doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.09.041

多情景视角下高原城市群土地利用变化与生态系统服务影响机制研究

李　坤[1]　陈国平[1]　赵俊三[1]　杨海波[1,2]

(1.昆明理工大学国土资源工程学院,昆明 650093;2.昆明理工大学津桥学院,昆明 650106)

摘要:土地利用变化是驱动生态系统服务的重要因素,系统了解其背后的影响机制对生态系统的有效管理和缓解人地矛盾至关重要。本研究以滇中城市群(CYUA)为例,首先使用卷积神经网络-长短期记忆神经网络-元胞自动机(CNN-LSTM-CA)模型和多目标线性规划(MOP)模型模拟了 2035 年城市群多情景下的土地利用变化空间格局,并结合 InVEST 模型评估不同情景下 5 种生态系统服务功能,在此基础上构建生态系统服务贡献指数(ESCI)和耦合协调度(CCD)模型分析土地利用变化对生态系统的影响。结果表明:CNN-LSTM-CA 模型能有效提取时空领域特征,整体模拟精度达到 0.924 2,与其他模型相比,该模型具有更高的模拟精度和更真实的土地利用分布格局。在生态保护优先情景(EPs)下,除产水量和碳储量服务下降外,其余生态系统服务均呈上升趋势;在经济发展优先情景(EDs)下,碳储量、土壤保持、生境质量和水质净化服务大幅降低;在自然发展情景(NDs)下,生态环境质量整体呈下降趋势。土地利用变化显著影响生态系统服务,建设用地快速扩张以及林地和草地减少对生态系统服务产生了显著的负向影响,研究区土地利用变化与生态系统服务的耦合协调程度整体较高。研究结果有助于揭示土地利用变化对区域生态系统服务时空变化的影响机制,可为城市群国土空间规划和决策提供有效支撑。

关键词:土地利用变化;生态系统服务;贡献度;CNN-LSTM-CA;MOP;高原城市群

中图分类号:X171.1　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)09-0503-14　　**OSID**:

Effects of Land Use Change on Ecosystem Services in Plateau Urban Agglomeration under Multi-scenario Perspective

LI Kun[1]　CHEN Guoping[1]　ZHAO Junsan[1]　YANG Haibo[1,2]

(1. *Faculty of Land Resources Engineering*, *Kunming University of Science and Technology*, *Kunming* 650093, *China*
2. *Oxbridge College*, *Kunming University of Science and Technology*, *Kunming* 650106, *China*)

Abstract: Land use change plays a pivotal role in driving ecosystem services (ES), and a systematic understanding of the underlying impact mechanisms is of great significance in promoting sustainable development in harmony with both people and the land. The central Yunnan urban agglomeration (CYUA) was selected as an example. Firstly, the convolutional neural network (CNN)-long short-term memory neural network (LSTM)-cellular automaton (CA) (CNN-LSTM-CA) model and multi-objective linear programming (MOP) model were employed to simulate the spatial patterns of land use change in the urban agglomeration under multiple scenarios in 2035. Five ES functions were assessed under these scenarios through integration with the integrated valuation of ecosystem services and tradeoffs (InVEST) model. Building upon this assessment, the ecosystem services contribution index (ESCI) and coupling coordination degree (CCD) model were constructed to quantify the impacts of land use change on ES. Furthermore, the self-organized feature mapping (SOFM) network was applied to identify ES bundles under varying scenarios. The results were summarized as follows. The CNN-LSTM-CA model can effectively extract the spatio-temporal neighbourhood features, with an overall simulation accuracy of

收稿日期:2024-10-21　修回日期:2024-12-29

基金项目:国家自然科学基金项目(42301304)、地理信息工程国家重点实验室、测绘科学与地球空间信息技术自然资源部重点实验室联合基金项目(2024-04-14)、昆明理工大学校人培基金项目(KKZ3202421124)、云南省高校自然资源空间信息集成与应用科技创新团队项目(2019-15)和云金地青年科研基金项目(2024-02)

作者简介:李坤(1996—),男,博士生,主要从事土地利用与规划研究,E-mail:2378842227@qq.com

通信作者:陈国平(1981—),男,副教授,主要从事土地生态系统与 GIS 时空建模研究,E-mail:chenguoping@kust.edu.cn

0.924 2, which surpassed other models in simulation accuracy and realism of land use distribution pattern. Under the ecological protection scenario (EPs), all ES exhibited an upward trend, with the exception of a decline in water yield and carbon storage services. In the economic development scenario (EDs), significant decreases were observed in carbon storage, soil retention, habitat quality, and water purification services. The natural development scenario (NDs) demonstrated an overall decline in ecological environment quality. Land use change significantly affected ES, particularly through the rapid expansion of built-up land and the reduction of forest land and grass land had resulting in a notable negative impact. The CCD between land use change and ES in the study area was generally favorable. These results contributed to a comprehensive understanding of the impact mechanisms of land use change on the spatio-temporal changes of ES in the region, offering effective support for territorial spatial planning and decision-making of urban agglomerations.

Key words: land use change; ecosystem services; contribution level; CNN-LSTM-CA; MOP; plateau urban agglomeration

0 引言

生态系统服务通常是指生态系统通过其结构、过程和功能直接或间接提供满足人类生存发展所必需的物质产品和服务[1]。人类的生存和福祉依赖生态系统提供的产品和服务,生态系统服务作为连接人类社会和自然生态系统之间的纽带,易受到土地利用变化、人口增长和自然资源过度消耗等多种因素的影响[2]。土地作为生态系统服务的空间载体,混乱的土地利用变化增加了对生态环境的压力,影响生态系统服务的稳定性,是直接影响生态系统服务的最重要因素之一[3]。随着社会经济和城市化的快速发展,高强度人类活动对自然生态系统造成了不可逆破坏,引发了生态系统退化、水质恶化和栖息地破碎化等一系列环境问题[4]。因此,如何精确客观地预测未来土地利用变化过程并量化其对生态系统服务的潜在影响,对于优化土地利用结构和促进区域可持续发展具有重要意义。

土地利用变化演化过程具有显著的系统性、复杂性和不确定性[5]。因此,高精度模拟未来多情景下的土地利用变化对揭示其对生态系统服务的影响至关重要。元胞自动机(Cellular automata,CA)模型因其强大的空间运算能力、与地理信息数据良好的耦合能力、复杂系统时空动态变化模拟能力等显著优势,广泛应用于土地利用、森林火灾模拟等领域[6]。转换规则的准确挖掘和领域效应的精确建模是决定 CA 模型模拟结果的两个关键组成部分[7]。目前,许多研究采用逻辑回归(LR)、支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)和随机森林(RF)等一系列机器学习模型来获取 CA 转换规则[8],以提高模拟结果精度。然而,现有的机器学习方法大多是基于马尔可夫假设理论来提取转换规则,即假设当前土地利用状态仅与前一时刻的土地利用状态相关,与其他时刻无关[9]。实际上,土地利用状态是一个长期动态连续的变化过程[10]。这些方法只考虑了空间相关性,忽略了土地利用变化的长期时间依赖性,未考虑历史土地利用变化信息。近年来,深度学习方法以其优异的性能被应用于土地利用分类和城市扩张模拟[11]等领域。长短时记忆神经网络(LSTM)可以很好解决过长时间序列学习时出现的梯度消失和梯度爆炸问题[12],具有长期时间依赖性的时间序列建模能力,能够充分挖掘历史土地利用变换规则。卷积神经网络(CNN)通过使用卷积滤波器来提取驱动因素的深层和内在特征,具有处理非线性问题的强大能力,已成功用于土地利用规则挖掘,并获得准确的土地利用模拟结果[13]。

