

증거기반 국토계획 수립을 위한 토지이용변화 예측 및 모니터링

: Markov Chain과 MLP 기법을 중심으로***

Prediction and Monitoring of Land-Use Change for Evidence-Based Territorial Planning

: Focusing on the Application of Markov Chain and MLP (Multi-Layer Perceptron)

정재영***  · 강민규**** 

Jung, Jae-Young · Kang, Min-Gyu

Abstract

South Korea faces limitations in land availability. Therefore, preventing urban sprawl and managing land resources efficiently is essential to preserve them for future generations. Territorial monitoring is essential in this effort, as it identifies land-use changes based on empirical evidence and integrates this information into policy development. However, despite its importance, territorial monitoring has not effectively incorporated predicted land-use changes into policy-making, and territorial planning remains largely normative. This study aimed to predict land-use changes using time-series data and to incorporate these projections into national land policies. It forecasts the 2030 land-use for 30 cities in Gyeonggi Province, which are expected to experience development pressure, based on land cover data. The prediction process employed the Markov Chain and Multi-layer Perceptron (MLP) models. The analysis revealed that built-up areas would increase across all regions of Gyeonggi Province by 2030, although the magnitude and spatial patterns of growth differed by city. Additionally, indiscriminate urban expansion was observed at both metropolitan and municipal levels. These results suggest that national land policies should be tailored to each region, reflecting the diverse patterns of land-use change. Furthermore, the land-use changes resulting from these policies should be continually re-evaluated and incorporated into future forecasts, thereby ensuring ongoing monitoring.

주제어 국토모니터링, 토지이용변화, 마르코프 체인, 다층퍼셉트론

Keywords Territorial Monitoring, Land-use Change, Markov Chain, MLP

1. 서론

우리나라는 20세기 후반 급격한 산업화를 거치면서 토지를 활용하여 사적(私的) 효용을 높이기 위한 개발수요가 많이 발생하였다. 이러한 개발수요 증가에 대응하기 위해 도입된 준농림지역

은 토지공급에 상당 부분 기여하였으나, 결과적으로 국토의 심각한 난개발을 초래하였다(국토교통부, 2014). 이처럼 토지이용에 대한 종합적인 계획 없이 이루어지는 개발은 기반시설 부족, 교통체증, 환경오염과 같은 부작용을 야기하게 된다(박헌주, 2000). 이러한 난개발을 방지하고 장기적인 관점에서 국토를 종합적으

* 이 논문은 2023년도 서울시립대학교 기초·보호학문 및 융복합 분야 R&D 기반조성사업에 의하여 지원되었음.

** 이 논문은 대한국토·도시계획학회 2024 춘계산학술대회에서 발표한 내용을 수정·보완하여 작성하였음.

*** Master's Student, Department of Urban Administration, University of Seoul (First Author: yoko7155@uos.ac.kr)

**** Associate Professor, Department of Urban Administration, University of Seoul (Corresponding Author: mgkang23@uos.ac.kr)

로 운영하기 위해 「국토의계획및이용에관한법률」(이하 국토계획법)이 제정되었다. 그러나 국토계획법 시행 이후에도, 복잡해지는 사회환경에서 국토에 대한 수요는 다양한 양상으로 나타나고 있다. 이처럼 변화하는 국토환경에 적극적으로 대응하기 위해서는 국토계획 또한 지속적인 환류를 통해 진화할 필요가 있다.

특히 최근에는 증거기반(evidence-based) 정책 수립을 위해 국토이용 현황을 데이터로 진단하고 환류하고자 하는 국토모니터링 제도가 시행되고 있다. 하지만 현재 국토모니터링은 국토현황 파악을 위한 기초적 데이터만 구축하고 있을 뿐, 미래 전망을 바탕으로 국토계획에 대한 환류는 본격적으로 이루어지지 않고 있다(국토교통부, 2020). 공간정보 및 환경 등 일부 분야에서 토지이용 변화를 예측하는 연구가 이루어져 왔으나, 이 역시 대부분 예측 결과를 검증(김성준·이용준, 2007; 방건준 외, 2018)하거나 토지이용 변화가 특정 부문에 미치는 영향을 분석(서현진·전병운, 2017; Wang et al., 2023)하는 데 그치고 있다. 이처럼 국토모니터링을 위해 토지이용 변화를 예측하고 국토정책적 함의를 도출하는 연구는 여전히 부족한 실정이다.

본 연구의 목적은 증거기반 국토정책 수립을 위해 토지이용변화를 예측함으로써 토지이용의 무분별한 확장을 진단하고, 그 결과를 미래 국토계획에 환류하는 데 있다. 이를 위해 마르코프 체인과 MLP를 결합한 MLP-MCA(Multilayer perceptron and Markov chain analysis) 방법론으로 경기도 30개 시군의 2020년 토지이용을 예측하고, 실제 2020년 토지이용 자료와 비교·검증하였다. 또한 검증 이후 2030년의 토지이용변화를 예측하고, 그 결과를 통해 토지이용의 문제점을 진단하여 대도시권 차원과 지역 차원에서 시사점을 도출하고자 하였다.

II. 선행연구 고찰

1. 국토모니터링 관련 연구

시장의 개발수요에 비해 국토자원은 한정되어 있으므로 효율적인 관리가 필요하다. 「국토기본법」은 개발과 보존의 조화를 통한 국토의 지속가능한 발전상을 제시한다. 국가와 지방자치단체

는 해당 법에 근거하여 계획을 세우고 장기적인 발전 방향을 설정하고 있다. 효과적인 국토계획을 위해서는 엄밀한 데이터를 활용하여 계획을 수립하고 국토정책에 대한 환류가 이루어져야 한다. 이를 위해 「국토기본법」 제25조의2 및 동법 시행령 제10조의3에 따라 국토모니터링 제도가 시행되고 있다.

기존의 국토계획은 국토의 실제 변화를 제대로 반영하지 못하고 규범적으로 이루어졌다는 비판이 있어 왔다(임은선 외, 2017). 최근 기술의 발달로 이러한 여건이 변화하고 있으며, 다양한 빅데이터를 활용하여 국토의 변화를 실증적으로 분석하는 것이 가능해졌다. 이에 따라 데이터 기반의 실증적 증거를 기반으로 국토를 계획하고 정책집행 및 환류가 이루어지는 국토모니터링의 필요성이 대두되고 있다(국토교통부, 2020).

선행연구는 국토모니터링에서 국토이용 현황을 정확히 파악하고 미래를 예측하는 과정을 강조하고 있다. 국토교통부(2020)는 국토모니터링을 국토변화 모니터링과 국토계획 모니터링으로 구분하여 절차와 역할을 제시하였다. 국토변화 모니터링에서는 데이터 기반의 변화분석, 이슈진단, 추세전망을 통해 정책대안을 형성한다. 「제5차 국토종합계획(2020-2040)」에서는 국토모니터링을 국토현황 진단 및 부문 모니터링, 국토정책 모니터링, 국민체감 모니터링으로 분류하였다. 국토현황 진단 및 부문 모니터링은 국토의 현황과 전망으로 국토계획의 추진 성과를 진단한다. 서기환 외(2018)는 <표 1>과 같이 토지이용변화 모니터링의 범위를 현황 파악, 변화감지, 변화예측으로 구분하였다. 토지이용변화 모니터링은 각 단계가 순차적으로 이루어진다. 즉, 구축한 시계열 데이터로 변화추세를 파악하고 이를 고려하여 변화를 예측한다.

하지만 국토모니터링은 기초지표 구축에 머무를 뿐, 데이터 기반의 예측과 정책 환류는 이뤄지지 못하고 있다(국토교통부, 2020). 무엇보다 그 원인은 국토모니터링을 수행하기 위한 미시적인 기초데이터의 부족과 미래를 예측하는 정교한 방법론의 결핍에 있다. 토지이용 모니터링에서는 토지이용 변화 감지를 위한 토지 피복지도가 정기적으로 생산되지 않았으며, 자료 간 오차로 인해 직접적인 비교 역시 어려웠다(서기환 외, 2018; 이규성 외, 2009).

앞의 내용을 정리하면 다음과 같다. 국토모니터링은 데이터 기반의 미래 예측을 통해 국토정책을 수립하고자 한다. 하지만 현

Table 1. Classification and previous research on land-use change monitoring

Classification	Methodologies		Previous research
Monitoring land-use change	Current status	Time-series LULC (land-use/land-cover) status assessment using satellite images/aerial photographs (land cover classification by remote sensing)	Jo et al. (2019) Seo et al. (2018) Jeong (2024)
	Change detection	Change detection through comparison of time-series LULC data	Park and Jang (2020) Kim et al. (2016)
	Prediction	Land-use change prediction using time-series data and land use models	Kim and Lee (2007) Mansour et al. (2023) Wang et al. (2023)

Source: Reorganized based on Seo et al. (2018)

재의 국토모니터링에서는 국토변화의 예측이 국토정책에 환류되지 못하며, 이와 관련된 연구는 여전히 부족한 실정이다. 본 연구는 이러한 맥락에서 향후 토지이용 변화를 예측하고 그 결과를 국토정책에 환류하는 구체적인 과정에 대해 논의하고자 한다.

