

# FLUS 모델 기반 토지피복 변화에 따른 탄소 저장량 분석 Analysis of Carbon Storage by Land Cover Changes Based on FLUS Model

한유한<sup>1)</sup> · 이수연<sup>2)</sup> · 전철민<sup>3)</sup>  
Han, Yuhan · Lee, Suyun · Jun, Chulmin

## Abstract

Quantitative evaluation of the impacts of land cover changes on ecosystem services is essential for establishing sustainable urban development and ecosystem conservation strategies. This study applied the dynamic simulation model FLUS (Future Land Use Simulation) and the ecosystem service valuation model InVEST (Integrated Valuation of Ecosystem Services and Tradeoffs) to predict the land cover state in 2024 in the southern region of Gyeonggi Province under various scenarios and to quantitatively evaluate the corresponding changes in carbon storage. Model validation showed that the FLUS model demonstrated high reliability, with a Kappa coefficient of 0.945 and an overall accuracy of 0.959, confirming its capability to realistically simulate future land cover conditions in the target region. Scenario analysis revealed that in the natural growth scenario, urban expansion led to reduced forest and wetland areas, consequently decreasing carbon storage. Conversely, the ecological conservation scenario restricted urban expansion, preserved forest and wetland areas, and maintained the highest carbon storage levels. This study contributes by overcoming the limitations of static approaches through dynamic simulation, quantitatively assessing the impacts of urbanization and ecological conservation policies on ecosystem services. Future research should include further assessments of diverse ecosystem services such as water circulation, microclimates, and biodiversity, along with parameter optimization to enhance prediction accuracy. Additionally, the findings of this study can serve as scientific evidence for urban growth management and natural environment conservation policy formulation, aiding balanced development decisions involving various stakeholders.

Keywords : FLUS model, InVEST model, Future Land Cover Change, Carbon Storage

## 초 록

지속 가능한 도시 개발 및 생태계 보전 전략 수립을 위해서는 토지피복 상태 변화가 생태계 서비스에 미치는 영향을 정량적으로 평가하는 것이 필수적이다. 본 연구에서는 동적 시뮬레이션 기법인 FLUS (Future Land Use Simulation) 모델과 생태계 서비스 평가 모델인 InVEST (Integrated Valuation of Ecosystem Services and Tradeoffs)를 활용하여 경기도 남부 지역의 2024년 토지피복 상태를 시나리오별로 예측하고, 이에 따른 탄소 저장량 변화를 정량적으로 평가하였다. 모델 검증 결과 FLUS 모델은 Kappa 계수 0.945, 전체 정확도 0.959로 높은 신뢰도를 나타내어, 대상 지역의 미래 토지피복 상태를 현실적으로 모사할 수 있음을 확인하였다. 시나리오 분석 결과, 자연성장 시나리오에서는 도시 확장으로 인해 산림 및 습지 면적이 감소하였으며, 이에 따라 탄소 저장량도 감소하는 경향을 보였다. 반면, 생태보호 시나리오에서는 도시 확장이 제한되고 산림과 습지가 보존되어 탄소 저장량이 가장 높은 수준으로 유지되는 것으로 나타났다. 본 연구는 기존 정태적 접근의 한계를 보완하여 동적 시뮬레이션을 통해 도시화 및 생태보전 정책이 생태계 서비스에 미치는 영향을 정량적으로 제시하였다는 데 의의가 있다. 향후 연구에서는 물 순환, 미기후, 생물다양성 등 다양한 생태계 서비스에 대한 추가적 평가와 함께 모델 파라미터 최적화를 통해 예측 정확도를 향상시킬 수 있을 것이다. 또한, 본 연구의 결과는 도시 성장 관리와 자연환경 보존 정책 수립을 위한 과학적 근거로 활용될 수 있으며, 다양한 이해관계자의 의사결정 과정에서 균형 잡힌 발전 방향을 도출하는 데 기여할 것으로 기대된다.

핵심어 : FLUS 모델, InVEST 모델, 미래 토지피복 변화, 탄소저장량

Received 2025.02.03, Revised 2025.03.31, Accepted 2025.04.21

1) Department of Geoinformatics, University of Seoul (E-mail:dbgks25@uos.ac.kr)

2) Department of Geoinformatics, University of Seoul (E-mail:stbry27@uos.ac.kr)

3) Corresponding Author, Member, Department of Geoinformatics, University of Seoul (E-mail:cmjun@uos.ac.kr)

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## 1. 서론

도시 인구와 건축 면적은 전 세계적으로 빠르게 증가하고 있다. 새로운 인프라와 건물에 대한 투자 수요는 온실가스 배출과 기타 환경적 부담의 주요 원인 중 하나로, 인간 활동으로 인한 온실가스 농도 증가는 온실효과를 강화하여 지구 온난화를 초래한다(Ottelin *et al.*, 2019). 이로 인해 기후 변화는 날씨 패턴의 변동, 해수면 상승 등 다양한 환경적 문제를 유발할 수 있다(Filonchik *et al.*, 2024). 이러한 위기에 대응하기 위해 각국 정부는 온실가스 배출을 줄이고 탄소중립 목표를 달성하기 위한 다양한 정책을 도입하고 있다.

특히, LULUCF(Land Use, Land-Use Change, and Forestry) 부문은 인간의 토지 이용 및 관리 방식에 따라 온실가스의 배출과 흡수가 동적으로 변화하기 때문에 기후 변화 대응에서 핵심적인 역할을 담당한다(Watson, 2000). 예를 들어, 산림을 도시나 농지로 전환할 경우 큰 폭의 이산화탄소가 배출될 수 있는 반면, 도시 내에서 녹지나 숲을 조성하고 산림을 복원함으로써 탄소 흡수량을 늘릴 수 있다(Kafy *et al.*, 2023). 또한 LULUCF 부문은 토양 탄소 축적, 생태계 서비스, 생물 다양성 보전 등 다양한 측면에서 중요한 가치를 지닌다(San Roman Sanz *et al.*, 2013). 그러나 이러한 중요성에도 불구하고, LULUCF 관련 탄소 배출 및 저장량을 정밀하게 파악하기 위한 연구는 상대적으로 부족한 실정이다(Jeong *et al.*, 2020). 이는 산림-농지-도시 등 서로 다른 토지이용 유형과 그 변화 양상에 대한 장기적이고 종합적인 데이터 축적이 미비한 데에 기인한다(Savaresi *et al.*, 2020). 최근에는 LULUCF 부문에서의 탄소 동태를 면밀히 파악하고 이를 정책에 반영하기 위한 시도가 늘고 있다(Kuikman *et al.*, 2011). 예컨대, 도시 내 녹지 확보, 산림 생태계 복원, 재생농업 기법 도입 등을 통해 탄소중립 목표 달성에 기여하고자 하는 움직임이 활발히 논의되고 있다(Wang *et al.*, 2021). 이러한 전략들은 토지이용 변화를 최소화하거나, 불가피할 경우 저탄소 토지 관리 방안을 마련함으로써 이산화탄소의 배출을 억제하고, 동시에 탄소 흡수원을 늘릴 수 있는 효과적인 대안이 될 수 있다(Read *et al.*, 2001).