土地利用变化对生态系统服务的影响表现为土地利用强度和土地利用变化方向引起生态系统结构和功能产生差异。目前,许多学者采用线性回归模型、转移矩阵和情景分析等方法来研究土地利用变化驱动生态系统服务变化的影响机制[14]。ZHANG 等[15]采用空间线性回归模型从不同尺度分析了生态系统对城市土地利用变化的空间依赖性,为城市发展规划和环境保护提供了实践指导。SUN 等[16]结合转移矩阵和耦合协调度模型分析了中国土地利用变化对生态系统服务供给和需求的影响,并评估了省域尺度下土地利用变化与生态系统服务的耦合协调程度。在此过程中,许多生态系统服务分析模型相继出现,例如生态系统服务价值(ESV)[17]、生态系统服务和权衡综合评估模型(InVEST)[18]。其中,InVEST 模型可实现对多种生态系统服务的定量分析、空间分布和动态变化分析,已被广泛应用于评估区域生态系统服务[15]。然而,目前关于土地利用变化对生态系统服务的影响研究大多聚焦于单一生态系统服务或总体生态系统服务,缺乏对多种生态系统服务的研究。同时,全球气候变化和快速城市化的双重压力也给生态系统服务带来了更多的不确

定性。因此，结合区域发展需求，探究未来多种情景下土地利用变化对生态系统服务的影响机制仍是一个迫切需要解决的问题。

滇中城市群位于中国西南高原山区，具有较强的资源梯度性、灾害频发性、生态脆弱性和地形地貌复杂性等特征，是云南省经济最发达、城市化水平最高、人口最密集的区域。然而，社会经济的快速发展将不可避免地导致未来土地利用结构剧烈变化，对城市群脆弱的生态环境和生物多样性构成重大威胁。因此，需更精准地模拟出未来不同情景下的土地利用情况，并分析其对生态系统的影响机制，以缓解人地矛盾等。鉴于此，本研究采用 CNN－LSTM－CA 模型和 MOP 模型模拟 2035 年多种发展情景下滇中城市群的土地利用状态，分析不同情景下的变化规律；其次，结合 InVEST 模型评估城市群的 5 种生态系统服务功能（碳储量（CS）、土壤保持（SR）、产水量（WY）、生境质量（HQ）和水质净化（WP）），分析其时空变化；最后，构建生态系统服务贡献指数（ESCI）和耦合协调度模型探究未来不同情景下滇中城市群土地利用变化对生态系统服务的影响。

1　研究区概况与数据来源

1.1　研究区概况

滇中城市群位于云贵高原西部，处于云南省中东部，是典型的高原山区城市群，介于 100°43′～104°49′ E，24°58′～25°9′ N。包括昆明市、曲靖市、玉溪市、楚雄州以及红河州北部 7 个县市，共计 49 个县（市、区），总面积为 1.114×10^5 km^2。作为云南省最具活力的地区，截至 2020 年底常住人口为 2 195.77 万，GDP 为 15 073.95 亿元。然而，城镇建设用地的快速扩张和剧烈的人类活动深刻改变了区域生态系统的结构和功能，削弱了生态系统的供给能力。水土流失、石漠化等环境问题日益突出，区域面临着在谋求发展的同时，如何有效保护生态环境不受侵占的重大挑战。

1.2　数据来源

土地利用数据（2005、2010、2015、2020 年）来源于中国科学院资源环境科学与数据中心（https://www.resdc.cn）。根据研究需要，土地利用类型划分为 6 类：耕地、林地、草地、水体、建设用地和未利用地。DEM 数据来自 NASA 地球数据中心（https://earthdata.nasa.gov），空间分辨率为 30 m，坡度和坡向数据由 DEM 计算得到。人口密度、GDP、NDVI、道路、水系及土壤数据（包括土壤类型和深度）均来源于中国科学院资源环境科学与数据中心（https://www.resdc.cn）。气象因子（如降水量、温度和潜在蒸散量）数据来自国家青藏高原科学数据中心（http://data.tpdc.ac.cn）。POI 数据通过高德地图 API 接口抓取（https://lbs.amap.com）。研究区断层分布数据通过从云南省国土资源规划设计研究院获取的 1∶200 000 地质图进行矢量化得到。社会经济统计数据来源于《云南统计年鉴》（http://stats.yn.gov.cn/tjsj/tjnj）。所有空间数据均通过 ArcGIS 10.2 软件进行投影变换、裁剪和掩膜提取等预处理，确保空间数据统一至 2020 年行政区划和投影坐标系，空间分辨率统一为 500 m。

2　研究方法

2.1　总体研究思路

主要步骤如下：① 构建 CNN－LSTM－CA 和 MOP 模型对滇中城市群未来不同发展情景下土地利用状态进行模拟。② 评估碳储量、土壤保持量、产水量、生境质量和氮输出量 5 种生态系统服务功能。③ 量化不同情景下土地利用变化对生态系统服务的影响程度及相互作用情况。总体研究思路如图 1 所示。

2.2　CNN－LSTM－CA 模型

如图 1 所示，CNN－LSTM－CA 耦合模型由 3 个主要部分组成：① 卷积神经网络（CNN）用于提取空间相关特征。② 长短期记忆神经网络（LSTM）用于捕捉长期时间依赖性。③ 元胞自动机（CA）用于进行土地利用模拟。

CNN 通过由卷积层、池化层、全连接层和输出层组成的层次结构，从土地利用数据中提取空间特征[19]。构建的 CNN 模型如图 1 所示，包含 2 个 3×3 卷积层（卷积核尺寸为 32 和 64）、2 个 2×2 池化层、1 个包含 256 个神经元的全连接层和 1 个 Softmax 层。卷积层和全连接层均使用 ReLU 作为激活函数，模型输入尺寸为 20×20。

LSTM 是循环神经网络（RNN）的改进版本，能够有效解决 RNN 在处理长时间序列时出现的梯度消失和梯度爆炸问题[12]。LSTM 计算过程可以概括为通过对细胞状态中的信息进行遗忘和记忆，使得后续时刻能够传递有用信息，同时丢弃无用信息。在每个时间步，LSTM 都会输出隐层状态，遗忘、记忆和输出操作由上一个时刻的隐层状态和当前输入共同作用下的遗忘门、记忆门和输出门控制。LSTM 模型包括 2 个 LSTM 层（分别为 32 个和 64 个记忆单元）、2 个 dropout 层（丢弃率为 20%）和 1 个包含 6 个神经元且激活函数为 Softmax 的全连接层。学习率设为 0.001，损失函数采用交叉熵，优化器为自适应矩估计算法（Adam）。

