 도시 스프롤 유형이 활발하게 나타나는 상위 5개 행정동을 살펴보았다. 전체 스프롤 면적에 대해 Leapfrog는 애월읍(4.43%), 구좌읍(3.83%), 남원읍(3.66%), 표선면(3.53%), 조천읍(3.49%)순으로 나타났는데 해당 행정동 모두 시가지 면적보다 비시가지면적이 더 크다. Edge-expansion은 애월읍(5.47%), 구좌읍(3.28%), 남원읍(3.28%), 한림읍(3.26%), 대정읍(3.04%)순으로 나타났으며 Infilling은 애월읍(0.85%), 외도동(0.74%), 대정읍(0.68%), 남원읍(0.68%), 성산읍(0.63%)의 순으로 나타났다. 모든 유형에서 애월읍이 가장 많은

스프롤이 나타난 것으로 관측되어 애월읍이 활발히 개발되고 있음을 알 수 있으며 구좌읍, 남원읍은 도시내부에서의 개발보다 외부로 확산되는 형태의 개발이 더 뚜렷하게 나타남을 알 수 있다.

그림 10은 특징적이거나 대규모의 도시 스프롤이 나타난 지역을 확대한 지도로서, 1번은 첨단과학기술단지 개발사업으로 대학교와 기업의 본사가 입지하게 되면서 대규모의 Infilling과 Edge-expansion이 나타난 것을 확인할 수 있다. 2번은 기존 시가지 주위에 대규모의 도시 개발사업이 나타났으며, 3번은 구좌읍 세화리로서 관광지로 발전되면서 스프롤 현상이 활발해진 것으로 보인다. 4번은 대규모의 생산단지의 입지, 5번은 리조트 대규모 개발사업, 6번은 공업단지가 입지하였다. 7번은 서귀포시청 제2청사가 입지하면서 기존시가지 주변에서 Edge-expansion이 나타난 것을 확인할 수 있으며 8번은 제주해군기지로 함으로 인한 것이다.

2019년부터 2029년 사이의 도시 스프롤을 예측하고 3가지 유형으로 구분하였다(그림 9(하)). 2029년은 Infilling이 61.0%, Edge-expansion이 31.5%, Leapfrog가 7.5%로

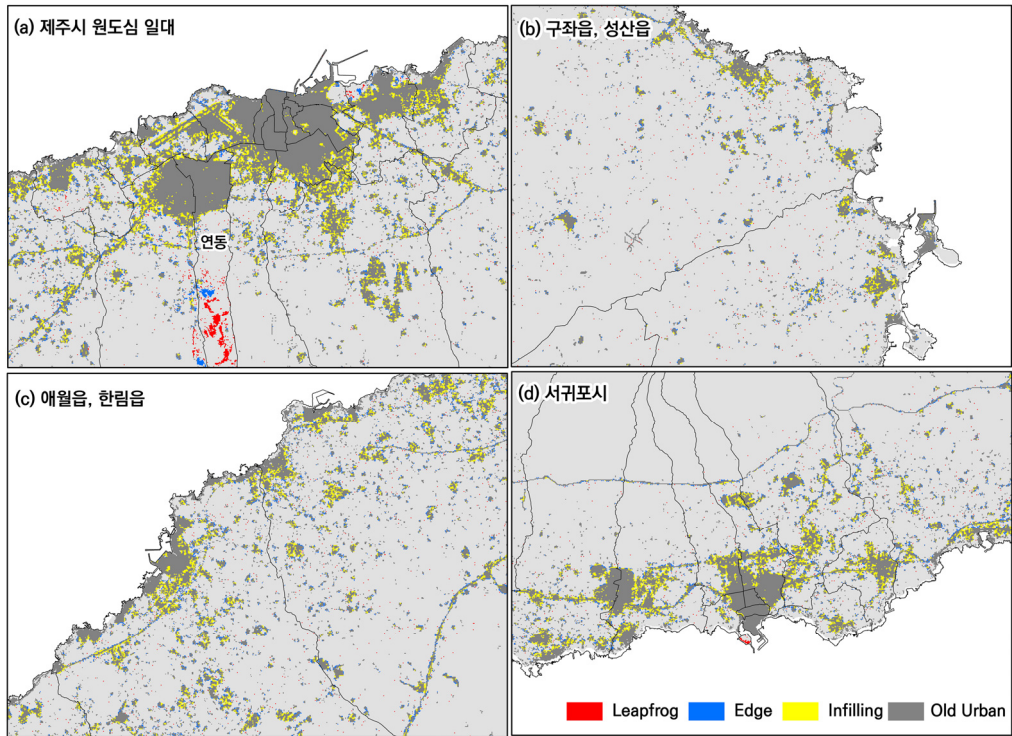


그림 11. 2019년에서 2029년 사이의 도시 스프롤(세부지역)