2. 토지이용변화 관련 선행연구

본 연구는 토지이용변화 관련 선행연구를 현황파악, 변화감지, 변화예측으로 구분하여 토지이용변화 모니터링의 의의와 한계를 검토하였다. 현황을 파악하는 연구는 주로 인공위성 사진을 분류하여 토지의 용도를 식별하였다. 조원호 외(2019)는 환경부에서 제작하는 토지피복지도 대분류의 긴 갱신주기를 지적하며 합성곱 신경망으로 토지피복을 분류하였다. 서기환 외(2018)는 국토모니터링의 기초자료인 토지피복지도를 개선하기 위해 딥러닝 기법을 적용하여 위성자료에서 일반주택지역을 식별하였다. 정종철(2024)은 토지의 현황을 파악하기 위해 Support vector machin(SVM) 기법을 활용하여 토지피복을 분류하였다.

다음으로 토지이용의 변화 감지 관련 연구는 주로 여러 시계열의 토지피복지도를 비교하여 토지이용의 변화를 분석하였다. 박현수·장동호(2020)는 1989년부터 2019년까지의 대전광역시 토지피복 변화를 분석하였다. 분석결과 시가지의 확장은 도심 외곽과 100m 이하의 평탄지에서 두드러졌다. 김성훈 외(2016)는 세종특별자치시의 토지피복 변화를 분석하였다. 그 결과, 행정중심복합도시가 건설되면서 농업지역과 산림지역이 주거지역, 상업지역, 도로 등의 시가지 지역으로 변화했다는 점을 밝혔다.

끝으로 토지이용변화를 예측하는 연구는 주로 예측 모델의 성능을 검증하고 개선하려는 목적으로 이루어졌다(김성준·이용준, 2007; 방건준 외, 2018). 또한, 다수의 연구는 데이터 구축이 어려운 저개발국 도시를 대상으로 토지이용변화를 예측하였다(Mansour et al., 2023; Saputra and Lee, 2019; Wang and Maduako, 2018). 예측 결과를 바탕으로 국토정책의 함의를 도출하는 연구는 부분적으로 이루어졌다. 서현진·전병운(2017)은 대구광역시 내 개발제한구역의 존재 여부에 따른 토지이용변화 시나리오를 예측하였다. 개발제한구역은 도시의 파편화를 완화하는 것으로 분석되었다. Wang et al.(2023)은 중국 광둥 지역에서 도시 압축정도에 따른 토지이용변화를 예측하였다. 분석결과에 따르면 도시의 압축개발은 생태계 질에 긍정적인 영향을 미쳤다.

또한 토지이용의 변화를 예측하는 연구는 다양한 방법론을 사용하여 미래의 상태를 추정하였다. 주로 사용되는 방법론으로는 로지스틱 회귀모형(김근한 외, 2019; Hu and Lo, 2007; Lee and Lee, 2023; Pardo-García and Mérida-Rodríguez, 2018), 행위자 기반 모형(박수진 외, 2015; Parker et al., 2003), CLUE(이용관 외 2016), CA-Markov(김성준·이용준, 2007; 서현진·전병운, 2017; 이상현·오규식, 2010; Firozjaei et al.,

2019; Wang et al., 2023; Wei et al., 2023), MLP-MCA(김오석·윤정호, 2015; 방건준 외, 2018; Mansour et al., 2023; Wang and Maduako, 2018) 등이 있다. 로지스틱 회귀모형은 설명변수가 토지이용변화에 미치는 영향을 추정할 수 있다. 하지만, 로지스틱 회귀모형은 다양한 변수가 토지이용변화에 미치는 복잡한 비선형 관계를 고려할 수 없다는 한계가 있다. 토지이용변화를 예측하는 모형은 행위자 기반 모형(Agent-based model)과 패턴기반 모형(Pattern-based model)으로 나뉘진다(Mas et al., 2014). 행위자 기반 모형은 인간 행위자와 환경의 복합적인 상호작용에 따른 토지이용변화를 예측할 수 있다(박수진 외, 2015). 하지만, 전국 단위에서 각 행위에 대한 자료를 수집하기는 현실적으로 어려워 국토모니터링에 부적합하다. 패턴기반 모형은 이전 추세를 고려하여 미래의 토지이용변화를 예측한다. 패턴기반 모형에는 CLUE(Conversion of land use and its effect model), CA-Markov(Cellular automata-Markov chain), MLP-MCA 등이 있다. 세 가지 모형(CLUE, CA-Markov, MLP-MCA)의 차이는 어떤 지역의 토지이용이 변화할지 평가하는 방법에 있다. CLUE는 로지스틱 회귀를 사용하고, CA-Markov는 연구자의 주관에 반영되는 MCE(Multi-criteria evaluation)를 활용하며, MLP-MCA는 MLP(Multi-layer perceptron)를 적용한다(Mas et al., 2014).

앞의 내용을 정리하면 다음과 같다. 선행연구들은 토지피복으로 토지이용의 현황을 파악하고 변화를 감지했다는 의의가 있다. 토지이용의 변화를 예측한 선행연구도 존재했지만, 몇 가지 한계가 존재하였다. 변화를 예측하는 대부분의 연구는 방법론의 성능 개선이나 예측 결과 검증에 목적으로 한다. 변화를 예측하여 국토계획이나 도시계획에 시사점을 제공하는 연구는 제한적이다. 일부 연구는 도시계획에 따른 토지이용변화가 환경에 미치는 파급효과를 분석하였다. 하지만, 국토모니터링에서 진단하고자 하는 도시확장 패턴 예측 등에는 상대적으로 관심이 적었다. 이에 본 연구에서는 여러 지역의 토지이용변화를 예측하고 지역 간 비교를 통해 도시의 무분별한 확장을 선제적으로 진단하고 향후 국토계획 수립에 환류하고자 한다.

III. 연구설계

1. 연구 대상지 및 자료

본 연구는 경기도 30개 시군¹⁾을 공간적 범위로 설정하였다. 1980년대 이후, 서울은 행정구역의 경계를 넘어 외곽으로 도시가 급속하게 확장되었다(사공호상, 2004). 수도권 집중이 강화되고 있는 현시점에서 서울 주변 도시의 외연적 확장이 예상된다. 서울 외곽에 있는 경기도는 1980년대 이래 많은 토지이용변화가 있었고, 앞으로도 상당한 변화가 예상된다. 따라서, 경기도는 토지

이용변화를 예측하기 위한 본 연구의 대상지로 적절하다고 판단하였다.

분석에 사용된 자료는 환경부에서 제작하는 토지피복지도 대분류이다. 토지피복지도는 중분류와 세분류가 존재하지만, 비정기적으로 제작되며 시점별 자료를 비교할 때 신뢰성이 낮다는 한계(박종철·김장수, 2014)가 있다. 따라서 본 연구는 토지피복지도 대분류를 사용하였다. 「토지피복지도 작성 지침」에 따르면 토지피복지도는 지구 표면 지형지물의 형태를 과학적 기준에 따라 분류한 환경기초지도이며, 30m 단위 격자로 구성되어 있다. 본 연구에서는 1990년대 말, 2000년대 말, 2010년대 말 기준 토지피복지도 대분류를 분석에 활용하였으며, 편의를 위해 각각을 2000년, 2010년, 2020년 토지피복지도로 표기하였다. 본 연구의 목적은 시가화 지역의 변화를 예측하는 것이므로, 토지피복의 다양한 분류를 <표 2>와 같이 간소화하였다.

2. 토지이용변화 예측 방법론

앞선 선행연구 검토에서 살펴보았듯이 토지이용변화를 예측하는 방법론은 다양하다. 국토모니터링은 객관적인 데이터로 미래를 예측해야 하기에 패턴기반의 모형이 적합하다고 판단하였다. 또한 본 연구는 패턴기반 모형 중 Markov Chain과 MLP를 결합한 MLP-MCA를 사용하였다. MLP-MCA는 토지피복 변화에 영향을 미치는 다양한 공간요인의 비선형 관계를 고려하기에 상대적으로 예측 정확도가 높은 것으로 평가받는다(Eastman, 2016).

본 연구는 <그림 1>의 과정에 따라 토지이용의 변화를 예측하고 국토정책의 시사점을 도출하였다. 첫째, 30개 시군의 토지피복지도와 토지이용변화 요인의 이상치를 전처리하고 재분류하였

다. 둘째, 2000년 토지피복지도와 2010년 토지피복지도를 사용하여 MLP-MCA 기법으로 2020년 토지이용을 예측하였다. Markov Chain은 토지이용이 변화하는 면적을 예측하고 MLP는 토지이용의 변화가 어디에서 일어날지를 예측한다(김오석·윤정호, 2015). 셋째, 예측한 2020년 토지이용과 실제 2020년 토지이용을 Kappa계수로 검증하였다. 넷째, 앞선 예측이 검증되면 동일한 방법으로 2010년 토지피복지도와 2020년 토지피복지도를 사용하여 2030년 토지이용을 예측하였다. 마지막으로, 예측되는 토지이용 변화를 시각화하여 국토정책의 시사점을 도출하였다.