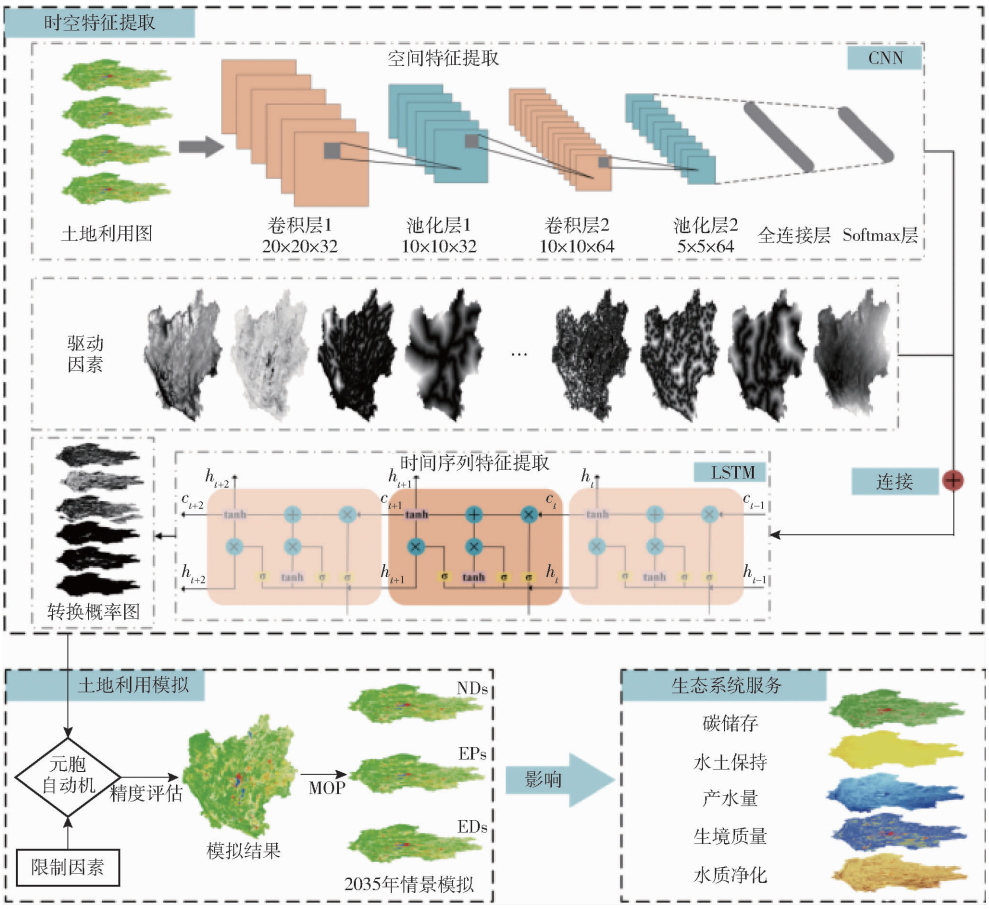


图 1 研究框架

Fig. 1 Study framework

基于历史土地利用数据和驱动因素，构建了 CNN－LSTM 模型，用于计算 CA 模拟过程中所需的各土地利用类型（耕地、林地、草地、水体、建设用地和未利用地）的转移概率，进而进行土地利用模拟。CA 模型土地利用总转移概率计算式为

$$S_{i,t+1}=f(S_{i,t},P_c,\Omega_{3\times3},L,A) \tag{1}$$

式中 $S_{i,t+1}$、$S_{i,t}$——单元 i 在时间 $t+1$ 和 t 的土地利用状态

P_c——CNN－LSTM 所计算的土地利用转移概率

$\Omega_{3\times3}$——3×3 领域窗口内周围单元的领域效应

L——土地利用约束条件，决定单元内地类是否可以进行转换，如果该单元可以进行转换，赋值为 1，否则为 0

A——未知因素的随机扰动

2.3 多目标线性规划模型

多目标线性规划模型（MOP）是一种开放灵活的方法，主要由决策变量、目标函数和约束条件 3 部分组成，通过设定合适的目标优化函数和约束条件考虑管理者的有关规划期望[20]。根据土地利用变化特征，在满足宏观政策调控要求的基础上，构建了 3 种土地利用情景：① 自然发展情景（NDs）：土地演变按照城市群现行的自然规律发展。② 生态保护优化情景（EPs）：土地利用生态效益目标函数最大化（$\max(f_1(x))$），此外以云南省国土空间规划（2021—2035 年）中设置的生态保护红线和永久基本农田保护红线为限制转换区。③ 经济发展优化情景（EDs）：土地利用经济效益目标函数最大化（$\max(f_2(x))$）。目标函数约束条件见表 1。MOP 模型目标优化函数如下：

生态效益函数为

$$f_1(x)=\max\sum_{i=1}^{6}c_ix_i=\max(0.58x_1+2.88x_2+1.76x_3+12.97x_4-0.26x_5+0.09x_6) \tag{2}$$

经济效益函数为

$$f_2(x)=\max\sum_{i=1}^{6}d_ix_i=\max(0.67x_1+0.02x_2+0.43x_3+0.57x_4+82.64x_5+0x_6) \tag{3}$$

式中 c_i 为各土地利用类型的生态系统服务价值（元/hm^2），通过采用谢高地等[21]的中国生态系统服务价值当量因子表来估算各用地类型的生态效益

系数。d_i 为各土地利用类型的经济效益(元/hm^2)，耕地、林地、草地和水体的经济效益系数通过统计研究区农业、林业、畜牧业和渔业的产值得出，建设用地经济效益系数按第二、第三产业总产值表征。由于研究区未利用地较少，故不考虑该地类经济效益。$x_1 \sim x_6$ 分别表示耕地(x_1)、林地(x_2)、草地(x_3)、水体(x_4)、建设用地(x_5)和未利用地(x_6)面积(hm^2)。

表 1　MOP 约束条件

Tab.1　Constraints for MOP

约束条件	描述
$\sum_{i=1}^{6} x_i = 11\ 133\ 650$	各土地利用类型面积总和保持不变(单位:hm^2)
$4\ 880 \times 0.751\ 7 \times 1.47 x_1 \geqslant 30\ 500\ 000 \times 400 \times 0.941\ 6$	耕地粮食产量不应低于粮食需求量。根据《滇中城市群发展规划》预测，到 2035 年滇中城市群常住人口数为 3 050 万人；每年人均粮食消费 400 kg；研究区粮食单位面积产量为 4 880 kg/hm^2；粮食种植比例为 75.17%；粮食自给率为 94.16%；复种指数为 1.47
$\frac{x_1}{11\ 133\ 650} \geqslant 0.197\ 3$	耕地面积比例不应小于马尔可夫链预测的 2035 年面积比例
$0.483\ 9 \leqslant \frac{x_2}{11\ 133\ 650} \leqslant 0.494\ 0$	在研究期间，林地面积逐渐降低，当地政府出台了一系列林地保护措施，因此将马尔可夫链预测的 2035 年面积比例作为下限，将过去 15 a 的最大林地面积比例作为上限
$0.260\ 5 \leqslant \frac{x_3}{11\ 133\ 650} \leqslant 0.274\ 7$	以马尔可夫链预测的草地面积比例作为下限，将过去 15 a 的最大草地面积比例作为上限
$0.011\ 6 \leqslant \frac{x_4}{11\ 133\ 650} \leqslant 0.016\ 8$	以 2005 年水域面积比例为下限，马尔可夫链预测的 2035 年水域面积比例为上限
$0.022\ 3 \leqslant \frac{x_5}{11\ 133\ 650} \leqslant 0.040\ 1$	随着中国经济不断的高质量发展，建设用地扩张速度将有所减缓。因此以现状建设用地面积比例为下限，马尔可夫链预测的 2035 年建设用地面积比例为上限
$0.001\ 4 \leqslant \frac{x_6}{11\ 133\ 650} \leqslant 0.001\ 6$	以马尔可夫链预测的 2035 年未利用地面积比例为下限，将过去 15 a 最大未利用地面积比例作为上限
$\sum_{i=1}^{6} d_i x_i \geqslant 24\ 959\ 444.126\ 8$	2035 年整体经济效益应高于现状年(单位:万元)
$0.30 x_1 + x_2 + 0.41 x_3 \geqslant 7\ 366\ 239.5$	2035 年生态绿当量应高于现状年
$\sum_{i=1}^{6} c_i d_i \geqslant 24\ 127\ 229.708\ 4$	2035 年整体生态效益应高于现状年(单位:万元)

2.4　生态系统服务量化

滇中城市群具有丰富的水资源和森林资源，地形主要以山坝为主，但局部区域水土流失和石漠化等生态问题突出。采用 InVEST 模型来定量评估研究区 5 种典型的生态系统服务功能。模型所需参数计算公式如表 2 所示。

2.5　土地利用变化对生态系统服务的影响

2.5.1　生态系统服务贡献指数

为明确土地利用变化对生态系统服务的影响，采用 ZHANG 等[26]的方法计算土地利用变化对生态系统服务变化的贡献程度，计算式为

$$ESCI_{ij} = \frac{\Delta Q_{ij}}{\Delta S_{ij}} P_{ij} \tag{4}$$

式中　ΔQ_{ij}——土地利用变化类型 i 转化为土地利用类型 j 的生态系统服务变化量

ΔS_{ij}——土地利用类型 i 转换为土地利用类型 j 的面积

P_{ij}——土地利用类型 i 转换为土地利用类型 j 占转换总面积比例

$ESCI_{ij}$为土地利用变化对生态系统服务变化的贡献指数，包括碳储量贡献指数(CSCI)、土壤保持贡献指数(SRCI)、产水量贡献指数(WYCI)、生境质量贡献指数(HQCI)和氮输出量贡献指数(NECI)。当 $ESCI>0$，表示土地利用变化对生态系统服务有积极影响，可提高生态系统服务，反之，则会降低生态系统服务。