국내 기존 도시 환경 분석 연구는 특정 토지피복 유형을 단순히 다른 유형으로 대체하거나 과거 추세를 외삽하여 미래 토지피복을 예측하는 방식에 의존해 왔다(Oh *et al.*, 2011; Yang *et al.*, 2024). 토지피복 변화는 정책적 요인뿐만 아니라 사회·경제적 요인, 인구 분포 및 밀도 등 다양한 요인들이 복합적으로 작용하는 시스템이므로, 기존의 정태적 접근 방식만으로 이를 충분히 설명하거나 예측하기 어렵다(Liu *et al.*, 2017). CLUE/CLUE-S 모델과 같은 경험적 통계 모델이 도입

되었지만, 해당 모델은 특정 토지피복 유형이 지배적인 셀에만 할당되는 구조적 한계를 가지고 있다(Aydın and Eker, 2022; Gaur and Singh, 2023). 따라서 갑작스럽고 극적인 토지피복 변화는 시뮬레이션하기 어렵다는 지적이 있다(Gomes *et al.*, 2021; Rahnama, 2021).

이러한 한계를 보완하기 위해, FLUS(Future Land Use Simulation) 모델과 같은 동적 시뮬레이션 기법의 활용이 필요하다. FLUS 모델은 인공신경망 알고리즘을 사용하여 다양한 구동 요인과 토지피복 데이터를 계산하고, 기존 모델과 달리 우세하지 않은 토지피복 유형도 할당할 수 있어 더 현실적인 시뮬레이션이 가능하다(Liu *et al.*, 2017). 기존 연구들은 주로 도로로부터의 거리와 같은 기본 데이터를 활용했지만, 이러한 데이터만으로는 도시의 특성을 충분히 반영하기 어렵다(Liang *et al.*, 2018). 이에 도시환경성평가지도와 같은 고도화된 데이터를 활용하여 도시 계획 수립에 맞춘 시뮬레이션을 수행하면 더 정밀한 예측이 가능할 것이다(Song *et al.*, 2012; Kim *et al.*, 2019).

또한 도시 계획 과정에서 탄소중립 목표를 달성하기 위해서는 토지피복별 탄소 배출 및 저장량을 정량적으로 분석할 필요가 있다(Ning *et al.*, 2021). 이러한 분석을 수행하기 위해서는 신뢰도 높은 입력 데이터와 더불어 다양한 시나리오를 설정하고, 각각에 대해 탄소 흐름을 평가할 수 있는 도구가 요구된다. InVEST (Integrated Valuation of Ecosystem Services and Tradeoffs) 모델은 이러한 요구를 충족시키는 대표적인 도구로, 토지 이용 및 토지피복 시나리오에 따른 탄소 저장량 변화를 정량적으로 평가할 수 있는 기능을 제공한다(Li *et al.*, 2022). InVEST 모델의 탄소 모듈은 일반적으로 △지상 바이오매스(above ground biomass), △지하 바이오매스(below ground biomass), △토양(soil), △낙엽·가지 등 죽은 유기물(dead organic matter)로 구분된 탄소 풀(carbon pool)에 대한 정보를 입력받아 각 토지피복 유형별 탄소 축적량을 산정한다(Sharp *et al.*, 2018). 이러한 정보를 바탕으로, 토지피복 변화로 인해 발생할 수 있는 탄소 배출 및 흡수량의 증감 폭을 시나리오별로 비교·분석함으로써, 미래 도시계획에서 어떤 유형의 토지 이용이 탄소중립 목표 달성에 기여할 수 있는지에 대한 정량적 근거를 제시한다(Wu *et al.*, 2023). 예를 들어, 농지 또는 인공 구조물로 전환되는 산림 지역이 많아질 경우, 산림의 탄소 축적량이 감소하여 전체적인 탄소 저장량이 줄어 들 수 있다는 점을 시뮬레이션 결과로 도출할 수 있으며, 반대로 산림 복원 및 녹지 확대 시나리오에서는 탄소 저장량이 증가하는 효과가 있음을 가시적으로 보여줄 수 있다(Huang *et al.*, 2019).

본 연구는 FLUS 모델을 활용하여 여러 시나리오(자연 성장, 생태 보호 등)에 따른 토지피복 변화를 예측하고, InVEST 모델을 통해 각 시나리오별 탄소저장량 변화를 정량적으로 평가하는 것을 목표로 한다. 이를 통해 다음과 같은 기여를 하고자 한다. 도시계획 및 정책 수립 시 탄소저감 효과를 고려할 수 있는 과학적 근거자료를 제공한다. 기존 연구가 단순히 정태적 접근에 의존했던 한계를 극복하고, 동적인 도시 성장과정을 모사함으로써 시뮬레이션의 현실성을 높인다. 정량적인 결과를 통해 정책 입안자와 이해관계자들에게 구체적인 대안을 제시함으로써 지속가능한 도시 개발 및 탄소중립 목표 달성에 기여한다.

## 2. 연구 방법 및 데이터 수집

### 2.1 연구 지역

본 연구는 서울특별시와 인접한 경기도 남부 지역을 대상으로 하며, 도시화가 급속히 진행되고 있는 지역적 특성을 지닌다(Fig. 1). Table 1 연구지역의 2019년 토지피복별 면적에

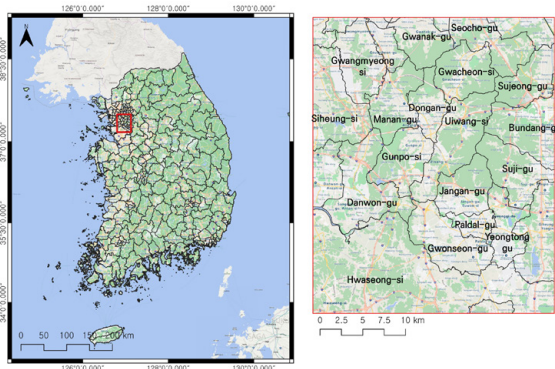


Fig. 1. Study area in the southern Gyeonggi Province, adjacent to Seoul

Table 1. Land cover area by type (km<sup>2</sup>) within the study area in 2019

Land Cover Type	Area(km <sup>2</sup> )
Used area	303.109
Agriculture	126.228
Forest	378.048
Grassland	143.971
Wetland	8.971
Barren	60.412
Water	14.906

따르면 시가지 건조지역·농업·산림·초지 등의 지역이 복합적으로 분포한다. 해당 연구 지역은 도시 확장과 생태계 보존이라는 상반된 가치를 조화시키기 위한 대표적인 연구 사례로 중요한 의미를 가진다(Lee *et al.*, 2024).