1) 마르코프 체인(Markov Chain)

마르코프 체인(Markov Chain)은 미래 상태가 오직 현재 상태에 의해 영향을 받고 과거 상태에는 의존하지 않는 무기역성(Markov Property)을 가정한다. 전이행렬(transition matrix)은 한 상태에서 다음 상태로 변할 전이확률을 구조화한 행렬이다. 마르코프 체인은 이러한 전이행렬을 통해 미래 상태를 예측할 수 있다. 본 연구는 토지이용 상태 변화를 예측하기 위해 이러한 마르코프 체인을 사용하였다. 먼저 2000년 토지피복지도와 2010년 토지피복도를 비교하여 각 격자의 토지이용 상태변화를 전이행렬로 제작하였다. 이어 이처럼 제작한 전이행렬을 기반으로 2020년 토지이용 상태를 예측하였다. 다만, 마르코프 체인은 공간적 의존성을 고려하지 못하는 한계가 존재한다(Weng, 2002). 즉, 분류별 면적의 증감만 예측할 뿐, 어떤 격자의 상태가 변화할지 예측할 수 없다는 한계를 갖는다.

2) 다층퍼셉트론(Multi-layer Perceptron)

MLP(Multi-layer Perceptron)는 여러 층의 인공신경망을 사용하여 복잡한 패턴을 학습하는 머신러닝 모델이다. MLP는 입력층, 여러 개의 은닉층, 출력층으로 구성된 인공 신경망 구조이다. 이전 층의 출력은 연결된 가중치와 곱해져 합산된 후, 활성화 함수에 의해 변환된다. MLP는 학습 과정에서 예측값과 실제값의 차이를 손실 함수로 계산한다. 역전파 알고리즘을 통해 손실 함수를 최소화하도록 모델의 가중치를 조정한다(Eastman, 2016). 본 연구에서는 자연변수, 사회경제변수, 정책변수가 토지이용변화에 미치는 비선형관계를 추정하고 어떤 격자의 토지이용이 변화할지를 예측하였다. 모델은 설명변수를 사용하여 2000년에서 2010년 사이의 토지이용 변화 여부를 분류하였다. 분류 과정에서 뉴런의 가중치를 조정하여 설명변수가 토지이용변화에 미치는 영향을 학습하게 된다. 시가화 지역의 역동적인 변화를 포착하고 MLP의 성능을 향상시키기 위해(Wang and Maduako, 2018) 모든 토지이용의 변화를 고려하기보다는 “비가화 지역에서 시가화 지역으로의 변화”와 “녹지에서 시가화 지역으로의 변화”만을 모델에 포함시켰다. 학습 결과를 바탕으로 각 격자가 변화할 잠재력의 순위를 나타내는 전이확률지도(Transition Potential

Table 2. Land cover reclassify

토지피복분류(본 연구) Land cover classification (this study)	토지피복분(환경부) Land cover classification (Ministry of Environment)
시가화 지역 Built-up area	시가화·건조 지역 Used area
비시가화 지역 Nonbuilt-up area	농업지역 Agricultural land
	나지 Barren
녹지 Green area	산림지역 Forest
	초지 Grass
수역 Water	습지 Wet land
	수역 Water

Source: EGIS(<https://egis.me.go.kr>)

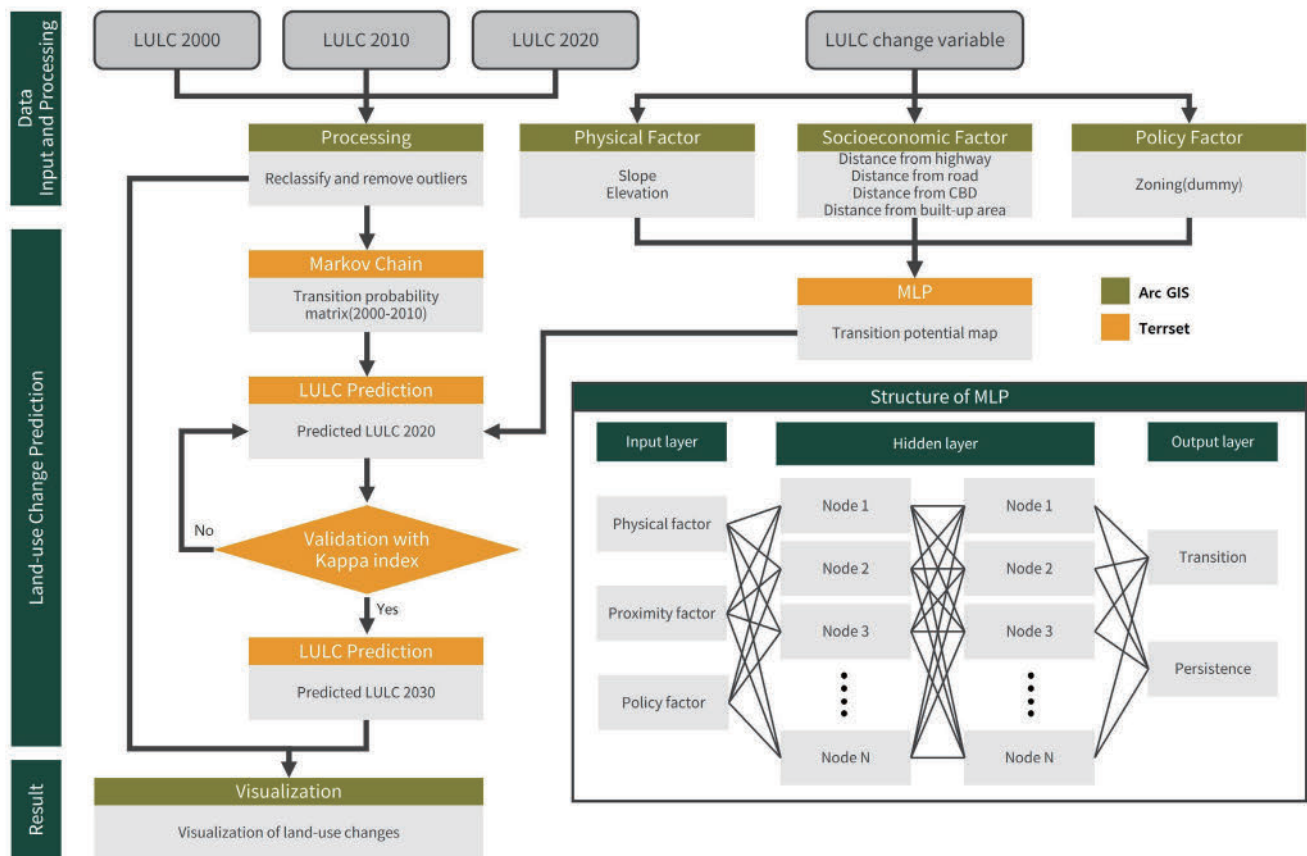


Figure 1. Research flow chart

Map)를 생성하였다. 즉, 입력되는 설명변수에 따라 각 격자의 토지이용이 변할 확률을 추정한 것이다. 이렇게 추정된 전이확률지도를 기반으로 미래의 토지이용변화가 어디에서 일어날지를 예측하였다.

3) 변수 개요

MLP 모델링 과정에서는 토지이용변화에 영향을 미치는 여러 요인을 고려해야 한다. 여러 선행연구에 따르면 토지이용변화에 영향을 주는 요인은 물리적 요인(physical factor), 사회경제적 요인(socioeconomic factor), 접근성 요인(proximity factor), 정책 요인(policy factor) 등이 있다(Jun, 2023; Lee and Lee, 2023; Wang and Maduako, 2018). 인구, GRDP, 문화와 같은 사회경제적 요인은 30m 격자 단위로 구축하기 어려워 불가피하게 연구에서 제외하였다. 최종적으로 본 연구는 물리적 요인, 접근성 요인, 정책 요인을 모델에 고려하였다. 먼저 지형과 관련된 물리적 요인(physical factor)은 시가지 변화에 많은 영향을 미친다(Wang and Maduako, 2018). 이에 따라 물리적 요인으로 경사도와 고도를 고려하였다. 경사도와 고도가 높으면 물리적으로 개발이 어려워진다(김오석·윤정호, 2015; Jun, 2023). 접근성 요인(proximity factor)으로 고속도로부터의 거리, 도로부터의 거리, CBD로부터의 거리, 시가지 지역으로부터의 거리를 고려

하였다. 김오석·윤정호(2015)에 따르면 사회기반시설의 접근성이 좋을수록 그 지역은 개발될 가능성이 높다. 특히, 고속도로와 같은 교통 인프라는 도시개발 비용을 낮추고 접근성을 향상시켜 토지이용변화에 많은 영향을 준다(Lee and Lee, 2023). 이에 따라 각 지점으로부터의 유클리드 거리를 산정하여 변수를 구축하였다. 정책 요인(policy factor)으로는 용도지역(도시지역, 관리지역, 농림지역, 자연환경보전지역)을 더미변수로 설정하였다. 용도지역제는 토지이용규제의 수단으로 토지이용변화를 억제하거나 촉진한다(김태진·사공호상, 2006). 도시지역 및 관리지역은 농림지역이나 자연환경보전지역에 비해 시가지 지역으로 변할 가능성이 높다. 토지이용변화에 영향을 미치는 변수는 이 외에도 다양하지만, MLP는 변수를 추가할수록 과적합(overfitting) 가능성이 높아지므로(Eastman, 2016), 위와 같은 변수를 최종 분석대상으로 설정하였다.