2.5.2　耦合协调度分析

耦合协调度(CCD)反映 2 个或多个不同系统间相互作用、相互影响程度，是衡量不同系统间或系统内部不同要素之间协调状况的定量指标[27]。使用土地利用程度综合指数和综合生态系统服务指数来表示土地利用变化系统与生态系统服务系统，耦合协调度计算公式为

$$CCD = \sqrt{CT} \tag{5}$$

其中

$$C = 2\left[\frac{UINDEX \cdot CES}{(UINDEX + CES)^2}\right]^{\frac{1}{2}} \tag{6}$$

$$T = \alpha UINDEX + \beta CES \tag{7}$$

式中　C——耦合度

$UINDEX$——土地利用程度综合指数

CES——综合生态系统服务指数

T——$UINDEX$ 与 CES 的综合评价指数

α、β——$UINDEX$ 和 CES 权重，将 $UINDEX$ 和 CES 赋予相同权重，即 $\alpha=\beta=0.5$

CCD 为 $UINDEX$ 和 CES 耦合协调度，取值为[0，1]。参考 TANG 等[28]的研究，将 CCD 划分为 7 类：

表 2 生态系统服务功能评估公式

Tab. 2 Formulas for calculating ecosystem services

生态系统服务	公式	描述
碳储存(CS)	$C = C_{above} + C_{below} + C_{soil} + C_{dead}$ $C_{total} = \sum_{k=1}^{m} S_k C_k$	使用 InVEST 模型中的 Carbon Storage and Seguestration 模块对不同时期和土地利用类型所代表地上生物碳密度、地下生物碳密度、土壤碳密度和死亡有机碳密度进行估算。通过将每种土地利用类型的 4 种碳库平均碳密度乘以相应土地利用类型面积来评估区域生态系统总碳储量,其中碳密度参数基于相关数据集和文献资料确定[22]。C 为单位面积碳总量(t/hm^2),C_{above} 为地上生物碳量(t/hm^2),C_{below} 为地下生物碳量(t/hm^2),C_{soil} 为土壤有机碳量(t/hm^2),C_{dead} 为死亡有机碳量(t/hm^2),S_k 为每种土地利用类型面积(hm^2),C_k 为每种土地利用类型单位面积碳总量(t/hm^2)
土壤保持(SR)	$A = RKL_S(1 - CP)$	土壤保持量采用经典的修正通用土壤流失方程(RUSLE)计算[23]。A 为土壤保持量,R 为降雨侵蚀力因子,K 为土壤侵蚀力因子,L_S 为坡度坡长因子,C 为植被覆盖管理因子,P 为土壤保持措施因子
产水量(WY)	$WY_{xj} = (1 - AET_{xj}/P_x)P_x$	采用基于水量平衡法和 Budyko 曲线的 InVEST 模型 Annual Water Yield 模块计算研究区产水量。该模块所需的数据包括研究区年平均降水量、年平均蒸散量、不同土地利用类型的植被蒸散系数、土壤最大根系深度、植被有效含水量、土地利用类型图、流域以及子流域数据等[24]。WY_{xj} 为第 j 类土地利用类型 x 像元年产水量(mm),AET_{xj} 为第 j 类土地利用类型 x 像元年实际蒸散量(mm),P_x 为 x 像元年降雨量(mm)
生境质量(HQ)	$Q_{xj} = H_j\left(1 - \frac{D_{xj}^z}{D_{xj}^z + k^z}\right)$	InVEST 模型通过结合景观类型敏感性和外界威胁强度来计算生境质量,Q_{xj} 为第 j 类土地利用类型中像元 x 生境质量,H_j 为第土地利用类型 j 生境适宜性,D_{xj} 为第 j 类土地利用类型中像元 x 所受的生境威胁水平,k 为半饱和常数,通常取 D_{xj} 最大值的 1/2,z 为归一化常量,通常取 2.5
水质净化(WP)	$ALV_x = HSS_x pol_x$	InVEST 模型中的水质净化模块用以评估生态系统中植被和土壤通过储存和转换等方式减少径流中的非点源污染物(包括氮输出量和磷输出量)的能力[25]。其中,由于磷的数据可用性有限,故以氮输出量(NE)来表示其水质净化。ALV_x 为像元 x 调整后氮输出量,HSS_x 为像元 x 水文敏感性得分,pol_x 为像元 x 输出系数

极度不协调($0 \leqslant CCD \leqslant 0.2$)、中度不协调($0.2 < CCD \leqslant 0.3$)、轻度不协调($0.3 < CCD \leqslant 0.4$)、轻微不协调($0.4 < CCD \leqslant 0.5$)、轻度协调($0.5 < CCD \leqslant 0.6$)、良好协调($0.6 < CCD \leqslant 0.8$)和高度协调($0.8 < CCD \leqslant 1.0$)。

土地利用程度综合指数反映区域土地利用程度[29],计算公式为

$$UINDEX = 100 \sum_{i=1}^{n} (A_i C_i) \tag{8}$$

式中 A_i——第 i 级土地利用程度分级指数

C_i——第 i 级土地利用程度分级面积百分比

n 为土地利用分级数,各地类分级赋值为:未利用地分级指数为 1,林地、草地、水域分级指数为 2,耕地分级指数为 3,建设用地分级指数为 4。

综合生态系统服务指数能反映和量化多种生态系统服务的总影响[30],计算公式为

$$CES_j = \sum_{i}^{m} w_i E_{ij} \tag{9}$$

式中 CES_j——第 j 年综合生态系统服务指数

w_i——第 i 种生态系统服务的权重,对各生态系统服务赋予相同权重

E_{ij}——第 j 年第 i 种生态系统服务归一化值

m——生态系统服务种类数

3 结果分析

3.1 模型模拟与验证

根据所提出的 CNN - LSTM - CA 模型,利用 2005、2010、2015 年土地利用及驱动因素数据进行模型训练,模拟 2020 年土地利用状态,并与 LR - CA、LSTM - CA 和 CNN - CA 模型模拟结果进行对比。模型构建完成后,通过 Kappa 系数、总体精度(OA)和适应度系数(FOM)3 个精度指标评估各模型性能。如图 2 所示,CNN - LSTM - CA 模型 Kappa

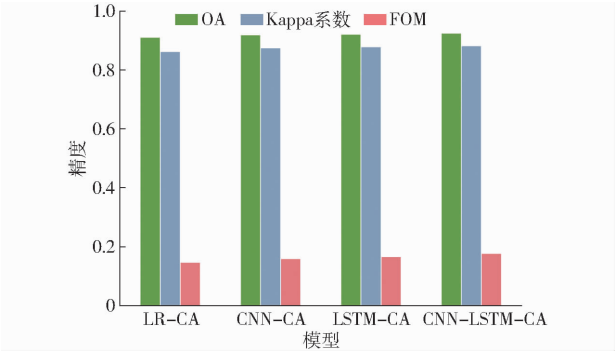


图 2 模型精度指标

Fig. 2 Model accuracy index

系数、OA 和 FOM 分别为 0.882 5、0.924 2 和 0.177 4，较其他 3 种模型分别提高 0.012、0.007 和 0.02。从模拟结果空间分布来看（图 3），2020 年土地利用模拟结果与实际土地利用分布基本一致，并且模拟结果更加紧凑，表现出较高的模拟精度。LR－CA 模型模拟结果中草地和建设用地占比与实际情况存在较大差距，表明该模型可能存在过拟合问题。与其他 3 种模型相比，CNN－LSTM－CA 的模拟结果更接近于实际土地利用分布，且紧凑度更高。此外，模拟结果中的林地和建设用地分布格局与 2020 年实际土地利用分布更加相似。CNN－LSTM－CA 模型能充分考虑土地利用类型在空间和时间维度上的转换关系，从而有效提高了模拟精度。