### 2.2 FLUS와 InVEST 모델을 이용한 연구 과정

본 연구의 전체적인 과정은 Fig. 2에 요약되어 있으며, 주요 단계는 다음과 같다. 첫째, 2014년과 2019년의 토지피복 자료와 사회통계 데이터, 지형 정보, 환경성평가지도를 수집하고 전처리 과정을 거친다. 이 데이터는 토지피복 적합도 지도를 생성하고 미래 토지피복 변화를 시뮬레이션하기 위한 기초 자료로 활용된다. 둘째, 수집된 데이터를 바탕으로 토지피복 적합도 지도를 생성한다. 인공신경망 기반 알고리즘을 사용하여 각 토지피복 유형의 적합도를 계산하며, 2014년~2019년 사이의 토지피복 변화량을 분석하여 Markov 모델을 통해 전이 확률을 계산한다. 셋째, FLUS 모델을 이용하여 두 가지 시나리오(자연성장 시나리오와 생태보호 시나리오)를 기반으로 2024년의 미래 토지피복도를 시뮬레이션한다. FLUS 모델은 Markov 모델로 계산된 전이 확률, 셀룰러 오토마타, 그리고 자기적응 관성 및 경쟁 메커니즘을 통합하여 더 현실적인 토지피복 변화 시뮬레이션을 가능하게 한다. 마지막으로, 생성된 2024년 토지피복도를 InVEST 모델에 입력하여 각 시나리오별 탄소 저장량 변화를 정량적으로 평가한다. 이 과정은 미래 시나리오에 따른 도시화 및 생태보호 정책이 탄소 저장량에 미치는 영향을 분석하기 위해 설계되었다.

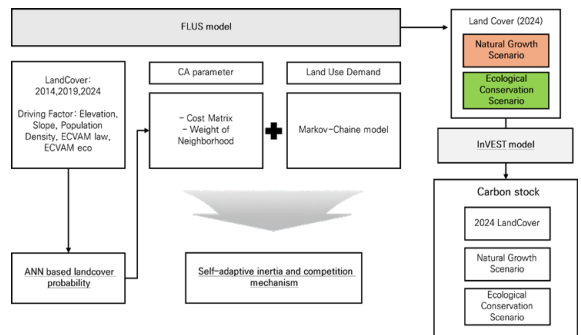


Fig. 2. Flowchart of the research process

### 2.3 데이터

본 연구에서는 2014년, 2019년, 2024년(예측) 시점의 토지피복 데이터를 비롯해, 지형, 사회통계, 법적, 생태적 정보를 종합적으로 수집하고 가공하였다(Fig. 3). 토지피복 데이터는 환경공간정보서비스에서 제공되는 1m 해상도의 세분류 토

지피복지도를 대분류 토지피복지도가 10년 주기로만 제공되어 연구에 필요한 연도(2014년, 2019년)의 데이터가 부족했기 때문에 세분류를 대분류로 재분류한 뒤, 계산 효율성 향상 및 FLUS와 InVEST 모델의 요구 해상도(10m)에 맞추기 위해 10m로 리샘플링하여 사용하였다. 고해상도의 원본 데이터를 그대로 사용할 경우 모델 처리 시간 및 연산 비용이 과도하게 증가하고 분석 효율이 저하될 수 있어, 분석 목적과 효율성을 동시에 고려한 해상도를 설정하였다.

토지피복에 대한 주요 영향 요인은 인구 밀도, 고도, 경사, 법적 평가 결과 지도와 생태적 평가 지도가 있으며, 이들은 토지피복 종류를 특성화하는 데 효과적으로 사용되는 데이터이다(Chen *et al.*, 2021; Kim *et al.*, 2019).

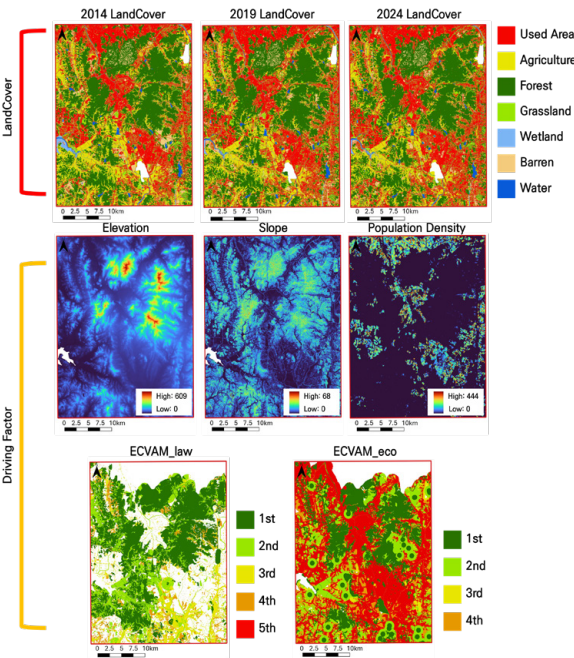


Fig. 3. Land cover and key driving factors in the study area

인구밀도 데이터는 통계지리정보서비스(SGIS)에서 제공하는 2019년도 데이터를 활용하였으며, 고도와 경사 데이터는 국토공간정보통합서비스(NSDI, <https://nsdi.go.kr/>)에서 제공된 디지털 고도 모델(DEM) 데이터셋을 기반으로 도출하였다. 법적 평가 결과 지도(ECVAM Law)는 자연환경 보호와 관련된 8종의 부문으로 평가되며, 각 평가 결과는 5등급으로 분류되었다. 해당 데이터는 ECVAM 시스템(<https://ecvam.neins.go.kr/main.do>)을 통해 제공되었다. 또한, 환경·생태적 평가 결과 지도(ECVAM Eco)는 자연환경과 관련 있는 5개 부문과 62개 항목으로 구성된 평가 결과로, 법 제도상의 토지피복 규제를 포함하며, 동일하게 5등급으로 분류되었다. 각 데이터의 세부적인 개요 및 출처는 Table 2에 요약되어 있다.

## 2.4 토지피복 변화 시뮬레이션

본 연구의 토지피복 변화 시뮬레이션은 Markov 모델과 셀룰러 오토마타 기반 FLUS 모델을 결합한 GeoSOS-FLUS 패키지를 활용하여 수행하였다 (<http://www.geosimulation.cn/FLUS.html>). 시뮬레이션 과정은 크게 1) 인공신경망 기반 적합도 확률 계산, 2) 자기 적응 관성 및 경쟁 메커니즘으로 나뉜다.

### 2.4.1 인공신경망 기반 적합도 확률 계산

토지피복 변화 시뮬레이션의 초기 단계에서는 각 격자 셀이 어떠한 토지피복 유형으로 전이될 가능성이 높은지 추정하는 과정이 필요하다(Wang *et al.*, 2021). 본 연구에서는 인공신경망을 이용하여 이러한 발생 확률을 도출하였다. 인공신경망 모델은 입력 변수로 인구 밀도, 고도, 경사도, 법적 제한, 생태적 가치 등 다양한 공간·환경·사회적 요인을 받아들여, 해당 위치가 특정 토지피복 유형  $k$ 로 전이될 확률  $P_k$ 을 계산한다.