2019년과는 다르게 Infilling이 가장 뚜렷하게 나타난 것으로 예측되었다. 이를 행정동별로 살펴보면 제주시가 56.6%이고 서귀포시가 43.4%로, 2019년과 마찬가지로 제주시에 스프롤이 더 활발할 것으로 나타났다. 이 중 제주시는 Infilling(34.7%), Edge-expansion(17.2%), Leapfrog(4.7%) 순으로 높게 나타났으며, 서귀포시는 Infilling(26.3%), Edge-expansion(14.3%), Leapfrog(2.8%) 순으로 높게 나타났다.

행정동별로 각 도시 스프롤 유형이 활발할 것으로 예측된 상위 5개 행정동을 살펴보았다. Infilling은 애월읍(6.90%), 한림읍(4.56%), 대정읍(4.27%), 남원읍(4.14%), 안덕면(3.07%)의 순으로 2019년의 시가지 주위에서 확산되는 것을 확인할 수 있다. Leapfrog은 연동(1.33%), 구좌읍(0.64%), 애월읍(0.62%), 남원읍(0.51%), 조천읍(0.47%)의 순으로 높게 나타났다. 연동은 현재의 농지에서 대규모의 Leapfrog이 예측됐는데 이는 지가, 도로, 인구 등 도시로 변하기 좋은 조건을 충족하여 이와 같이 나타난 것으로 보인다(그림 11(a) 참고). Edge-expansion은 애월읍(3.92%), 남원읍(2.94%), 한림읍(2.47%), 조천

읍(2.17%), 표선면(2.15%)의 순으로 높게 나타났다.

V. 결론 및 토의

본 연구는 제주도를 대상으로 도시 스프롤의 시공간적 변화를 예측하였다. 스프롤 예측의 정확도 향상을 위하여 토지피복 변화 예측과정에서 본 연구에 적합한 네이버후드를 산출하였다. 이때 11×11, 9×9, 7×7의 크기가 대부분 좋은 정확도를 보였다. 가장 정확도가 높은 네이버후드를 적용하여 2019년의 토지피복 변화를 예측한 결과 AUC 0.78로 어느 정도의 정확성을 가진다고 판단하여 같은 방식으로 2029년의 토지피복을 예측하였다. 이후 LEI지수를 사용하여 스프롤을 측정하고 시공간적 변화를 확인하였다. 토지피복 분석 및 예측결과, 2019년은 2009년에 대비하여 아래동이 월등히 높은 도시증가율을 보였는데 이는 대규모 개발사업에 의한 것이다. 2029년을 예측한 결과 2019년에 비하여 영천동이 가장 높은 증가율을 보였다. 스프롤 측정 및 예측결과, 2019

년은 Infilling보다 Leapfrog와 Edge-expansion이 더 많이 나타났으며, 애월읍이 가장 활발하게 스프롤 현상이 나타나고 기존 시가지 내부보다 외부로 확산되는 형태로 개발되고 있다. 2029년의 스프롤을 예측한 결과 2019년과 다르게 Infilling이 가장 활발하게 나타났으며, 연동에서 대규모의 스프롤이 발생할 것으로 예측되었다.

본 연구는 국내에서 처음으로 CA기반의 SIMLANDER 모형으로 이용하여 도시 스프롤의 시공간적 변화를 예측하고 그 유형을 확인하였다는 점에서 의의를 가진다. 국내 연구는 대부분 스프롤 측정에 초점을 두고 있으며, 스프롤 예측에 관한 연구는 이루어지지 않았다. 이러한 점에서 제주도를 대상으로 스프롤의 시공간적 변화를 예측함으로써, 사전에 난개발을 방지하고 국토의 효율적인 관리를 위한 기초자료로서 활용할 수 있다는 점에서 의미가 있다. 또한 이 과정에서 ARD라는 네이버후드 테스트 모델을 국내에서 처음으로 적용하여 향후 토지 피복 변화 예측과 스프롤 예측 연구의 정확도 향상에 기여할 수 있다는 점에서 의미가 있다.