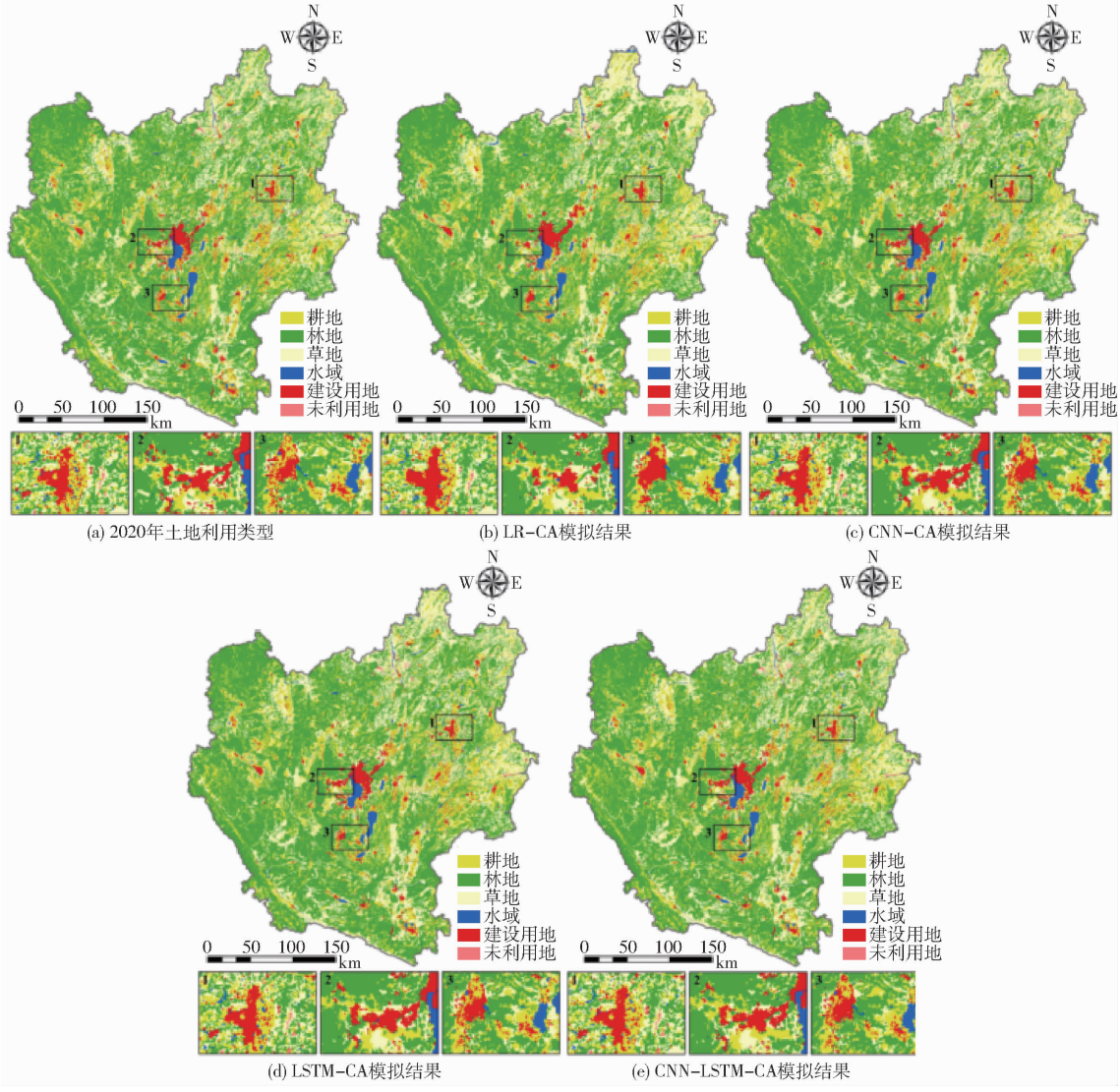


图 3　2020 年实际土地利用和模拟结果

Fig. 3　Actual land use and simulation results in 2020

3.2　土地利用变化时空格局

基于 2005—2020 年土地利用数据，对 2035 年 NDs、EPs 和 EDs 3 种情景下的土地利用格局进行预测（图 4a）。2005—2020 年滇中城市群土地利用类型变化呈明显的空间异质性和分布不均的特点，以林地、草地和耕地为主，其中林地占比最大，比例在 49.08% ~ 49.31% 之间，其次为草地和耕地，而水域、建设用地和未利用地面积较小，占比在 0.14% ~ 2.39% 之间（图 4b）。从土地利用变化情况来看，2005—2020 年滇中城市群的土地利用变化表现为耕地和草地面积持续减少，建设用地快速扩张（图 4c）。其中，建设用地变化幅度最大，过去 15 年间增加 781.25 km^2，单一动态度达 1.25%（图 4d）。在 2020—2035 年期间，不同情景下土地利用变化存在一定差异。在 NDs 情景下，土地利用变化基本延续了 2005—2020 年趋势，建设用地增加 499.75 km^2，单一动态度为 1.25%，耕地和草地分别减少 114.75、231.25 km^2；在 EPs 情景下，耕地和林地变化最为显著，净变化量分别为 －600.5 、398.5 km^2，单一动态度分别为 －0.18% 和 0.05%。该情景下，水域面积

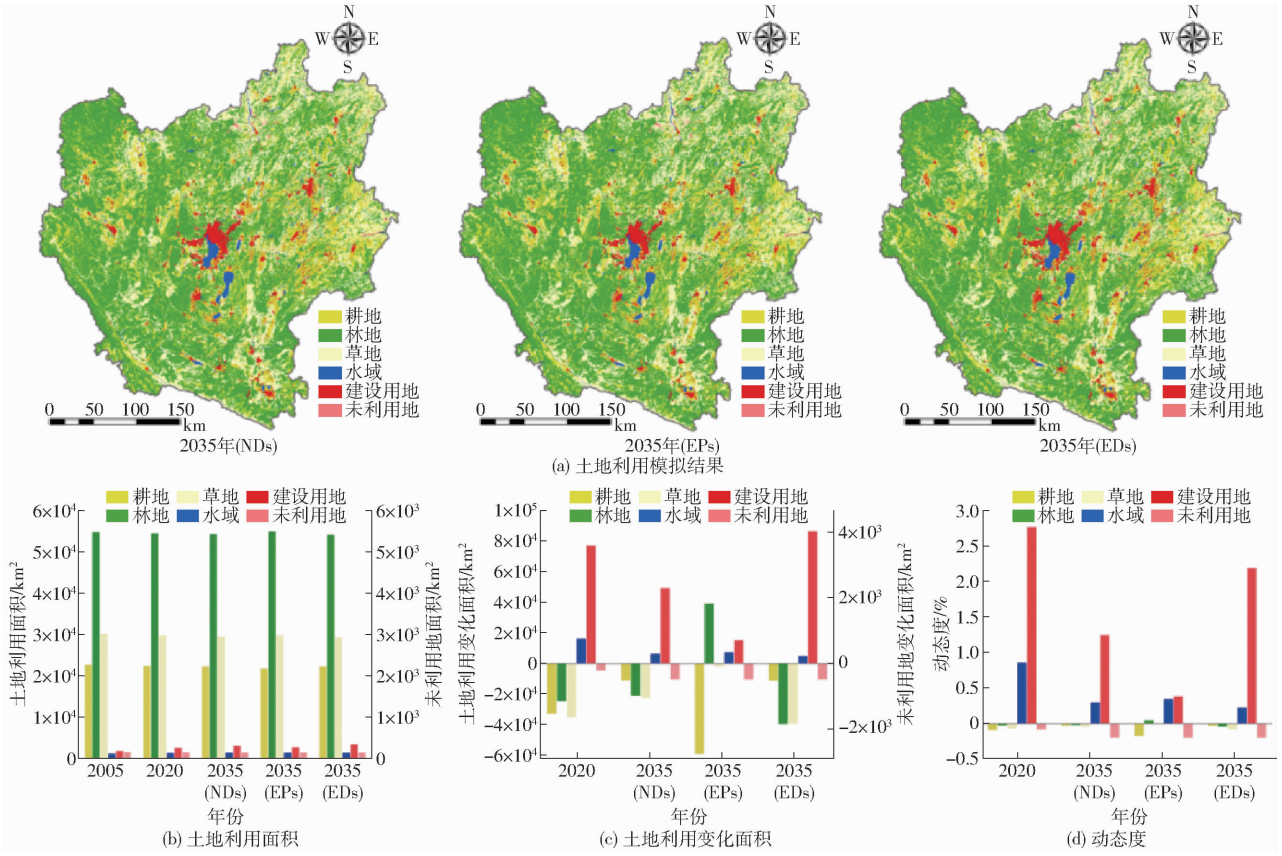


图 4 2035 年 3 种情景下滇中城市群土地利用空间格局

Fig. 4 Spatial pattern of land use in CYUA under three scenarios in 2035

增加 76 km^2,单一动态度达 0.35%;在 EDs 情景下,建设用地和林地变化量最大,净变化量分别为 876、403 km^2,单一动态度分别为 2.2% 和 -0.05%。