4) 검증

예측 결과를 검증하기 위해, 모델을 통해 예측된 2020년 토지이용과 실제 2020년 토지피복지도를 Kappa계수로 비교하였다. 다만, 기존의 Kappa계수는 화소의 개수와 위치가 서로 영향을 받는다. 정확하게 검증하기 위해서는 예측한 화소의 '위치'가 일치하는지와, 예측한 화소의 '개수'가 일치하는지를 분리하여 검증

해야 한다(김오석·윤정호, 2015). Pontius Jr(2000)는 이러한 맥락에서 Kappa계수를 일부 변형한 Kstandard, Kno, Klocation을 제안하였다.

$$K_{standard} = \frac{P_0 - MQNL}{1 - MQNL} \quad (1)$$

$$K_{no} = \frac{P_0 - NQNL}{1 - NQNL} \quad (2)$$

$$K_{location} = \frac{P_0 - MQNL}{MQPL - MQNL} \quad (3)$$

P_0 : 관측된 일치도(Observed Agreement)

$MQNL$: 위치가 우연할 때의 기대 일치도

$NQNL$: 양과 위치가 완전히 우연할 때의 기대 일치도

$MQPL$: 위치 정보가 완전할 때의 기대 일치도

Kstandard는 실제 결과의 일치도와 우연히 기대되는 일치도의 차이로 기존의 Kappa계수와 동일하다. Kno는 실제 결과의 일치도와 위치와 개수가 완전히 우연히 발생할 때 기대되는 일치도의 차이를 의미한다. Klocation은 공간적 위치의 정확한 할당을 기반으로 하는 정확도 측정을 의미한다. 본 연구에서는 Landis and Koch(1977)가 제안한 기준을 차용하여 Kappa 계수가 0.8을 넘으면 실제 토지이용과 예측한 토지이용이 거의 일치하여 예측 결과가 검증되었다고 판단하였다. 여러 선행연구도 Kno와 Klocation을 비롯한 Kappa계수가 0.8을 넘으면 토지이용변화예측이 검증된 것으로 판단하였다(서현진·전병운, 2017; Araya and Cabral, 2010). 하지만, 토지피복의 분류가 불균형할 경우, Kappa 계수가 증가할 가능성이 있어 분석에 주의해야 한다(Lee and Lee, 2023; Pontius Jr and Millones, 2011).

3. 도시확장 패턴 분석

본 연구는 예측한 토지이용변화에서 국토정책의 함의를 도출

하기 위해 도시의 확장 패턴을 시각화하였다. 도시의 무분별한 확장은 두 가지 스케일로 볼 수 있다. 첫 번째는 대도시권 단위에서의 무분별한 확장이다. 중심도시와 신시가지 간의 거리는 도시권역이 압축적으로 성장하는지를 보여준다. 본 연구의 분석에서는 서울시 경계로부터의 거리에 따라 버퍼(buffer) 폴리곤을 제작하고, 각 버퍼별 시가지 지역을 산정하였다. 또한 경기도의 북부와 남부를 분리하여 분석하였다. 경기 북부지역은 각종 규제(수도권정비계획, 군사시설보호구역, 상수원보호구역 등)와 SOC 투자 미흡으로 남부지역과 격차가 존재하기 때문이다(김용·조성호, 2021).

두 번째는 개별도시 단위에서의 무분별한 확장이다. 도시 내부에서 신시가지의 위치가 구시가지와 얼마나 인접한 지에 따라 격차 단위의 확산을 확인할 수 있다. Liu et al.(2010)은 두 지점의 토지피복 자료로 도시확장을 지수화 및 유형화하는 방법을 제시하였다. 구체적인 방법은 식 (4) 및 <그림 2>와 같다.

$$LEI = 100 \times \frac{A_o}{A_o + A_b} \quad (4)$$

A_o : 신시가지의 buffer와 기존 시가지 패치가 겹치는 면적

A_b : 신시가지의 buffer와 빈 패치가 겹치는 면적

LEI(land expansion index)를 산출하기 위해 신시가지 패치에 1m 반경으로 buffer를 제작하였다. buffer의 반경이 작을수록 LEI의 값이 안정되며(Liu et al., 2010), 30m 격자에서 LEI를 산출한 연구는 대부분 1m 반경의 buffer를 사용하고 있다(Chakraborty et al., 2022; He et al., 2023). 각각의 신시가지 패치에는 1m buffer가 만들어지는데 해당 buffer에서 기존 시가지가 차지하는 비율이 LEI가 된다. LEI는 0에서 100의 값을 가진다. LEI의 값에 따라 새로운 패치의 확산은 3가지로 유형화할 수 있다(Chakraborty et al., 2022; Liu et al., 2010). <그림 2(a)>처럼 LEI가 50을 초과하고 100 이하면($50 < LEI \leq 100$) 대부분의 신시가지가 기존 시가지 주변에 존재하는 충전개발(infilling)에 해당된다. <그림 2(b)>처럼

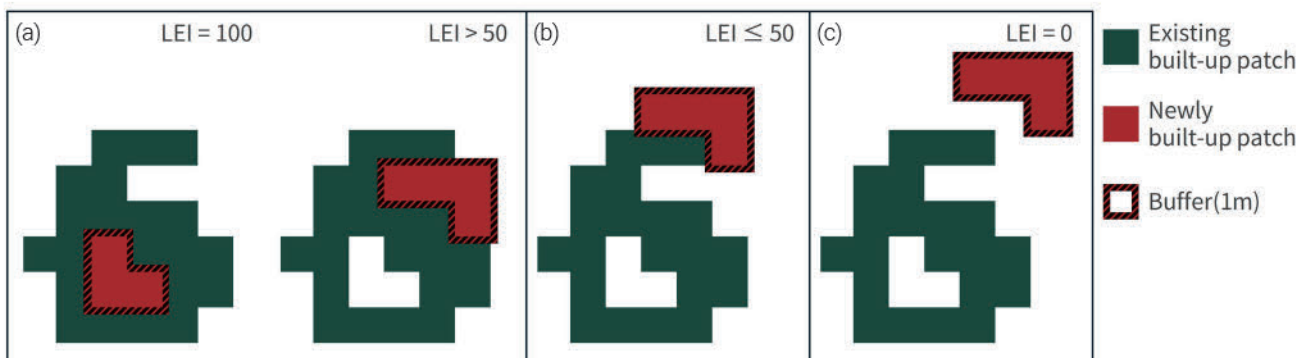


Figure 2. Urban expansion types

LEI가 0을 초과하고 50 이하면($0 < LEI \leq 50$) 기존 시가지의 가장 자리에서 뻗어나가는 외연적 확장(edge-expansion)이다. <그림 2(c)>처럼 LEI가 0이면 신시가지와 기존 시가지가 분리되는 비지적 확산(leapfrog)을 의미한다.

IV. 분석결과

1. 토지이용변화 예측 결과

본 연구에서는 경기도 30개 시군에 대해 MLP-MCA로 2020년 토지이용을 예측하였다. 광명시, 군포시, 부천시 2000년과 2010년 사이에 시가화 지역이 증가하지 않아 토지이용 변화를 예측하지 못했다. <그림 3>은 나머지 27개 시군에 대해 2020년 토지이용의 예측치와 실제 2020년 토지이용을 Kstandard, Kno, Klocation으로 검증한 결과이다.

27개 시군에서 Kappa 계수의 최솟값은 Kstandard가 0.84, Kno가 0.87, Klocation이 0.89로 모든 시군에서 Landis and Koch(1977)가 제안한 0.8을 초과하였다. 또한 27개의 시군 중에서 Kappa계수가 0.9를 넘는 시군의 경우 Kstandard가 23개, Kno가 25개, Klocation이 26개로 대부분의 지역에서 0.9를 초과하였다. 이러한 분석결과를 종합하면, 2020년 예측된 토지이용 현황과 실제된 토지이용 현황이 거의 일치한다는 결론을 내릴 수 있다. 본 연구에서는 이러한 예측모형의 정확성을 토대로 앞선 분석과 동일한 방법론을 적용하여 2030년 토지이용 현황을 예측하고자 하였다.