그러나 본 연구는 다음과 같은 한계점을 가진다. 첫째로, 토지피복 변화 예측 과정에서 대규모의 도시개발계획과 같은 정책적인 부분을 반영하기 어렵다는 제한점이 존재한다. 둘째로 예측변수들의 특성을 고려하여 가중치를 다르게 반영하지 못한 한계점이 존재한다. 이는 다양한 공간통계모형을 사용하여 각 변수들이 토지피복 변화에 미친 영향을 분석함으로써 반영될 수 있다(임창민·김영호, 2016). 셋째로 지가데이터의 행정구역 대표성이 떨어진다는 점이다. 지가데이터를 리단위로 구축하였는데 제주도 행정구역 특성상 산지를 많이 포함하고 있다. 이는 실제 행정구역의 지가를 반영하기에는 대표성이 떨어질 수 있다는 한계점이 있다. 추후연구에서 이러한 한계점을 보완할 필요가 있을 것으로 보인다.

참고문헌

김동우·김장수·김만규, 2018, “남한지역 토지피복 변화 예측을 위한 상대선호도함수 모델 적용,” 한국지리학회지, 7(3), 463-478.
 김신덕·정수연, 2014, “제주첨단과학기술단지 개발사업이 인근지역의 토지가격변화에 미친 영향에 관한 연구” 지역연구, 30(4), 51-68.

김세형·김영호, 2017, “한국 말라리아 발생의 공간 분포 변화 및 인문·환경 요인 분석” 한국지리학회지, 17(1), 71-85.
 류나영·신정엽, 2020, “광역도시권의 스프롤 변화 양상: 광역 도시권의 설정과 밀도 기반의 인구 및 고용 스프롤 측정을 중심으로” 한국지리학회지, 9(2), 395-409.
 신정엽, 2012, “개념과 프로세스를 중심으로 한 도시 내부구조 모델의 이론적 고찰” 한국지리학회지, 1(2), 177-191.
 신정엽·김진영, 2012, “도시 스프롤에 대한 논의 재조명과 공간 분석 방법론에 토대한 도시 스프롤 측정 연구: 수도권을 사례로” 서울법학, 19(3), 317-354.
 엄현태·우명재, 2015, “신시가지 개발을 동반한 도시스프롤이 중심도시 쇠퇴에 미치는 영향 지역차원의 도시재생 정책에 대한 시사점” 국토계획, 50(6), 103-114.
 윤정미·이성호, 2006, “지역적 특성을 고려한 도시 성장 패턴에 관한 연구” 한국지리정보학회지, 9(1), 116-126.
 윤정미·이성호·박상철, 2004, “퍼지집합개념과 AHP의 유용성에 관한 연구 -도시성장모델링을 이용하여”, 도시연구보, 17, 11-19.
 이성호, 2017, “제주특별자치도 성장관리방향에 관한 연구” 도시행정학보, 30(3), 149-171.
 임수진·김강영, 2016, “수도권 스프롤 양상의 시공간적 변화: 공간구조 기반 접근” 한국지리학회지, 22(3), 628-642.
 임창민·김영호, 2016, “아이젠벡터 공간필터링 모형을 활용한 국내 결핵발생의 사회·환경적 결정 요인 분석” 한국지리학회지, 16(3), 89-101.
 전호진·김윤필·우명재, 2018, “도시쇠퇴와 스프롤의 유형 및 상관성에 관한 연구 전국 지역노동시장권(LLMAs)을 중심으로” 국토계획, 53(2), 183-200.
 황의정·우명재, 2016, “전국 도시권의 도시 스프롤 측정을 통한 유형 및 특성 분석” 국토계획, 51(5), 21-42.
 Couclelis, H., 1997, From cellular automata to urban models: new principles for model development and implementation, *Environment and Planning B: Planning and Design*, 24(2), 165-174.
 EEA, 2006, *Urban sprawl in Europe: The ignored challenge*, European Environmental Agency Report 10/2006.
 Engelen, G., Geertman, S., Smits, P., and Wessels, C., 1999, Dynamic GIS and Strategic Physical Planning Support: A Practical Application, in Stillwell, J., Geertman, S., and Openshaw, S., eds., *Geographical Information and Planning: European Perspectives*, Berlin, Heidelberg: Springer, 87-111.