적합도 확률은 다음 수식 Eqs. (1) and (2)를 기반으로 계산된다(Louis *et al.*, 2010):

Table 2. Overview and sources of the datasets

Types of dataset	Name	Year	Resolution	Sources
Land Cover	Land Cover	2014, 2019, 2024	10m	EGIS
Statistical data	Population density	2019	100m	SGIS
Topography	Elevation	2019	10m	Digital Terrain Model
	Slope	2019	10m	Digital Terrain Model
Environmental Conservation Value Assessment Map (ECVAM)	law	2024	10m	ECVAM
	eco	2024	10m	ECVAM



$$\sum_k p(p, k, t) = 1 \quad (1)$$

$$p(p, k, t) = \sum_i w_{i,k} \times \text{sigmoid}[net_i(p, t)] \quad (2)$$

$$= \sum_i w_{i,k} \times \frac{1}{1 + e^{-net_i(p, t)}}$$

where  $p(p, k, t)$ : The baseline probability of grid cell  $p$  transitioning to land cover type  $k$  at time  $t$ ,  $w_{i,k}$ : The weight between hidden layer neuron  $i$  and output layer  $k$ ,  $\text{sigmoid}(x)$ : The activation function,  $net_i(p, t)$ : The total input signal received by hidden layer neuron  $i$  from the input layer at time  $t$

#### 2.4.2 자기 적응 관성 및 경쟁 메커니즘

Liu *et al.* (2017)에 따르면, FLUS 모델은 인공지능경망 기반 확률 계산만으로는 설명하기 어려운 공간적 상호작용, 토지피복 간 경쟁, 관성 등을 효과적으로 반영하기 위해 자기 적응 관성 계수를 도입한다. 이 계수는 토지피복 수요에 따라 각 유형별 토지면적이 목표치에 근접하도록 조정하며, 실제 토지피복 변화에서 나타나는 상호 경쟁 양상을 모델에 포함시키는 데 기여한다.

##### (1) 토지피복 수요 계산 (Markov 모델)

본 연구에서는 Markov 모델을 통해 미래 토지피복 수요를 추정하였다. Markov 모델은 시계열 자료로부터 전이확률 행렬을 도출하고, 이를 바탕으로 향후 각 토지피복 유형에 필요한 총량(수요)을 예측하는 기법이다(Glennie *et al.*, 2023). 2014년과 2019년의 토지피복 자료를 기반으로, 두 시점 사이의 변화 패턴을 분석하여 전이 확률 행렬  $P_{i,j}$ 를 계산한다. 도출된 전이확률 행렬을 통해 미래 시점의 토지피복 상태  $S_{t+1}$ 를 계산하여 토지피복의 수요를 예측하는 데 이용한다.

Markov 모델의 기본식은 다음 식 Eq. (3)으로 표현된다:

$$S_{t+1} = P_{i,j} S_t \quad (3)$$

where  $S_t, S_{t+1}$ : Land Cover status at time  $t$  and  $t+1$ ,  $P_{i,j}$ : The probability of type  $i$  transitioning to type  $j$

##### (2) 자기 적응 관성 계수

FLUS 모델에서 자기 적응 관성 계수는 시뮬레이션 과정에서 각 토지피복별 수요와 실제 보유량 사이의 차이를 줄이고, 현실적인 경쟁 관계를 반영하기 위한 핵심 파라미터이다

(Liu *et al.*, 2017). 아래 식 Eq. (4)는 시점  $t$ 에서 유형  $k$ 에 대한 자기 적응 관성 계수를 정의한 것으로, 이전 시점에서 측정된 수요와 보유량의 차이에 따라 동적으로 계수를 조정한다.

$$Inertia_k^t = \begin{cases} Inertia_k^{t-1}, & \text{if } |S_k^{t-1}| \leq |S_k^{t-2}| \\ Inertia_k^{t-1} \times \frac{S_k^{t-1}}{S_k^{t-2}}, & \text{if } |S_k^{t-1}| \leq |S_k^{t-2}| < 0 \\ Inertia_k^{t-1} \times \frac{S_k^{t-1}}{S_k^{t-2}}, & \text{if } 0 < |S_k^{t-2}| \leq |S_k^{t-1}| \end{cases} \quad (4)$$

where  $Inertia_k^t$ : Self-adaptive inertia coefficient for land cover type  $k$  at time  $t$ ,  $S_k^{t-1}, S_k^{t-2}$ : The difference between the demand and actual area for land cover type  $k$  at time  $t-1$  and  $t-2$

Eq. (4)에 따르면, 토지 수요와 실제 보유량 간 차이가 줄어드는 경우( $|S_k^{t-1}| \leq |S_k^{t-2}|$ )에는 관성 계수를 유지하거나 점차 감소시키고, 차이가 커지는 경우에는 관성 계수를 조정하여 목표 면적을 달성할 수 있도록 유도한다. 이 과정에서 주변 토지피복 유형, 전환 비용 등의 제약도 함께 고려하므로, 단순 인공지능경망 확률만으로는 설명하기 어려운 공간적·제도적 상호작용이 모델링된다.

##### (3) 이웃 효과

FLUS 모델에서는 토지피복 변화에 있어 인접 격자의 영향을 반영하기 위해 이웃 효과를 적용하였다. 이웃 효과는 Moore 이웃(3x3 격자) 내 동일 토지피복 유형을 갖는 격자의 비율과 해당 유형에 부여된 이웃 작용 가중치( $W_k$ )를 기반으로 계산된다(Liang *et al.*, 2018).

이웃 효과는 동일 유형을 갖는 이웃 격자의 비율과 해당 유형의 이웃 가중치를 곱한 값으로 결정되며, 이는 특정 토지 유형의 공간적 연속성을 강화하거나 약화시키는 데 중요한 역할을 한다. 이웃 효과는 아래의 식 Eq. (5)로 정의된다.

$$\Omega_{p,k}^t = \frac{\sum_{N \times N} \text{con}(c_{d'}^{t-1} = k)}{N \times N - 1} \times W_k \quad (5)$$

where  $\Omega_{p,k}^t$ : Neighborhood effect for cell  $p$  and land cover type  $k$  at time  $t$ ,  $\text{con}(c_{d'}^{t-1} = k)$ : A condition where the neighboring cell  $d'$  has the same land cover type  $k$  at the previous time step  $t-1$ . If true, the value is 1; otherwise, 0.,  $N$ : The total number of neighboring cells(for Moore neighbors,  $N=8$ ),  $W_k$ : Neighborhood weight for land cover

**Table 3. Neighborhood weight by land cover type**

LandCover type	Used Area	Agriculture	Forest	Grassland	Wetland	Barren	Water
Neighborhood weight	0.9	0.7	0.5	0.6	0.6	0.2	0.3

type  $k$ , ranging from 0 to 1

본 연구에서는 선행 연구(Li *et al.*, 2024)를 참고하여, 토지 피복 유형별 이웃 작용 가중치를 Table 3와 같이 설정하였다.

#### (4) 전환 비용

각 토지피복 유형 간 전이는 단순 확률이나 이웃 효과만으로 결정되지 않으며, 전환 비용도 중요한 역할을 한다(Aerts & Heuvelink, 2002). 전환 비용은 기존 유형  $c$ 에서 새로운 유형  $k$ 로 바뀌는 데 필요한 제도적·생태적·경제적 제약 정도를 0~1 범위로 표현하는 값이다. 전환 비용  $s_{c \rightarrow k}$ 가 0이면 전환 불가능, 1이면 전환 용이함을 의미한다.

시나리오별 Cost Matrix를 다르게 설정함으로써, 생태 보호 시나리오에서는 산림 → 시가화건조지역 전환 비용을 0(불가능)으로 하여 개발을 사실상 막거나, 농업 → 초지 전환 비용을 1(매우 용이)로 설정하여 생태 보호를 유도할 수 있다.