图 4a 为不同情景下土地利用模拟结果。从图 4a 看出,模拟结果的空间分布与历史土地利用图基本一致。研究区土地利用类型以林地为主,占总面积的 48% 以上,主要分布在西部和东南部山地地区。这些区域地形复杂、气候湿润,适宜乔木和灌木生长。其次是草地,占总面积的 26% 以上,主要分布在曲靖市、昆明市东部和楚雄州东部区域。耕地广泛分布于东部坝区平原和河谷地区,占总面积的 19% 以上。随着城镇化进程推进,建设用地面积显著增加,并呈向外扩展趋势,主要集中在滇池流域及周边市县行政中心。水域则集中分布在研究区中部的 5 个高原湖泊。

3.3 生态系统服务时空动态

图 5 为研究区 2020—2035 年不同情景下各项生态系统服务时空变化。从图 5a 可见,高碳储量区域主要集中在研究区西部,该区域森林覆盖度较高,而东部地区耕地面积较大,碳储量较低。高土壤保持量区域广泛分布于研究区北部和西南部,这些区域地势陡峭、海拔较高,森林和草地覆盖率较高,植被繁茂,水土流失较少,土壤保持能力较强。相对而言,低土壤保持量区域主要位于地形较为平坦的中部地区,水土流失风险较大。产水量空间分布与降水量和建设用地分布高度相关,高产水量区域主要分布在研究区东部和南部,而低产水量区域则位于西北部。高生境质量区域主要分布在东北部和西南部,低生境质量区域与耕地和建设用地分布高度一致,集中分布于西北部和东南部,其中,生境质量最差区域位于中部的昆明市中心城区。低氮输出量区域主要分布在北部和西部山区,与森林、草地和水域分布密切相关;而在耕地集中的东部坝区平原及红河河谷地区,氮输出量最高,表明氮输出量对耕地高度敏感。

由表 3 可以看出,在 2020—2035 年 3 种情景下,碳储量分别下降 1.38×10^7、2.20×10^6、2.31×10^7 t。土壤保持量在 NDs 和 EDs 情景下呈下降趋势,变化率分别为 -0.026% 和 -0.053%,而在 EPs 情景下则呈上升趋势,变化率为 0.008%。产水量在 NDs 和 EDs 情景下分别增加 1.329×10^8、2.588×10^8 m^3,而在 EPs 情景下则减少 8.090×10^7 m^3。生境质量在 NDs 和 EDs 情景下均有所下降,变化率分别为 -0.407% 和 -0.770%,而在 EPs 情景下则呈现一定的增长趋势,变化率为 0.120%。氮输出量在 NDs 和 EDs 情景下呈上升趋势,变化率分别为 0.175% 和 0.479%,而在 EPs 情景下则呈下降趋

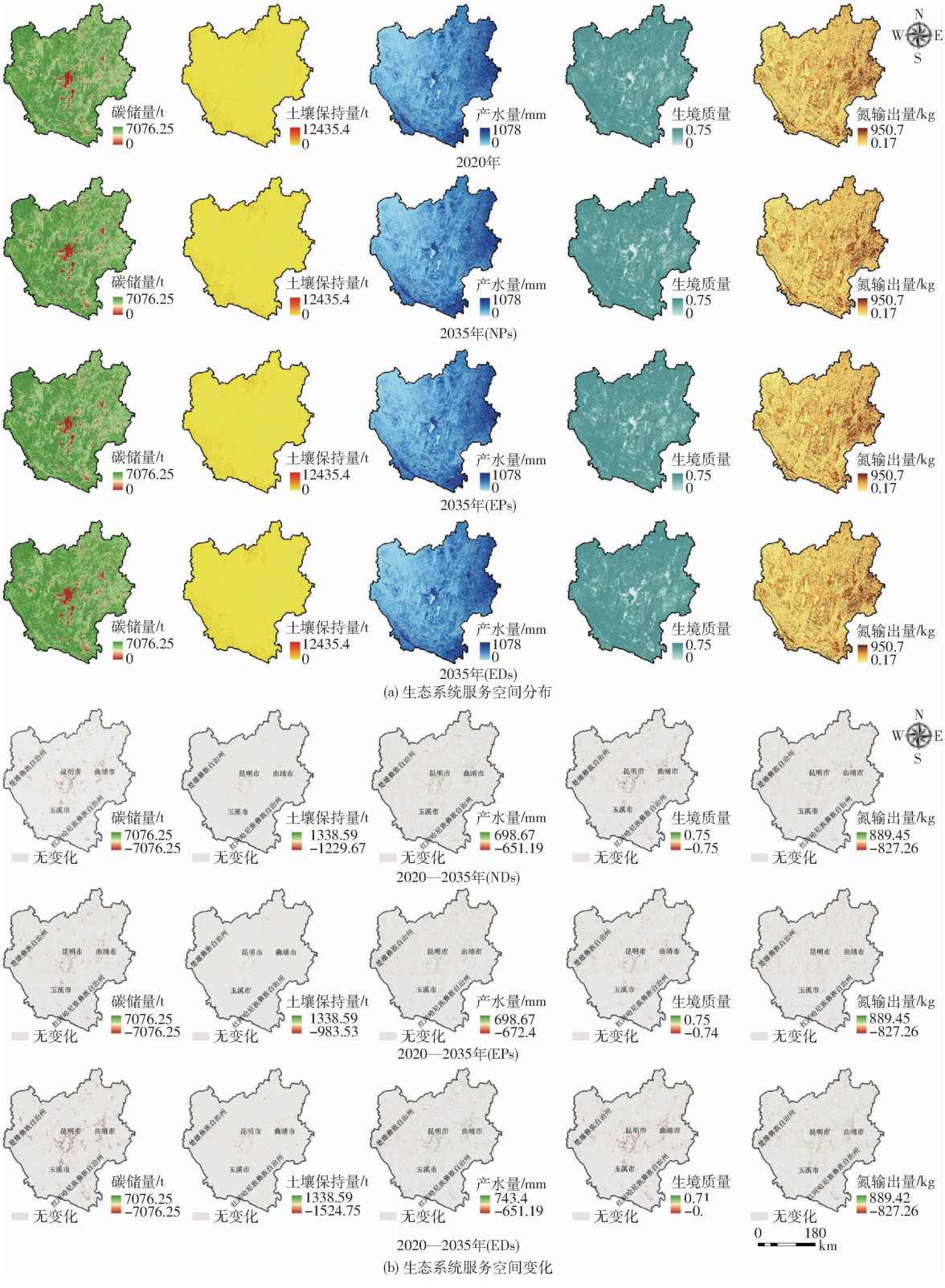


图 5　2020—2035 年不同情景下的生态系统服务

Fig. 5　ES under different scenarios from 2020 to 2035

势，变化率为 -0.995%。3 种情景下滇池流域生态系统服务变化最为显著（图 5b）。这一现象的主要原因是该地区城镇化进程和人口增长的加速，人类活动对生态系统的干扰逐渐加深，干扰的广度和深度不断扩大。区域内的人工景观逐步取代了半自然景观和自然景观，导致生态系统的多样性和恢复能力显著下降。总体而言，在 NDs 和 EDs 情景下，研究区生态系统服务功能呈下降趋势，而在 EPs 情景下，生态系统服务功能则有所上升。