- Fawcett, T., 2006, An introduction to ROC analysis, *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861-874.
- Hewitt, R., Pacheco, J.D., and Gomez, B.M., 2013, A cellular automata land use model for the R software environment (Description and user documentation).
- Jat, M.K., Choudhary, M., and Saxena, A., 2017, Application of geo-spatial techniques and cellular automata for modelling urban growth of a heterogeneous urban fringe, *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20(2), 223-241.
- Jayasinghe, P., Raghavan, V., and Yonezawa, G., 2021, Exploration of expansion patterns and prediction of urban growth for Colombo City, Sri Lanka, *Spatial Information Research*, <https://doi.org/10.1007/s41324-020-00364-4>.
- Jenerette, G.D. and Wu, J., 2001, Analysis and simulation of land-use change in the central Arizona - Phoenix region, USA, *Landscape Ecology*, 16(7), 611-626.
- Kocabas, V. and Dragicevic, S., 2006, Assessing cellular automata model behaviour using a sensitivity analysis approach, *Computers, Environment and Urban Systems*, 30(6), 921-953.
- Lagarias, A., 2012, Urban sprawl simulation linking macro-scale processes to micro-dynamics through cellular automata, an application in Thessaloniki, Greece, *Applied Geography*, 34, 146-160.
- Liao, J., Tang, L., Shao, G., Su, X., Chen, D., and Xu, T., 2016, Incorporation of extended neighborhood mechanisms and its impact on urban land-use cellular automata simulations, *Environmental Modelling and Software*, 75, 163-175.
- Liu, X., Ma, L., Li, X., Ai, B., Li, S., and He, Z., 2014, Simulating urban growth by integrating landscape expansion index (LEI) and cellular automata, *International Journal of Geographical Information Science*, 28(1), 148-163.
- Liu, X., Li, X., Chen, Y., Tan, Z., Li, S., Ai, B., 2010, A new landscape index for quantifying urban expansion using multi-temporal remotely sensed data, *Landscape Ecology*, 25, 671-682.
- Liu, Y., 2007, The impact of neighbourhood size on the accuracy of cellular automata-based urban modelling, *Applied GIS*, 3(3), 1-14.
- Majid, M.R. and Yahya, H., 2010, Sprawling of a Malaysian City: What Type and What Solutions?, *The First International Conference on Sustainable Urbanization (ICSU 2010)*.
- Padmanaban, R., Bhowmik, A.K., Cabral, P., Zamyatin, A., Almegdadi, O., and Wang, S., 2017, Modelling urban sprawl using remotely sensed data: A case study of Chennai city, Tamilnadu, *Entropy*, 19, 163.
- Roodposhti, M.S., Hewitt, R.J., and Bryan, B.A., 2020, Towards automatic calibration of neighbourhood influence in cellular automata land-use models, *Computers, Environment and Urban Systems*, 79, 101416.
- Rosni, N.A., Noor, N.M., and Abdullah, A., 2017, Bibliometric analysis on quantifying urban sprawl in assessing a comprehensive meaning of sprawl: A review, *Planning Malaysia*, 15(1), 305-318.
- Swets, J.A., 1988, Measuring the accuracy of diagnostic systems, *Science*, 240(4857), 1285-1293.
- Terzi, F. and Kaya, H.S., 2011, Dynamic spatial analysis of urban sprawl through fractal geometry: The case of Istanbul, *Environment and Planning B: Planning and Design*, 38(1), 175-190.
- Torrens, P.M., 2008, A Toolkit for Measuring Sprawl, *Applied Spatial Analysis and Policy*, 1, 5-36.
- White, R. and Engelen, G., 1993, Cellular automata and fractal urban form: A cellular modelling approach to the evolution of urban land-use patterns, *Environment and planning A*, 25(8), 1175-1199.
- 교신 : 김영호, 서울특별시 성북구 안암로 145(이메일: younghokim@korea.ac.kr)
- Correspondence : Youngho Kim, 145, Anam-ro, Seongbuk-gu, Seoul, Republic of Korea (Email: younghokim@korea.ac.kr)
- 투고접수일: 2021년 3월 16일
심사완료일: 2021년 4월 3일
게재확정일: 2021년 4월 15일