#### (5) 최종 적합도 확률

위에서 설명한 인공지능경망 기반 확률  $p(p, k, t)$ 와 이웃 영향( $\Omega_{p,k}^t$ ), 전환 비용( $s_{c \rightarrow k}$ ) 등을 종합한 최종 적합도 확률  $TP_{p,k}^t$ 는 아래 식 Eq. (6)과 같이 계산된다(Liu *et al.*, 2017). 이는 각 격자  $p$ 가 토지피복 유형  $k$ 로 바뀔 확률을 의미하며, 룰렛 선택 방법 등을 통해 실제 전이를 결정한다.

$$TP_{p,k}^t = p(p, k, t) \times \Omega_{p,k}^t \times Inertia_k^t \times (1 - s_{c \rightarrow k}) \quad (6)$$

where  $TP_{p,k}^t$ : Transition probability for cell  $p$  to land cover type  $k$  at time  $t$ ,  $p(p, k, t)$ : Neural network-based suitability probability for land cover type  $k$  at time  $t$ ,  $\Omega_{p,k}^t$ : Neighborhood effect for cell  $p$  and land cover type  $k$  at time  $t$ ,  $Inertia_k^t$ : Self-adaptive inertia coefficient for land cover type  $k$  at time  $t$ ,  $s_{c \rightarrow k}$ : Conversion cost from current land cover type of cell  $c$  to type  $k$

위 식 Eq. (6)을 통해 최종 전이 확률  $TP_{p,k}^t$ 이 산출되면, 셀 룰러 오토마타 시뮬레이션에서 각 격자 셀이 다음 시점에 어느 토지피복 유형으로 전환될지 결정한다. 먼저, 각자 셀마다

전환 여부를 확률적으로 판단한 뒤, 전환이 일어나는 경우에는 가장 높은 전환 확률을 가진 유형으로 새롭게 할당된다.

생성된 시뮬레이션 결과는 관측된 토지피복 지도와 비교하여 정확도를 평가한다. 평가 지표로는 정확도와 Kappa 계수가 사용된다. 특히, Kappa 계수는 모델 결과와 실제 관측값 간의 일치도를 0~1 범위로 나타내며, 모델의 신뢰성을 평가하는 중요한 지표다(Kraemer, 1980). Kappa 계수는 아래 식 Eq. (7)로 계산된다:

$$K = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (7)$$

where  $K$ : Kappa coefficient,  $P_o$ : Observed agreement rate,  $P_e$ : Expected agreement rate

## 2.5 토지피복 변화 시나리오 설정

본 연구에서는 토지피복 변화를 다양한 정책·환경적 상황에 따라 모사하기 위해, 선행 연구(Li *et al.*, 2024)를 참고하여 자연성장(NG: Natural Growth) 시나리오와 생태보호(EC: Ecological Conservation) 시나리오의 두 가지를 설정하였다. 두 시나리오는 모두 Markov 모델을 통해 예측된 동일한 토지 피복 수요를 기반으로 하지만, 각 토지피복 유형 간 전환 비용 설정을 다르게 하여 서로 다른 정책·환경적 제약을 모델링한다. 토지피복 변화 시나리오는 다음과 같다.

**Table 4. Conversion Cost Matrices by Scenario, (a): Natural Growth(NG), (b): Ecological Conservation(EC), (U: Used Area, A: Agriculture, F: Forest, G: Grassland, WI: Wetland, B: Barren, W: Water)**

NG	U	A	F	G	WI	B	W
U	1	0	0	0	0	0	0
A	1	1	1	1	1	1	1
F	1	1	1	1	1	1	1
G	1	1	1	1	1	1	1
WI	1	1	1	1	1	1	1
B	1	1	1	1	1	1	1
W	1	1	1	1	1	1	1

(a)

(b)

- (1) 자연 성장 시나리오는 개발 정책에 대한 추가 제약이 없는 상태를 가정하며, 과거 변화 패턴을 기반으로 전환 비용을 설정하며, 시가화 건조 지역으로 이미 전환된 지역은 다시 다른 유형으로 바뀌지 않도록 한다.
- (2) 생태보호 시나리오는 산림·하천·습지 등 자연환경 관련 유형에서 시가화 건조 지역으로의 전환 비용을 크게 설정한다.

시나리오에 따른 전환 비용 매트릭스는 Table 4(a)와 3(b)에 나타나 있다. 각 값은 전환 비용의 크기를 나타내며, 0은 전환이 불가능함을, 1은 전환이 용이함을 의미한다.

## 2.6 InVEST 모델로 탄소저장량 추정

미래 토지피복 변화가 생태계 서비스, 특히 탄소저장량에 어떤 영향을 미칠지를 평가하기 위해, 본 연구에서는 InVEST 모델을 활용하였다. InVEST는 토지피복 지도와 토지피복 유형별 탄소 밀도를 결합하여 특정 시점 혹은 시나리오에서의 탄소저장량을 정량화할 수 있는 대표적인 도구이다 (Vigerstol & Aukema, 2011).

InVEST 모델에서 육상 생태계의 탄소저장량은 크게 지상부 생물량, 지하부 생물량, 토양 유기탄소, 낙엽·고사체 탄소의 네 가지 풀을 합산한 값으로 산출된다(Hwang *et al.*, 2022). 이 관계를 나타내는 식은 아래와 같다:

$$C_i = C_{i,above} + C_{i,below} + C_{i,soil} + C_{i,dead} \quad (8)$$

where  $C_i$ : Average carbon storage of land cover type  $i$ ,  $C_{i,above}$ ,  $C_{i,below}$ ,  $C_{i,soil}$ ,  $C_{i,dead}$ : Carbon storage in above ground; below ground; soil organic; litter and deadwood

본 연구에서는 기존 문헌(Hwang *et al.*, 2021)을 참고하여 연구 대상지의 토지피복 유형에 맞게 탄소 밀도를 재분류하고

적용하였다. 각 토지피복 유형에 해당하는 단위 면적당 탄소 저장량은 Table 5에 정리되어 있다.

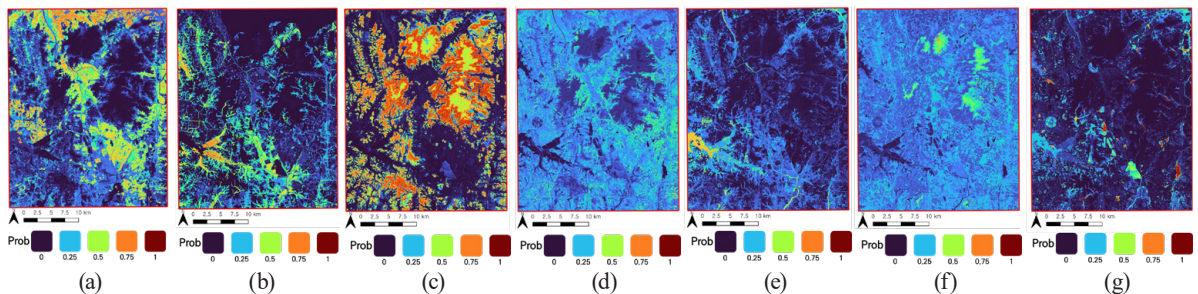
**Table 5. Carbon storage by land cover type (MG of C/ha)**

Land Use	C(MG of C/ha)			
Name	above	below	soil	dead
Used area	0	0	0	0
Agriculture	0	0	54.98	2.6
Forest	53.59	17.36	47.21667	11.79
Grass	2.66	10.635	49.85	0
Wetland	18.27	5.24	164	0.35
Barren	0	0.33	0.33	0
Water	0	0	0	0