이렇게 예측된 2030년 토지이용 변화는 <표 3>과 같다. 2020년 대비 2030년 시가화 지역의 절대적인 증가량이 많은 시군은 화성시, 평택시, 용인시, 고양시, 김포시로 예측되었다. 각 시군은 2020년과 2030년 사이에 시가화 지역이 격자단위로 53,507개, 31,819개, 26,051개, 23,997개, 22,158개 증가할 것으로 전망되었

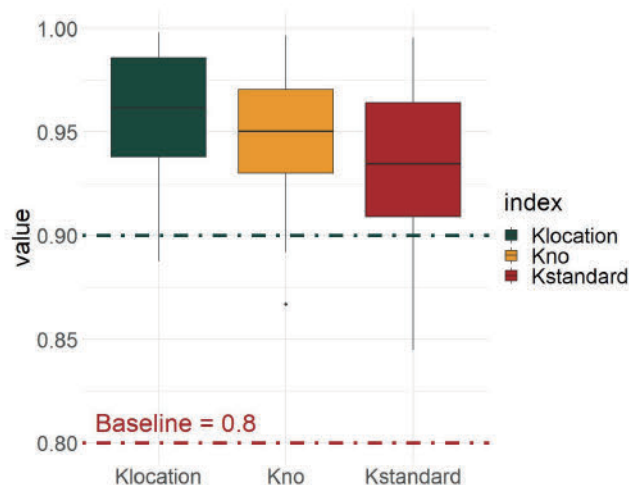


Figure 3. Validation graph

다. 반면, 2020년 대비 2030년 시가화 지역 증가량이 낮은 시군은 가평군, 동두천시, 구리시, 양평군, 과천시로 예측되었다. 각 시군은 2020년과 2030년 사이에 시가화 지역이 664개, 1,132개, 1,834개, 1,903개, 1,948개가 증가할 것으로 전망되었다. 추정된 시가화 지역 증가의 단위가 격자이므로, 단위격자의 크기(30m×30m)를 곱하면 실제 증가할 것으로 예상되는 면적을 구할 수 있다.

경기도에서 2020년 대비 2030년 시가화 지역 증가율이 높은 시군은 화성시, 과천시, 김포시, 파주시, 평택시로 예측되었다. 각 시군은 2020년과 2030년 사이에 시가화 지역이 48.8%, 40%, 38.4%, 38%, 35.5% 증가할 것으로 전망되었다. 반면, 2020년 대비 2030년 시가화 지역 증가율이 낮은 시군은 가평군, 안양시, 동두천시, 구리시, 의정부시로 예측되었다. 각 시군은 2020년과 2030년 사이에 시가화 지역이 6.7%, 11%, 12.1%, 14.7%, 15.1% 증가할 것으로 전망되었다.

<그림 4>는 시가화 지역이 시계열에 따라 확장하는 모습을 시군별로 시각화한 결과이다. 2000년, 2010년, 2020년은 기존에 존재하는 토지피복지도를 사용하였으며, 2030년은 앞의 분석에서 예측한 결과를 사용하였다. 그림 왼쪽에서 오른쪽으로 갈수록, 2020년 대비 2030년의 시가화 지역 증가율이 높은 지역을 의미한다.

2. 도시확장 패턴 예측 결과

본 연구의 분석결과 2030년에는 서울에 인접한 지역보다 더 먼 지역에서 토지이용변화가 두드러지는 것으로 예측되었다. <그림 5(a)>는 서울로부터의 거리에 따른 2020년 대비 2030년 시가화 지역 증가율을 시각화한 지도이다. 경기 북부는 10~20km 구간에서 가장 높은 시가화 지역 증가율을 보였다. 경기 북부의 시가화 지역은 10~15km 구간에서 39.8% 증가했으며, 15~20km 구간에서 39.4% 증가하였다. 경기 남부의 시가화 지역은 25~30km 구간에서 47.6%로 가장 높은 증가율을 보였다.

경기 북부와 남부의 도시확장 패턴은 서로 다른 양상이 나타날 것으로 예측되었다. <그림 5(b)>와 <그림 5(c)>는 시기별로 시가화된 지역의 비율을 누적한 그래프이다. 꺾은선은 2020년 대비 2030년의 시가화 지역 증가율로 상대적으로 토지이용변화가 많이 일어난 지역을 의미한다. <그림 5(b)>를 보면, 경기의 북부는 서울에서 멀어질수록 전체 면적 중 시가화 지역의 비율이 감소하였다. 시가화 지역의 증가율은 10~20km 구간이 가장 높은 M자형의 모습을 보였다. <그림 5(c)>를 보면, 경기의 남부는 서울에서 멀어질수록 시가화 지역의 비율이 감소하지만 10~20km 구간과 45~50km 구간에서 시가화 지역의 비율이 증가하였다. 시가화 지역의 증가율은 20~30km 구간과 40~45km 구간에서 높은 M자형의 모습을 보였다.

개별도시 내부에서도 확장하는 패턴에는 차이가 존재하였다. <그림 6>은 2030년에 예상되는 시가지 지역을 충전개발(infilling),

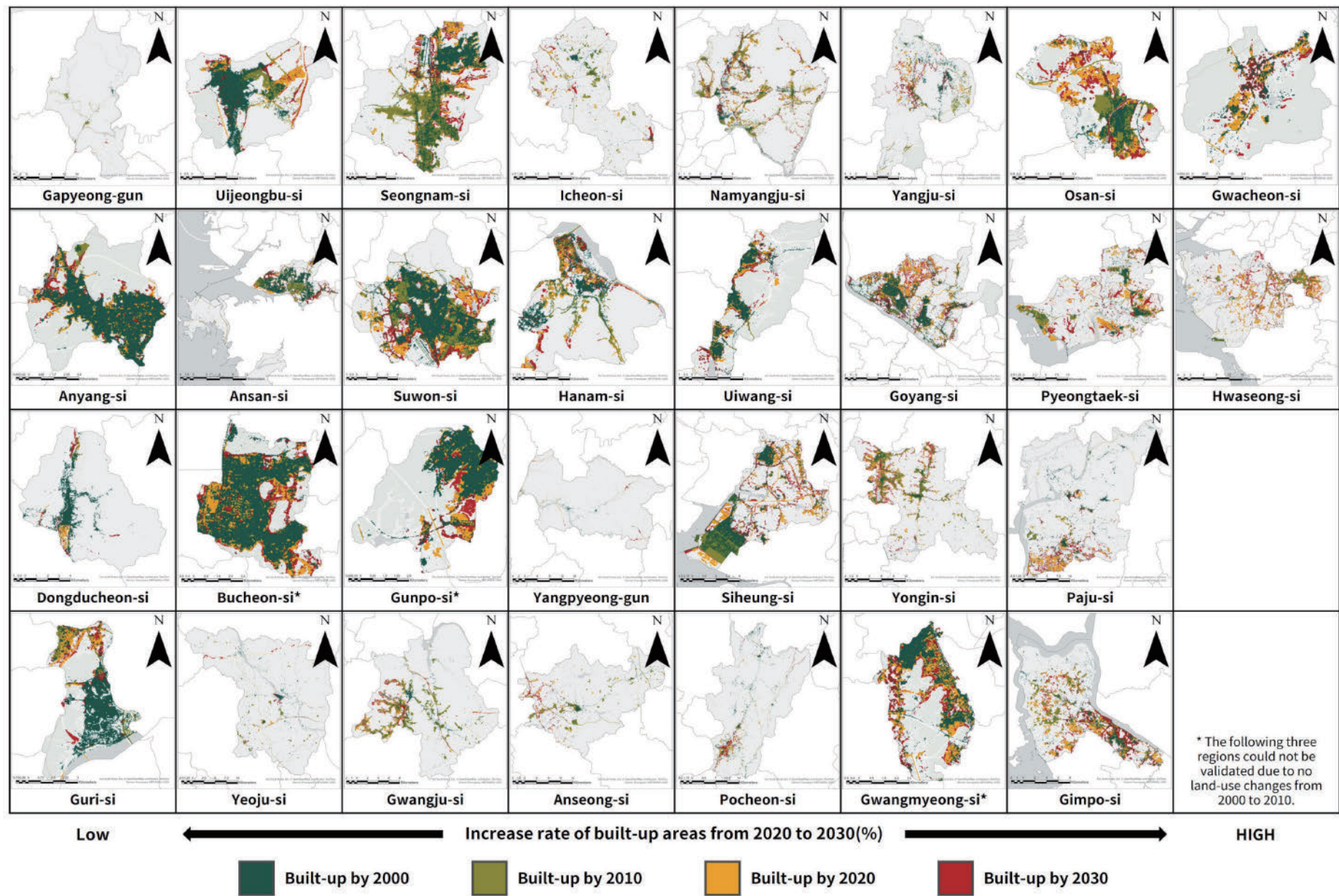


Figure 4. Land-use change by region

Note: The following three regions could not be validated due to no land-use changes from 2000 to 2010.