3.4　土地利用变化对生态系统服务的影响

3.4.1　土地利用变化对生态系统服务的贡献指数

2005—2035 年不同情景下土地利用变化对不

表 3 生态系统服务变化率

Tab. 3 Rate of change in ecosystem services

生态系统服务		模拟情景		
		2020—2035 年(NDs)	2020—2035 年(EPs)	2020—2035 年(EDs)
碳储量	变化量/t	-1.38×10^{7}	-2.20×10^{6}	-2.31×10^{7}
	变化率/%	-0.509	-0.081	-0.850
土壤保持	变化量/t	-2.61×10^{4}	7.90×10^{3}	-5.19×10^{4}
	变化率/%	-0.026	0.008	-0.053
产水量	变化量/m^3	1.329×10^{8}	-8.090×10^{7}	2.588×10^{8}
	变化率/%	0.489	-0.298	0.953
生境质量	变化量	-0.002	0.000 7	-0.005
	变化率/%	-0.407	0.120	-0.770
氮输出量	变化量/kg	1.820×10^{5}	-1.035×10^{6}	4.980×10^{5}
	变化率/%	0.175	-0.995	0.479

同生态系统服务均有不同程度的正向和负向影响(图 6)。未来不同情景下建设用地、水体和未利用地的转出对碳储量服务普遍呈积极影响,其中建设用地转换为耕地的影响最显著,CSCI 指数均大于 140;此外,碳储量服务对林地和草地变化表现出极强的敏感性。3 种情景下耕地、林地和水体转出对土壤保持服务普遍呈消极影响,其中水体转出带来的消极影响最显著;相反,草地、建设用地和未利用地 SRCI 指数普遍大于 0,对土壤保持服务表现出积极影响。基于 WYCI 指数,发现产水量服务对不同情景下林地和水体转出呈积极响应的状态,对于建设用地和未利用地转出呈消极响应的状态,这是由建设用地和未利用地蒸发作用较弱造成的。基于 HQCI 指数,生境质量服务对不同情景下建设用地和未利用地转出呈积极响应状态,对于不同情景下草地和水体转入呈积极响应状态。氮输出服务对不同情景下耕地和建设用地转出基本呈消极状态,其中林地和耕地相互转变对水质净化的影响最大,NECI 指数绝对值最高,表明氮输出量对耕地和林地的转换最敏感。

总体而言,建设用地和耕地扩张以及林地和草地减少对生态系统服务产生了显著的负向影响,表明退耕还林还草对生态保护有显著的促进作用,既表现为碳储量服务和生境质量服务的正向响应,也表现为氮输出量的负向响应。

3.4.2 土地利用变化与生态系统服务耦合协调关系

以研究区 499 个乡镇行政区为研究尺度,计算土地利用变化与生态系统服务耦合协调度(图 7)。得到 2005、2020、2035 年自然增长、生态保护和经济发展 3 种情景下滇中城市群耦合协调度中位数分别为 0.530 1、0.531 2、0.534 7、0.533 3 和 0.537 1。总体而言,滇中城市群土地利用强度与生态系统服务的耦合协调度较高,协调程度较强,总体上处于基本协调状态。

滇中城市群地区土地利用变化与生态系统服务轻度协调和较高协调区域广泛分布于中部和东部(图 8),其中位于研究区东部的曲靖市整体协调度最高,同时也是较高协调等级最为聚集区域。在省会城市及主要城市以内或周边乡镇也具有较高的协调度。轻微不协调和轻度不协调区域主要集中于研究区北部和西南部,这些区域与研究区金沙江干热河谷和红河干热河谷景观呈现耦合关系。受局部环流的影响,干热河谷地区蒸发量远大于降水量,植被难以生长,生态环境脆弱,水土流失严重。脆弱生态系统在外界因素作用下,特别是人类活动干扰下,生态系统的结构和功能极易发生改变,导致土地利用变化与生态系统服务在这些区域呈现不协调状态,生态系统服务对土地利用变化敏感性较高,生态承载能力较低。

4 讨论

4.1 CNN-LSTM-CA 模型适用性

充分准确地挖掘土地利用时间序列数据的时空特征,是决定模拟结果可靠性的关键因素[31]。近年来,随着深度学习的迅速发展,许多能够有效挖掘时间序列信息的算法相继被开发,例如循环神经网络(RNN)、长短期记忆网络(LSTM)和三维卷积神经网络(3D CNN)等[32]。相较于传统的机器学习算法(如线性回归(LR)、随机森林(RF)、人工神经网络(ANN)等),这些深度算法通过对长期时间序列数据进行建模,能够更好地提取数据中的时间特征。例如,LIU 等[33]通过构建 LSTM 神经网络提取兰州市历史城市扩张数据中的时间变化信息,并结合 CA 模型模拟了 2030 年不同情景下兰州市城市扩张动态。WANG 等[34]将 LSTM 应用于地表温度预测中,大大提高了地表温度预测的计算效率。QIAN 等[35]则通过结合 3D CNN 和 ANN 对上海市土地利用状况进行模拟,结果显示相较于传统机器学习算法,模拟结果更为可靠。因此,本研究构建了 CNN-LSTM 模型,以挖掘历史土地利用数据和驱动因素中的长期时间依赖性与空间特征,并计算土地利用模拟过程中所必需的转移概率。为验证该模型在土地利用模拟中的适用性,设计了消融实验,分别构建了 LR-CA、LSTM-CA 和 CNN-CA 模型进行土地利用模拟。对比结果表明(图 2),CNN-LSTM 模型总体精度(OA)、Kappa 系数和 FOM 分别达 0.924 2、0.882 5 和 0.177 4,取得了最佳模拟精度。从景观相似度看,CNN-LSTM 模型模拟结果与实际土地利用景观分

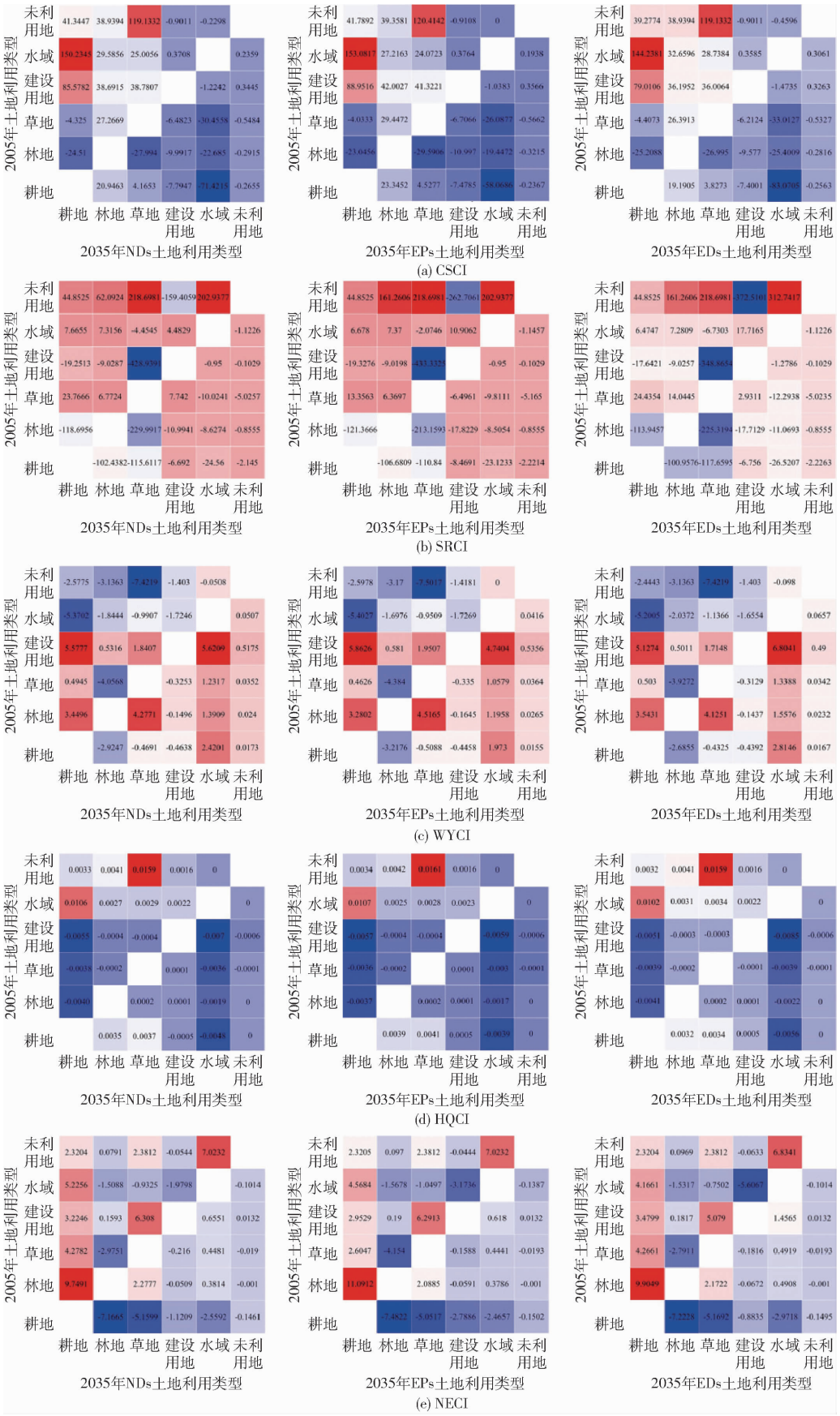


图 6　2005—2035 年不同情景下土地利用变化对生态系统服务的贡献指数

Fig. 6　Contribution index of land use change to ES under different scenarios from 2005 to 2035