## 3. 실험 및 결과

### 3.1 인공신경망 기반 적합도 확률

본 연구에서 사용된 인공신경망 모델은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되었으며, 은닉층에는 뉴런 10개를 설정하여 모델의 복잡성을 적절히 조절하였다. 학습 과정에서는 모델의 기본값인 Uniform 방식을 활용하여 전체 데이터의 10%를 샘플링하여 학습 데이터로 사용하였다(Zhang *et al.*, 2021). 학습된 인공신경망 모델은 각 격자 셀의 특정 토지피복 유형으로의 전이 가능성을 나타내는 적합도 확률을 계산하며, 이 값은 지도 형태로 시각화하였다(Fig. 4). 인공신경망 모델의 예측 성능은 RMSE (Root Mean Squared Error) 값이 0.3으로 나타났으며, 이는 토지피복 상태의 전이 확률(0~1 사이의 값)을 예측하는 과정에서 예측값과 실제값 간 평균 오차가 0.3 수준임을 의미한다. 선행 연구(Feng & Chen)에서 전이 확률을 예측하는 인공신경망 모델의 RMSE가 0.197일 때 높은 정확



**Fig. 4. Land Cover suitability probability maps by land cover type, (a): Used area, (b): Agriculture, (c): Forest, (d): Grassland, (e): Wetland, (f): Barren, (g): Water**

도를 보였다는 점을 고려할 때, 본 연구의 RMSE 값인 0.3 역시 예측 정확도가 비교적 양호한 수준이라고 판단할 수 있다. 따라서 본 연구의 인공지능망 모델은 토지피복 상태의 전이 확률을 비교적 정확하게 모사하고 있음을 나타낸다.

### 3.2 Markov 전이 확률 분석

본 연구에서는 2014년과 2019년 토지피복도를 기반으로 Markov 모델을 적용하여 과거 토지피복 변화 패턴을 분석하고 미래 토지피복 수요를 예측하였다. Table 6은 토지피복 유형별 전이 확률과 면적 변화 예측 결과를 나타낸다. 표의 각 셀에 기재된 전이 확률 값은 특정 토지피복 유형이 다른 유형으로 5년(2019~2024년) 동안 전환될 확률을 나타낸다. 이 확률은 0~1 사이 값으로 표현되며, 0에 가까울수록 전환 가능성이 낮고, 1에 가까울수록 전환 가능성이 높음을 의미한다. 면적 단위는 모두 제곱미터(m<sup>2</sup>)로 표시하였다.

분석 결과에 따르면, 시가화 건조 지역은 97.10%의 높은 확률로 유지되는 반면, 습지 지역은 유지될 확률이 71.89%로 비교적 낮았다. 또한, Markov 모델의 2024년 예측 결과에 따르면 시가화 건조 지역은 약 200,000m<sup>2</sup> 증가하고, 농업 지역과 습지 지역은 각각 153,709m<sup>2</sup>, 22,147m<sup>2</sup> 감소하는 것으로 예측되었다. 이러한 예측 결과는 FLUS 모델에서 미래 토지피복 수요를 결정하는 입력 자료로 활용되었다.

### 3.3 2024년 토지피복 예측

본 연구에서는 FLUS 모델을 활용하여 2024년의 미래 토지피복 변화를 예측하였으며, 결과는 자연성장 시나리오와 생태보호 시나리오의 두 가지로 구분하여 분석되었다. Fig. 5와 Fig. 6은 각각 2024년의 토지피복 지도와 시나리오별 토지피

복 면적 비교를 시각적으로 나타낸다.

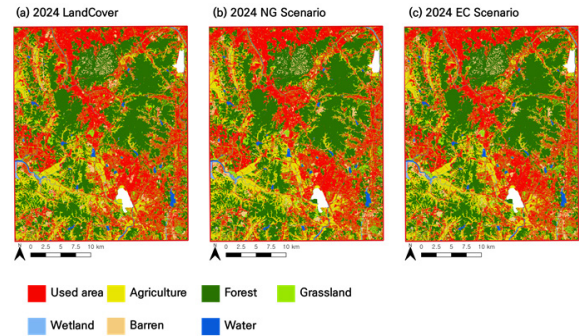


Fig. 5. Land cover prediction for 2024: Comparison between Natural Growth (NG) and Ecological Conservation (EC) scenarios

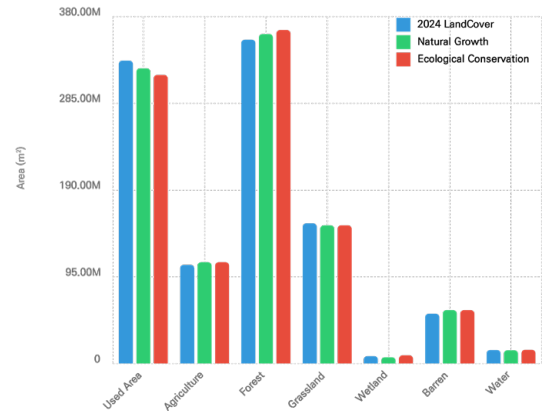


Fig. 6. Comparison of land cover area for 2024: Baseline, Natural Growth, and Ecological Conservation scenarios

Table 6. Transition probabilities(unitless, 0~1) and area changes by land cover type(unit: m<sup>2</sup>), and the actual area in 2019 and the predicted area and area change in 2024

From/To(0~1)	Used Area	Agriculture	Forest	Grassland	Wetland	Barren	Water
Used Area	0.97	0	0	0.01	0	0.02	0
Agriculture	0.04	0.87	0.01	0.03	0	0.04	0
Forest	0.01	0	0.97	0.01	0	0.01	0
Grassland	0.04	0	0.01	0.91	0	0.04	0
Wetland	0.07	0	0	0.07	0.72	0.14	0
Barren	0.22	0	0.01	0.14	0	0.62	0
Water	0.01	0	0.01	0.01	0	0.01	0.96
2019 Area(m <sup>2</sup> )	3,030,484	1,261,953	3,681,086	1,439,712	89,717	604,121	149,063
2024 predicted Area(m <sup>2</sup> )	3,231,760	1,108,579	3,705,104	1,515,077	67,570	583,674	144,716
Change Area(m <sup>2</sup> )	+200,667	-153,709	-75,382	+75,365	-22,147	-20,447	-4,347



Fig. 6은 2024년, 자연성장, 생태보호 시나리오 간의 토지피복 면적 차이를 나타낸다. 주요 관찰점은 다음과 같다. 시가지 건조지역의 경우, 실제 2024년에서 가장 큰 면적을 차지하지만, 자연성장 시나리오와 생태보호 시나리오는 그보다 더 작은 면적을 보이며, 특히 생태보호 시나리오에서 가장 작은 면적을 갖는다. 산림에서는 생태보호 시나리오가 가장 큰 면적을, 실제 2024년과 자연성장 시나리오는 상대적으로 작은 면적을 나타낸다. 이러한 결과는 자연성장 시나리오가 도시 확장을 더욱 용이하게 만들고, 생태보호 시나리오가 도시 개발을 억제하고 산림을 보존하려는 경향을 반영하는 것으로 보인다.