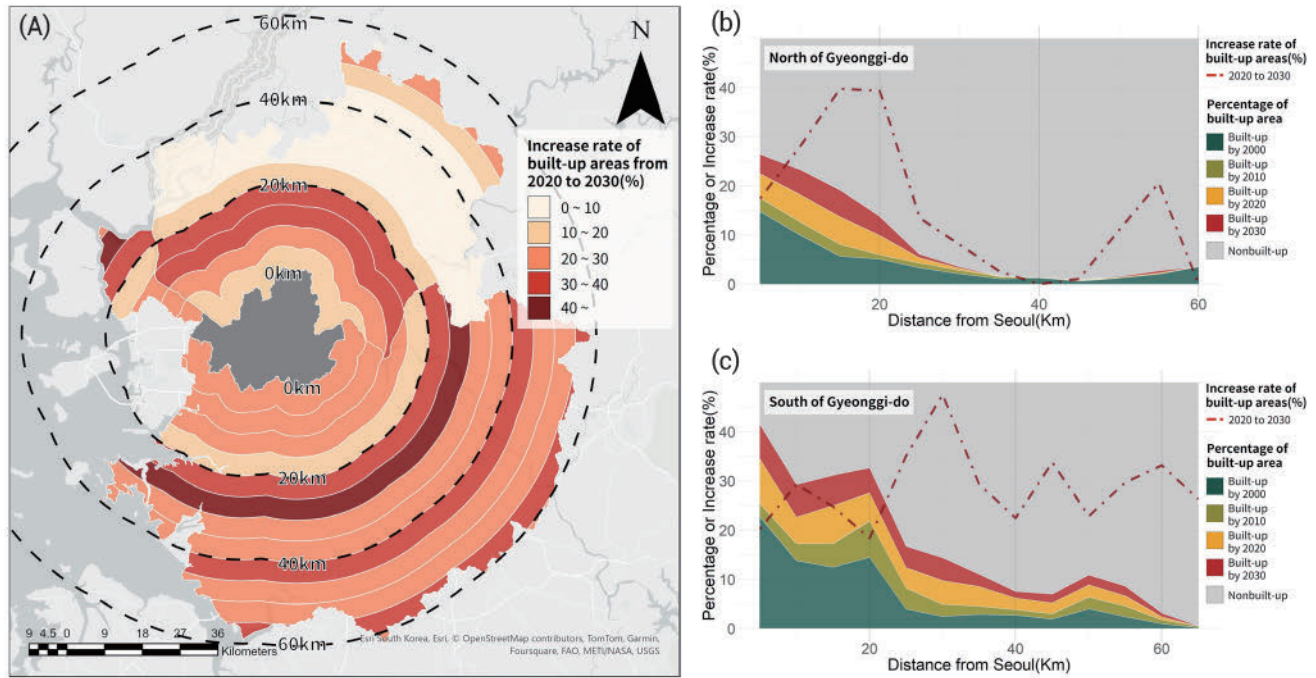


Figure 5. Visualization of metropolitan land-use change patterns: (A) buffer mapping from Seoul, (B) North of Gyeonggi-do, and (C) South of Gyeonggi-do.

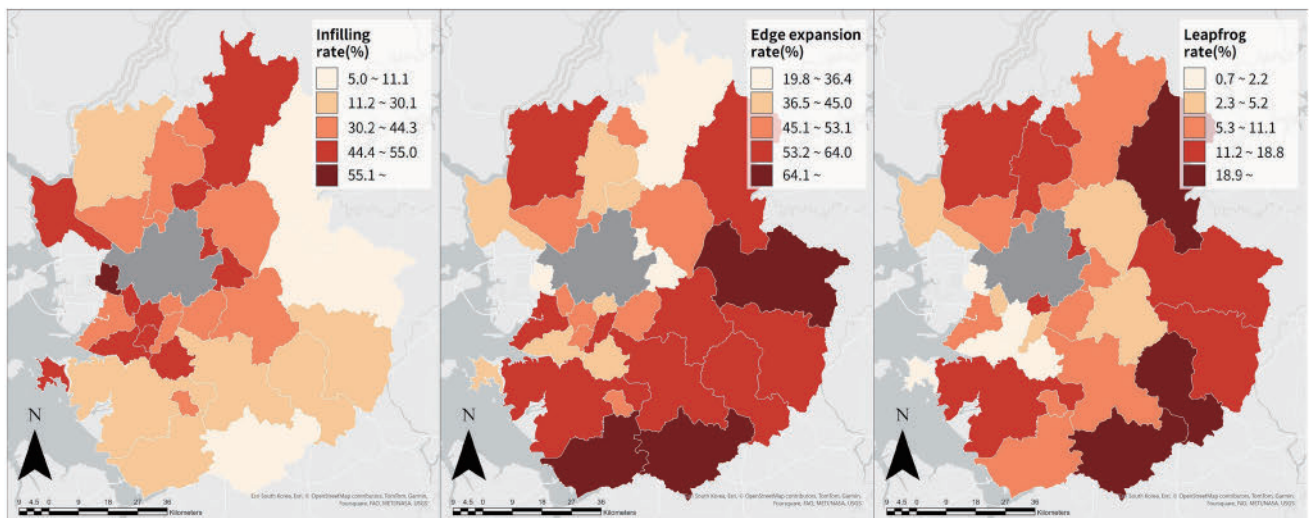


Figure 6. Three types of urban expansion

외연적 확장(edge-expansion), 비지적 확산(leapfrog)으로 유형화하고 각 유형별 비율을 시각화한 지도이다.²⁾ 서울과 인접한 도시에서는 충전개발 형태가 두드러졌다. 부천시, 김포시, 수원시는 2030년에 예측되는 신시가지 중 충전개발의 비율이 각각 79.6%, 54.5%, 53.5%로 높게 나타났다. 외연적 확산은 서울과 떨어진 경기도 외곽에서 주로 이루어졌다. 양평군, 안성시, 평택시는 예측되는 신시가지 중 외연적 확산의 비율이 각각 77.9%, 73%, 68.5%로 높게 나타났다. 비지적 확산은 다른 두 유형에 비해 규모는 적지만 경기도 외곽에서 주로 나타났다. 가평군, 이천시, 안성시는 예측되는 신시가지 중 비지적 확산의 비율이 각각 26.7%, 23.6%, 22%로 나타났다.

V. 논의 및 결론

본 연구에서는 정밀한 격자단위 토지피복 데이터를 활용하여 장기간에 걸친 토지이용 및 공간구조 변화를 분석하고, 미래 국토이용 현황을 예측하였다. 무엇보다 본 연구가 갖는 중요한 의의는 이렇게 예측된 결과를 국토정책 수립 과정에 다시 환류하는 것이다. 이를 위해 본 연구에서는 MLP와 마프코프 체인 분석기법을 활용하여 2020년 토지이용변화를 예측하고, 실측 데이터와 비교하여 분석 모형의 성능을 검증하였다. 또한, 이러한 검증 결과를 바탕으로 2030년 우리나라의 토지이용변화를 예측하였다.

기존의 토지이용 추세와 예측 결과 서울을 통해 도출한 국토에

대한 논의는 대도시권 단위와 지역단위로 구분할 수 있다. 먼저, 대도시권 단위에서 살핀 결과, 과거에는 주로 서울에 인접한 지역에서 토지이용변화가 나타났다, 하지만, 앞으로의 토지이용변화는 서울에서 보다 먼 지역에서 주로 나타날 것으로 예상된다. 구체적으로는, 경기 북부의 경우 10~20km 구간에서, 경기 남부는 20~30km 구간과 40~45km 구간에서 많은 토지이용변화가 예측되었다. 수도권의 광역계획은 앞으로 예상되는 도시확장 패턴을 고려하여 수립되어야 한다. 국가 및 지방자치단체는 도시가 확장할 지역에 대한 선제적인 계획 마련을 통해 대도시권역을 압축적으로 관리할 필요가 있다.

다음은 지역단위의 논의이다. 본 연구의 분석결과, 수도권 외곽 지역에서는 주로 외연적 확산(edge-expansion)과 비지적 확장(leapfrog)이 예측되었다. 국토자원을 효율적으로 관리하기 위해서는 저밀도의 도시권역 확장에 유의해야 한다. 외연적 확산과 비지적 확장이 예상되는 기초지방자치단체는 개별 계획 및 관련 정책 수립을 통해 도시의 무분별한 확장을 방지해야 한다. 무엇보다 기초지방자치단체는 성장관리(smart growth) 등 다양한 정책수단을 통해 도시 외곽의 대규모 개발을 지양하고, 도시 내부의 개발을 보다 촉진해야 한다. 이처럼 지역마다 도시의 확장 패턴에는 차이가 존재하며, 각 지역의 상황에 맞는 도시계획과 정책이 요구된다.

본 연구는 토지이용변화 모니터링 절차에 따라 누적된 시계열 데이터를 활용하여 토지이용변화를 예측하고, 국토정책 수립과정에 환류하는 방안을 제안하였다. 국토의 변화를 예측하고 진단하는 국토모니터링은 일회성으로 이루어져서는 안 된다. 국토계획 환류 과정 이후에도, 토지이용변화는 변화한 국토환경에서 재관측되어야 한다. 또한 이렇게 재관측된 토지이용변화는 다시 예측에 사용되고, 예측 결과는 다시 정책에 환류되어야 한다. 이처럼, 국토모니터링은 지속적인 관측, 예측, 환류가 이루어지는 순환의 과정이다. 본 연구는 이러한 맥락에서 시계열 토지이용 데이터 분석을 통해 그 변화를 예측하고, 국토의 문제점을 진단하는 일련의 과정을 제시했다는 점에 의의가 있다.