이와 함께 본 연구에서는 시뮬레이션 결과의 정확도를 평가하기 위해 Kappa 계수와 전체 정확도(Overall Accuracy)를 계산하였으며, 그 결과 Kappa 계수는 0.945076, 전체 정확도는 0.959387로 높은 정확도를 보였다.

### 3.4 시나리오별 탄소저장량 변화 결과

2024년의 탄소 저장량 변화는 기본, 자연성장, 생태보호 시나리오로 구분하여 분석되었다. 본 연구에서 사용된 탄소 저장량 단위인 'MC of C(Megagrams of Carbon)'는 토지피복 유형별로 저장된 탄소량을 나타내며, 1 MC는 1톤(ton)에 해당한다. 이는 InVEST 모델에서 탄소 저장량 산정 시 일반적으로 사용되는 표준 단위이다. Fig. 7에서는 각 시나리오별 탄소 저장량의 공간적 분포를 보여주며, Fig. 8은 시나리오별 토지피복 유형에 따른 탄소 저장량의 비율을 나타낸 그래프이다.

Fig. 8의 상단의 막대그래프는 기본, 자연성장(NG), 생태보호(EC) 시나리오에 따른 토지피복 유형별 총 탄소 저장량(MC of C)을 나타낸다. 하단의 도넛 차트는 각 시나리오에서 토지피복 유형이 전체 탄소 저장량에서 차지하는 비율(%)을 시각화한 것이다. Fig. 8에 따르면, 기본 시나리오에서 총 탄소 저장량은 6,356,363 MC of C이며, 산림 지역이 72.5%로 가장

큰 비중을 차지하며, 초지 15.2%, 농업 지역 9.8%를 차지했다. 자연성장 시나리오에서는 총 탄소 저장량이 6,410,443 MC of C이며, 산림 지역이 73.1%로 가장 큰 비중을 차지하며, 초지 14.9%, 농경지 10.0%를 차지했다. 마지막으로 생태보호 시나리오에서는 총 탄소 저장량이 6,509,049 MC of C로 시나리오 중 가장 많은 탄소 저장량을 보이며, 산림 지역 72.9%, 초지 14.7%, 농경지 9.8%를 차지했다.

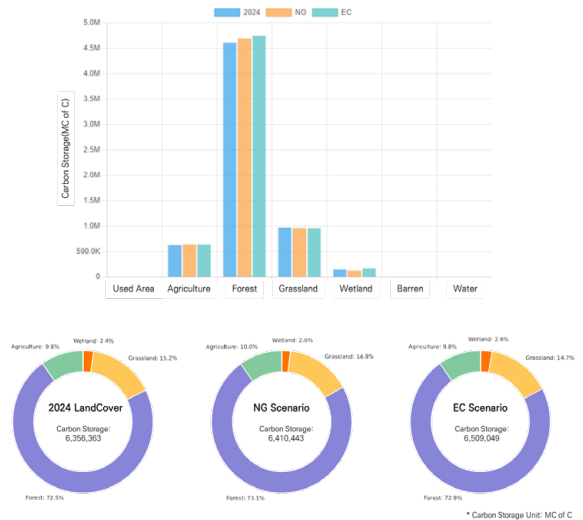


Fig. 8. Carbon Storage by Land Cover Type and Scenario in 2024

## 4. 결론

본 연구에서는 FLUS 모델을 활용하여 경기도 남부 지역의 2024년 미래 토지피복 변화를 시뮬레이션하고, InVEST 모델을 이용해 시나리오별 탄소저장량 변화를 정량적으로 평가하였다. 분석 결과, FLUS 모델은 Kappa 계수 0.945, 전체 정확도 0.959로 높은 신뢰도를 보였으며, 이를 통해 경기도 남부 지역의 토지 이용 변화를 현실적으로 모사할 수 있음을 확인하였다. FLUS 모델을 이용한 자연성장 시나리오에서는 도시 지역이 확장되는 과정에서 산림과 습지 면적이 감소하는 경향이 관찰되었으나, 생태보호 시나리오의 경우 자연환경 보호 정책이 반영되어 도시 확장이 억제되고 산림과 습지 면적이 보존되는 결과를 보였다. 이는 미래 토지 이용 변화가 정책 시나리오 설정에 크게 좌우된다는 사실을 나타낸다.

또한, 시나리오별 탄소저장량을 InVEST 모델로 산정한 결과, 생태보호 시나리오가 가장 높은 탄소저장량을 나타내었는데, 이는 산림과 습지를 적극적으로 보존함으로써 생태계

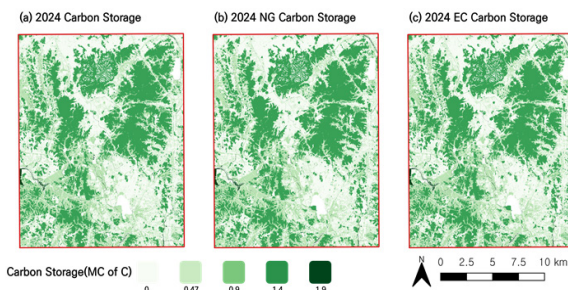


Fig. 7. Spatial distribution of carbon storage by scenario in 2024

서비스가 유지되는 효과를 반영한 것이다. 반면 자연성장 시 나리오에서는 도시화로 인해 탄소저장량이 감소하는 양상을 보였으며, 이는 도시 확장이 생태계 서비스에 미치는 부정적 영향을 보여준다. 본 연구는 동적 시뮬레이션 기법을 도입함으로써 정태적 접근법의 한계를 극복하고, 도시 환경 변화와 탄소저장량 간의 상호작용을 정량적으로 분석하였다는 데 의의가 있다.

그러나 탄소저장 외에도 물 순환, 미기후, 생물 다양성 등 다른 생태계 서비스 요소에 대한 추가적인 연구가 필요하며, FLUS 모델의 파라미터 최적화와 InVEST 모델의 탄소 밀도 입력값 개선 등을 통해 분석 결과의 정확도를 한층 더 높일 수 있을 것이다. 향후에는 다양한 도시 개발 및 생태계 보전 정책 시나리오를 고려하여, 보다 종합적이고 다각적인 생태계 서비스 평가 연구로 확장할 필요가 있다.

## 감사의 글

이 성과는 정부(환경부)의 재원으로 한국환경산업기술원의 탄소중립 특성화대학원 사업의 지원을 받아 수행된 연구임

## References

- Aerts, J. C. and Heuvelink, G. B. (2002), Using simulated annealing for resource allocation, *International Journal of Geographical Information Science*, Vol. 16, No. 6, pp. 571-587.
- Aydın, A. and Eker, R. (2022). Future Land Use/Land Cover Scenarios Considering Natural Hazards Using Dyna-CLUE in Uzungöl Nature Conservation Area (Trabzon-NE Türkiye), *Natural Hazards*, Vol. 114, pp. 2683-2707.
- Chen, Z., Huang, M., Zhu, D., and Altan, O. (2021), Integrating remote sensing and a Markov-FLUS model to simulate future land use changes in Hokkaido, Japan. *Remote Sensing*, Vol. 13, No. 13, 2621p.
- Feng, S. and Chen, K. (2023), The impact of forestry carbon sink on land use space based on FLUS mode, *Processes*, Vol. 11, No. 2, 608p.
- Filonchyk, M., Peterson, M. P., Zhang, L., Hurynovich, V., and He, Y. (2024), Greenhouse gases emissions and global climate change: Examining the influence of CO<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub>, and N<sub>2</sub>O, *Science of The Total Environment*, Vol. 935.
- <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.173359>
- Gaur, S. and Singh, R. (2023), A Comprehensive Review on Land Use/Land Cover (LULC) Change Modeling for Urban Development: Current Status and Future Prospects, *Sustainability*, Vol. 15, No. 2.
- <https://doi.org/10.3390/su15020903>
- Glennie, R., Adam, T., Leos-Barajas, V., Michelot, T., Photopoulou, T., and McClintock, B. T. (2023), Hidden Markov models: Pitfalls and opportunities in ecology, *Methods in Ecology and Evolution*, Vol. 14, No. 1, pp. 43-56.
- Gomes, E., Inácio, M., Bogdzevič, K., Kalinauskas, M., Karnauskaitė, D., and Pereira, P. (2021), Future Land-Use Changes and Its Impacts on Terrestrial Ecosystem Services: A Review, *Science of The Total Environment*, Vol. 781.
- <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.146716>
- Hwang, J., Choi, Y., Yoo, Y., Sun, Z., Cho, H. J., and Jeon, S. W. (2021), Analysis of Land Use Changes and Carbon Storage by Region under the Seoul Metropolitan Area Readjustment Planning Act Using the InVEST Carbon Model, *Journal of Climate Change Research*, 12, pp. 523-535.
- Hwang, J. H., Jang, R. I., and Jeon, S. W. (2022), A Study on the Estimation Method of Carbon Storage Using Environmental Spatial Information and InVEST Carbon Model: Focusing on Sejong Special Self-Governing City-Using Ecological and Natural Map, *Journal of Korea Society of Environmental Restoration Technology*, Vol. 25, No. 5, pp. 15-27.
- Jeong, Y. J., Lim, J. S., and Kim, J. S. (2020), A Study on the Improvement of the Statistical System for Greenhouse Gas in the LULUCF Sector, *Journal of Climate Change Research*, Vol. 11, No. 6-2, pp. 729-738.
- Kim, G. H., Kim, O. S., and Yoon, J. H. (2019), Urban Expansion Prediction Using the Environmental Conservation Value Assessment Map (ECVAM) Based on Spatial DBMS, *Journal of the Korean Cartographic Association*, Vol. 19, No. 3, pp. 35-42.
- Kraemer, H. C. (1980), Extension of the kappa coefficient. *Biometrics*, 207-216.
- Kafy, A. A., Saha, M., Fattah, M. A., Rahman, M. T., Dutti, B. M., Rahaman, Z. A., and Sattar, G. S. (2023), Integrating

- forest cover change and carbon storage dynamics: Leveraging Google Earth Engine and InVEST model to inform conservation in hilly regions, *Ecological Indicators*, 152.
- <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.110374>
- Lee, G. E. and Kim, J. O. (2024), Assessment of Carbon Neutrality of Comprehensive Urban Plans: A Case Study of 12 Cities in Gyeonggi-Do, Korea.
- Li, K., Wang, X., Zhao, F., An, B., and Li, P. (2024), Land use modeling and carbon storage projections of the Bosten Lake Basin in China from 1990 to 2050 across multiple scenarios. *Scientific Reports*, Vol. 14, No. 1.
- Li, Y., Liu, Z., Li, S., and Li, X. (2022), Multi-scenario simulation analysis of land use and carbon storage changes in Changchun city based on FLUS and InVEST model. *Land*, Vol. 11, No. 5.
- Liang, X., Liu, X., Li, D., Zhao, H., and Chen, G. (2018), Urban growth simulation by incorporating planning policies into a CA-based future land-use simulation model. *International Journal of Geographical Information Science*, Vol. 32, No. 11, pp. 2294-2316.
- Liang, X., Liu, X., Li, X., Chen, Y., Tian, H., and Yao, Y. (2018), Delineating multi-scenario urban growth boundaries with a CA-based FLUS model and morphological method, *Landscape and Urban Planning*, 177, 47-63.
- Liu, X., Liang, X., Li, X., Xu, X., Ou, J., Chen, Y., and Pei, F. (2017), A future land use simulation model (FLUS) for simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects, *Landscape and Urban Planning*, Vol. 168, pp. 94-116.
- Louis, B., Agrawal, V. K., and Khadikar, P. V. (2010), Prediction of intrinsic solubility of generic drugs using MLR, ANN and SVM analyses. *European Journal of Medicinal Chemistry*, Vol. 45, No. 9, pp. 4018-4025.
- Ning, K., Chen, J., Li, Z., Liu, C., Nie, X., Liu, Y., and Hu, X. (2021), Land use change induced by the implementation of ecological restoration Programs increases future terrestrial ecosystem carbon sequestration in red soil hilly region of China, *Ecological Indicators*, Vol. 133.
- Ottelin, J., Ala-Mantila, S., Heinonen, J., Wiedmann, T., Clarke, J., and Junnila, S. (2019), What can we learn from consumption-based carbon footprints at different spatial scales? Review of policy implications, *Environmental Research Letters*, Vol. 14, No. 9.
- Rahnama, M. R. (2021), Forecasting Land-Use Changes in Mashhad Metropolitan Area Using Cellular Automata and Markov Chain Model for 2016–2030, *Sustainable Cities and Society*, Vol. 64.
- San Roman Sanz, A., Fernandez, C., Mouillot, F., Ferrat, L., Istria, D., and Pasqualini, V. (2013), Long-term forest dynamics and land-use abandonment in the Mediterranean mountains, Corsica, France, *Ecology and Society*, Vol. 18, No. 2.
- Savaresi, A., Perugini, L., and Chiriaco, M. V. (2020), Making sense of the LULUCF Regulation: Much ado about nothing? Review of European, Comparative & International Environmental Law, Vol. 29, No. 2, pp. 212-220.
- Sharp, R., Tallis, H. T., Ricketts, T., Guerry, A. D., Wood, S. A., Chaplin-Kramer, R., ... & Bierbower, W. (2018), InVEST 3.2.0 User's Guide, The Natural Capital Project.
- Vigerstol, K. L. and Aukema, J. E. (2011), A comparison of tools for modeling freshwater ecosystem services, *Journal of Environmental Management*, Vol. 92, No. 10, pp. 2403-2409.
- Wang, Q., Guan, Q., Lin, J., Luo, H., Tan, Z., and Ma, Y. (2021), Simulating land use/land cover change in an arid region with the coupling models, *Ecological Indicators*, Vol. 122.
- Wang, Y., Guo, C. H., Chen, X. J., Jia, L. Q., Guo, X. N., Chen, R. S., and Wang, H. D. (2021). Carbon peak and carbon neutrality in China: Goals, implementation path and prospects. *China Geology*, Vol. 4, No. 4, pp. 720-746.
- Wu, Z., Zhao, Z., Gan, W., Zhou, S., Dong, W., and Wang, M. (2023), Achieving Carbon Neutrality through Urban Planning and Design, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, Vol. 20, No. 3.
- Zhang, C., Wang, P., Xiong, P., Li, C., and Quan, B. (2021), Spatial pattern simulation of land use based on FLUS model under ecological protection: A case study of Hengyang City. *Sustainability*, Vol. 13, No. 18.