다만, 분석 과정에서 몇 가지 한계가 존재한다. 먼저, MLP-MCA는 이전 추세를 반영하다 보니, 신도시 개발이나 대규모 산업단지 건설과 같은 정책변화를 반영하지 못한다. 또한, 예측과정에서 머신러닝을 사용하였기에, 블랙박스(blackbox) 문제가 존재한다. 즉, 각 영향요인이 토지이용변화에 미치는 관계가 어떠한 근거에 의해 도출되었는지는 설명하기 어렵다. 마지막으로 본 연구는 개별 지역(시군)을 대상으로 분석하였기 때문에, 인근 지역의 토지이용 변화가 해당 지역에 미치는 영향을 고려하지 못했다. 인근 시군의 도시화 수요가 주변 지역에 미치는 영향을 반영한다면 더 현실적인 예측이 가능할 것이다. 후속 연구에서 개별 지역정책을 비롯한 다양한 요인이 토지이용변화에 미치는 영향을 분석한다면, 국토정책에 대해 더욱 심층적인 논의를 제시할 수 있을 것이다.

주1. 접경지역과 접하는 일부 도읍에서 이상치가 발견되어 연천군은 본 연구에서 제외하였다.

주2. 각 지역별로 예상되는 도시확장 유형의 비율은 다음 표와 같다.

Statistics of urban expansion types

Region	Urban expansion types (%)		
	Infilling	Edge expansion	Leapfrog
Suwon-si	53.5	44.9	1.5
Seongnam-si	39.4	53.1	7.5
Uijeongbu-si	52.8	40.1	7.1
Anyang-si	52.8	45.0	2.2
Bucheon-si	79.6	19.8	0.7
Gwangmyeong-si	47.6	48.7	3.7
Pyeongtaek-si	20.4	68.5	11.1
Dongducheon-si	38.8	48.0	13.3
Ansan-si	52.8	45.0	2.2
Goyang-si	44.3	47.9	7.7
Gwacheon-si	40.1	44.0	15.8
Guri-si	49.5	35.2	15.4
Namyangju-si	43.8	52.8	3.4
Osan-si	40.8	50.5	8.7
Siheung-si	35.0	56.1	8.9
Gunpo-si	48.4	50.1	1.4
Uiwang-si	35.8	59.0	5.2
Hanam-si	53.5	35.5	11.0
Yongin-si	30.1	59.5	10.4
Paju-si	28.7	54.8	16.5
Icheon-si	18.6	57.8	23.6
Anseong-si	5.0	73.0	22.0
Gimpo-si	54.5	41.0	4.5
Hwaseong-si	24.0	61.8	14.2
Gwangju-si	39.1	55.9	5.0
Yangju-si	38.7	44.8	16.6
Pocheon-si	55.0	36.4	8.6
Yeoju-si	17.3	63.9	18.8
Gapyeong-gun	11.1	62.2	26.7
Yangpyeong-gun	5.8	77.9	16.3

인용문헌 References

- 국토교통부, 2014, 「국토의 계획 및 이용에 관한 법률 해설집」, 세종.
Ministry of Land, Infrastructure and Transport, 2015. *A Commentary on the National Land Planning and Utilization Act*, Sejong.
- 국토교통부, 2020, 「국토모니터링 추진을 위한 지표체계 구축 및 운영방안 연구」, 세종.
Ministry of Land, Infrastructure and Transport, 2020. *A Study*

- on the Development and Implementation of an Indicator System for territorial Monitoring, Sejong.
3. 김근한·이길상·김오석·최희선, 2019. “용도지역과 로지스틱 회귀분석을 이용한 도시지역 확장 예측 연구”, 『한국지리학회지』, 8(3): 517-527.
Kim, G.H., Lee, G.S., Kim, O.S., and Choi, H.S., 2019. “Urban Growth Prediction Using Zoning District and Logistic Regression Analysis”, *Journal of the Association of Korean Geographers*, 8(3): 517-527.
 4. 김성준·이용준, 2007. “면적규모 및 공간해상도가 CA-Markov 기법에 의한 미래 토지이용 예측결과에 미치는 영향”, 『한국지리정보학회지』, 10(2): 58-70.
Kim, S.J. and Lee, Y.J., 2007. “The Effect of Spatial Scale and Resolution in the Prediction of Future Land Use using CA-Markov Technique”, *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies*, 10(2): 58-70.
 5. 김성훈·김찬수·위은솔·김도희·장동호, 2016. “국가토지피복도를 활용한 세종시의 토지피복 변화 분석”, 『한국사진지리학회지』, 26(3): 145-160.
Kim, S.H., Kim, C.S., Wi, N.S., Kim, D.H., and Jang, D.H., 2016. “Change Analysis of Land-cover Using National Land-cover Map in Sejong-city”, *Journal of Photo Geography (Sajin Chiri)*, 26(3): 145-160.
 6. 김오석·윤정호, 2015. “현 상태 유지 시나리오를 이용한 토지피복 변화 예측”, 『한국도시지리학회지』, 18(3): 121-135.
Kim, O.S. and Yoon, J.H., 2015. “Modeling Land-change of South Korea under a Business-as-usual Scenario”, *Journal of the Korean Urban Geographical Society*, 18(3): 121-135.
 7. 김용·조성호, 2021. “경기도 남·북부 지역간 지역격차 비교 연구”, 『GRI 연구논총』, 23(1): 103-124.
Kim, Y. and Cho S.H., 2021. “Comparative study of Regional gap between North and South Gyeonggi Province”, *GRI REVIEW*, 23(1): 103-124.
 8. 김태진·사공호상, 2006. “수도권지역의 시가지 확산 결정요인 분석”, 『서울도시연구』, 7(2): 95-116.
Kim, T.J. and Sakong, H.S., 2006. “Determinants of Urban Sprawl in Seoul Metropolitan Region”, *Seoul Studies*, 7(2): 95-116.
 9. 박수진·안유순·신유진·이수연·심우진·문지윤·정관용·김일권·신혜섭·허동숙·성주한·박찬열, 2015. “다행위자시스템을 이용한 산림정책별 토지이용 변화와 영향 분석”, 『대한지리학회지』, 50(3): 255-276.
Park, S.J., An, Y.S., Shin, Y.J., Lee, S.Y., Sim, W.J., Moon, J.Y., Jeong, G.Y., Kim, I.K., Shin, H.S., Huh, D.S., Sung, J.H., and Park, C.R., 2015. “A Multi-agent System to Assess Land-use and Cover Changes Caused by Forest Management Policy Scenarios”, *Journal of the Korean Geographical Society*, 50(3): 255-276.
 10. 박종철·김장수, 2014. “토지피복 변화탐지에서 국가 토지피복도의 활용과 한계 - 충청남도를 사례로 -”, 『한국사진지리학회지』, 24(1): 19-34.
Park, J.C., and Kim, J.S., 2014. “Application and Limitation of National Land-cover Map in Land-cover Change Detection - A Case Study on Chungcheongnam-do -”, *Journal of Photo Geography (Sajin Chiri)*, 24(1): 19-34.
 11. 박현수·장동호, 2020. “시계열 토지피복 변화 탐지를 통한 대전광역시의 시가지지역 변화 패턴 분석: 다중시기 위성영상을 활용하여”, 『한국지리학회지』, 9(1): 177-190.
Park, H.S. and Jang, D.H., 2020. “Analysis of Changes in Urbanized Areas in Daejeon Metropolitan City by Detection of Changes in Time Series Landcover: Using Multi-temporal Satellite Images”, *Journal of the Association of Korean Geographers*, 9(1): 177-190.
 12. 박현주, 2000. “난개발 대책의 문제점”, 『공간과 사회』, 14: 214-243.
Park, H.J., 2000. “Issues with Countermeasures for Uncontrolled Development”, *Space and Environment*, (14): 214-243.
 13. 방건준·Sarker, T.·이진덕, 2018. “다층 퍼셉트론(MLP)과 마코프 체인 분석(MCA)을 이용한 도심지 피복 변화 예측”, 『한국측량학회지』, 36(2): 85-94.
Bhang, K.J., Sarker, T., and Lee, J.D., 2018. “Prediction of Urban Land Cover Change Using Multilayer Perceptron and Markov Chain Analysis”, *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, 36(2): 85-94.
 14. 사공호상, 2004. “원격탐사와 GIS 를 이용한 수도권 도시화지역 확산특성에 관한 연구”, 『국토연구』, 40: 53-69.
Sakong, H.S., 2004. “Characteristics of Urban Sprawl in Seoul Metropolitan Region: An Integration of Remote Sensing and GIS Approach”, *The Korea Spatial Planning Review*, 40: 53-69.
 15. 서기환·오창화·김다윗·이민영, 2018. “지속가능한 국토발전을 위한 토지이용변화 모니터링 방안 연구: 딥러닝 알고리즘 활용을 중심으로”, 세종: 국토연구원.
Seo, G.H., Oh, C.H., Kim, D.W., and Lee, M.Y., 2018. *Monitoring Method of Land Use and Land Cover Change using Deep Learning Algorithm*, Sejong: Korea Research Institute for Human Settlements.
 16. 서현진·전병운, 2017. “CA-Markov 모형을 이용한 대구시 녹지의 공간적 변화 모델링”, 『대한지리학회지』, 52(1): 123-141.
Seo, H.J. and Jun, B.W., 2017. “Modeling the Spatial Dynamics of Urban Green Spaces in Daegu with a CA-Markov Model”, *Journal of the Korean Geographical Society*, 52(1): 123-141.
 17. 이규성·윤여상·김선화·신정일·윤정숙·강성진, 2009. “한반도 토지이용 및 토지피복 모니터링을 위한 현안 분석”, 『대한원격탐사학회지』, 25(1): 71-83.
Lee, G.S., Yoon, Y.S., Kim, S.H., Shin, J.I., Yoon, J.S., and Kang, S.J., 2009. “Analysis of Present Status for the Monitoring of Land Use and Land Cover in the Korean Peninsula”, *Korean Journal of Remote Sensing*, 25(1): 71-83.
 18. 이상현·오규식, 2010. “셀룰라 오토마타를 이용한 개발제한구역의 효과분석”, 『국토계획』, 45(3): 193-208.
Lee, S.H. and Oh, K.S., 2010. “Analyzing the Effect of Greenbelt on Urban Growth and Environmental Pollution by Cellular Automata Method”, *Journal of Korea Planning Association*, 45(3): 193-208.
 19. 이용관·조영현·김성준, 2016. “도시성장 시나리오와 CLUE-s 모형을 이용한 우리나라의 토지이용 변화 예측”, 『한국지리정보학회지』, 19(3): 75-88.
Lee, Y.G., Cho, Y.H., and Kim, S.J., 2016. “Prediction of Land-Use Change Based on Urban Growth Scenario in South Korea Using CLUE-s Model”, *Journal of the Korean Association*

- of *Geographic Information Studies*, 19(3): 75-88.
20. 임은선·황명화·오창화·변필성·김대중·김동한·김중학·박미선·서기환·차미숙, 2017. 「빅데이터 시대의 국토정책 추진 방향」, 세종: 국토연구원.
 - Lim, E.S., Hwang, M.H., Oh, C.H., Byun, P.S., Kim, D.J., Kim, D.H., Kim, J.H., Park, M.S., Seo, G.H., and Cha, M.S., *Innovative Strategies for National Territorial Policy in the Big data Era*, Sejong: Korea Research Institute for Human Settlements.
 21. 조원호·임용호·박기호, 2019. “합성곱 신경망을 이용한 딥러닝 기반의 토지피복 분류: 한국 토지피복을 대상으로: 한국 토지피복을 대상으로”, 「대한지리학회지」, 54(1): 1-16.
 - Jo, W.H., Lim, Y.H., and Park, K.H., 2019. “Deep learning based Land Cover Classification Using Convolutional Neural Network: A Case Study of Korea”, *Journal of the Korean Geographical Society*, 54(1): 1-16.
 22. 정종철, 2024. “Sentinel-2 시계열 영상을 활용한 토지피복변화 모니터링”, 「국토연구」, 121: 143-154.
 - Jeong, J.C., 2024. “The Monitoring of Land Cover Changes Using Time-series Images of Sentinel-2”, *The Korea Spatial Planning Review*, 121: 143-154.
 23. Araya, Y.H. and Cabral, P., 2010. “Analysis and Modeling of Urban Land Cover Change in Setúbal and Sesimbra, Portugal”, *Remote Sensing*, 2(6): 1549-1563.
 24. Chakraborty, S., Dadashpoor, H., Novotný, J., Maity, I., Follmann, A., Patel, P.P., Roy, U., and Pramanik, S., 2022. “In Pursuit of Sustainability-spatio-temporal Pathways of Urban Growth Patterns in the World's Largest Megacities”, *Cities*, 131: 103919.
 25. Eastman, J.R., 2016. *TerrSet Geospatial Monitoring and Modeling System*. Worcester, MA, USA: Clark University.
 26. Ewing, R. and Rong, F., 2008. “The Impact of Urban form on US Residential Energy Use”, *Housing Policy Debate*, 19(1): 1-30.
 27. Firozjaei, M.K., Sedighi, A., Argany, M., Jelokhani-Niaraki, M., and Arsanjani, J.J., 2019. “A Geographical Direction-based Approach for Capturing the Local Variation of Urban Expansion in the Application of Ca-Markov Model”, *Cities*, 93: 120-135.
 28. Jun, M.J., 2023. “Simulating Seoul's Greenbelt Policy with a Machine Learning-based Land-use Change Model”, *Cities*, 143: 104580.
 29. He, Q., Yan, M., Zheng, L., and Wang, B., 2023. “Spatial Stratified Heterogeneity and Driving Mechanism of Urban Development Level in China Under Different Urban Growth Patterns with Optimal Parameter-based Geographic Detector Model Mining”, *Computers, Environment and Urban Systems*, 105: 102023.
 30. Hu, Z. and Lo, C.P., 2007. “Modeling Urban Growth In Atlanta Using Logistic Regression”, *Computers, Environment and Urban Systems*, 31(6): 667-688.
 31. Landis, J.R. and Koch, G.G., 1977. “The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data”, *Biometrics*, 33(1): 159-174.
 32. Lee, C. and Lee, S., 2023. “Analyzing Spatiotemporal Land Use Change Using an Urban Growth Model Based on Multilevel Logistic Regression and Future Land Demand Scenarios”, *Applied Geography*, 160: 103099.
 33. Liu, X., Li, X., Chen, Y., Tan, Z., Li, S., and Ai, B., 2010. “A New Landscape Index for Quantifying Urban Expansion Using Multi-temporal Remotely Sensed Data”, *Landscape Ecology*, 25: 671-682.
 34. Mansour, S., Ghoneim, E., El-Kersh, A., Said, S., and Abdelnaby, S., 2023. “Spatiotemporal Monitoring of Urban Sprawl in a Coastal City Using GIS-based Markov Chain and Artificial Neural Network (ANN)”, *Remote Sensing*, 15(3): 601.
 35. Mas, J.F., Kolb, M., Paegelow, M., Olmedo, M.T.C., and Houet, T., 2014. “Inductive Pattern-based Land Use/Cover Change Models: A Comparison of Four Software Packages”, *Environmental Modelling & Software*, 51: 94-111.
 36. Parker, D.C., Manson, S.M., Janssen, M.A., Hoffmann, M.J., and Deadman, P., 2003. “Multi-agent Systems for the Simulation of Land-use and Land-cover Change: A Review”, *Annals of the Association of American Geographers*, 93(2): 314-337.
 37. Pardo-García, S. and Mérida-Rodríguez, M., 2018. “Physical Location Factors of Metropolitan and Rural Sprawl: Geostatistical Analysis of Three Mediterranean Areas in Southern Spain”, *Cities*, 79: 178-186.
 38. Pontius Jr, R.G., 2000. “Quantification Error Versus Location Error in Comparison of Categorical Maps”, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 66: 1011-1016.
 39. Pontius Jr, R.G. and Millones, M., 2011. “Death to Kappa: Birth of Quantity Disagreement and Allocation Disagreement for Accuracy Assessment”, *International Journal of Remote Sensing*, 32(15): 4407-4429.
 40. Saputra, M.H. and Lee, H.S., 2019. “Prediction of Land Use and Land Cover Changes for North Sumatra, Indonesia, Using an Artificial-neural-network-based Cellular Automaton”, *Sustainability*, 11(11): 3024.
 41. Wang, B., Oguchi, T., and Liang, X., 2023. “Evaluating Future Habitat Quality Responding to Land Use Change Under Different City Compaction Scenarios in Southern China”, *Cities*, 140: 104410.
 42. Wang, J. and Maduako, I.N., 2018. “Spatio-temporal Urban Growth Dynamics of Lagos Metropolitan Region of Nigeria Based on Hybrid Methods for LULC Modeling and Prediction”, *European Journal of Remote Sensing*, 51(1): 251-265.
 43. Wei, G., He, B.J., Sun, P., Liu, Y., Li, R., Ouyang, X., Luo, K., and Li, S., 2023. “Evolutionary Trends of Urban Expansion and Its Sustainable Development: Evidence from 80 Representative Cities in the Belt and Road Initiative Region”, *Cities*, 138: 104353.
 44. 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(3): 273-284.

Date Received	2024-09-11
Reviewed(1 st)	2024-11-09
Date Revised	2025-02-06
Reviewed(2 nd)	2025-02-15
Date Accepted	2025-02-15
Final Received	2025-03-26