布更为接近，紧凑度更高，模拟结果中的林地和建设用地占比与实际情况更为相符。这与 XING 等[36]的研究结果一致。综上所述，CNN－LSTM 通过挖掘土地利用类型在时间和空间维度上的转换信息，能

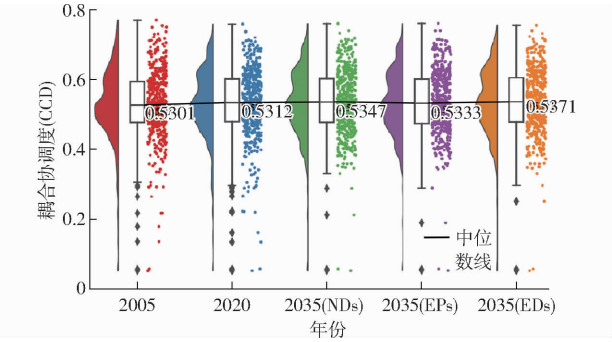


图 7 滇中城市群土地利用变化与生态系统服务耦合协调度

Fig. 7 Coupling coordination degree of land use change and ES in CYUA

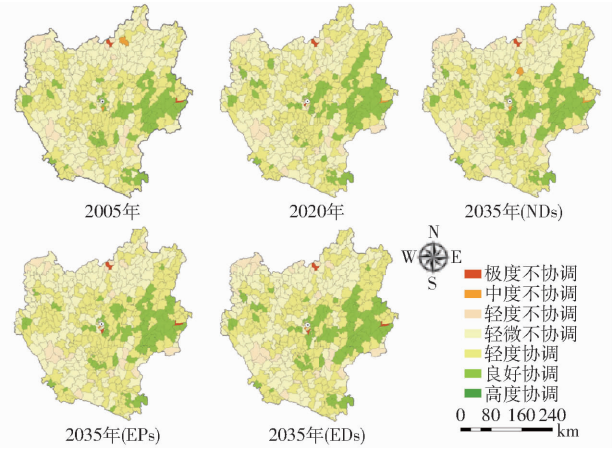


图 8 滇中城市群土地利用变化与生态系统服务耦合协调度时空格局

Fig. 8 Spatio-temporal pattern of coupling coordination degree between land use change and ES in CYUA

有效提高模拟精度,非常适用于土地利用模拟。

4.2 土地利用变化对生态系统服务的影响

土地利用变化对生态系统服务的影响具有显著的非线性特征,主要在不同土地利用强度和土地转换方向会引发不同生态系统服务的显著差异[37]。良好的生态环境依赖于对高生态质量地类向低生态质量地类转变的合理有效控制[38]。本研究对滇中城市群 2035 年不同情景下土地利用转换对生态系统服务的影响进行了定量评价。评价结果表明,一方面,随着城镇化进程的加快,大量林地和草地等生态用地被侵占,导致碳储量、生境质量、土壤保持和水质净化等生态系统服务功能退化,另一方面,城镇化也促进了产水量提升。在 2035 年 NDs 情景和 EDs 情景下生态系统服务总体呈退化趋势,而在 EPs 情景下,生态系统服务功能最好。

在 NDs 情景和 EDs 情景下,除产水量上升外,碳储量、土壤保持、生境质量和水质净化服务均呈不同程度退化。造成退化的主要原因是建设用地快速扩张,以及林地和水体向耕地和草地转变,显著提高了供水能力,这与 WU 等[30]的研究结果一致。碳储量和土壤保持能力下降主要源于林地和耕地面积减少,其中耕地向建设用地的转变贡献最大(图 6),转变面积超过 1 300 km^2。水质净化服务退化主要归因于耕地和建设用地扩张,以及林地和水域等生态用地损失。建设用地快速扩张改变了土地利用的结构和功能,直接削弱了生态系统稳定性,导致生态系统退化[39]。同时,建设用地扩张还加剧了生境的破碎化,阻断了区域生态系统的物质循环和能量流动,进一步限制了生态系统服务的供给能力[22]。EPs 情景下,由于森林面积大幅增加,土壤保持、生境质量和水质净化服务均呈上升趋势,表明“退耕还林”等生态修复工程的实施显著提升了生态系统供给能力[40]。然而,由于植被蒸腾作用增强,供水能力显著下降。

因此,为保护高原城市群的生态环境,应合理有效地控制高生态质量土地利用类型向低生态质量土地利用类型转变,未来的生态系统管理决策需关注控制人类活动对生态环境的影响,加强跨区域补偿机制建立和完善,优化生态景观资源配置,实现区域社会经济发展与生态保护的双赢目标。

4.3 局限性及未来展望

本研究采用的 CNN - LSTM - CA 模型在滇中城市群土地利用变化模拟中取得了较好效果,但仍存在一些局限性。首先,由于土地利用和驱动因素数据精度及时空分辨率的限制,模型未能提取到更精确的信息。因此,未来研究应探索如何将多源遥感数据与人工智能技术相结合,获取更高精度的土地利用变化数据,并考虑更多驱动因素(如土地政策、社会经济等),以进一步提高土地利用模拟的准确性。其次,土地利用变化对生态系统服务的影响是多维度的,而由于数据限制,仅分析了 5 种生态系统服务,未能全面反映区域生态系统的全部变化。未来研究应结合区域实际情况,考虑更多种类的生态系统服务,以更全面地评估土地利用变化对生态系统的多重影响。最后,未能进一步探讨未来不同发展轨迹下土地利用变化对生态系统服务的权衡和协同效应的影响。如何结合生态系统服务的权衡协同效应及空间供需匹配关系来优化土地利用结构和模式,仍需进一步深入探索。

5 结论

(1)CNN - LSTM - CA 模型能充分挖掘历史时序土地利用数据及驱动因素的时空特征,显著提高了土地利用变化动态模拟精度。

(2)未来,在 EPs 情景下,碳储量、土壤保持、生

境质量和水质净化服务将保持在较高水平；而在EDs情景下，由于建设用地快速扩张及林地和草地减少，区域生态系统服务将显著退化。从空间分布来看，城市群内生态系统服务分布具有明显的空间异质性，西部地区生态系统服务水平明显高于东部地区。

(3)林地、草地等高生态系统服务功能的土地利用类型对研究区生态系统服务供给能力起着决定性作用。建设用地快速扩张改变了区域的物质循环、能量流等生态系统功能和结构，进而对生态系统服务产生了显著的负向影响；而未利用地和耕地转变为林地和草地，则对生态系统服务产生了积极影响。总体而言，研究区土地利用变化与生态系统服务间的耦合协调性较好。

参 考 文 献

[1] COSTANZA R, ATKINS P W B, HERNANDEZ-BLANCO M, et al. Common asset trusts to effectively steward natural capital and ecosystem services at multiple scales[J]. Journal of Environmental Management, 2021, 280: 111801.

[2] DADE M C, MITCHELL M G E, MCALPINE C A, et al. Assessing ecosystem service trade-offs and synergies: the need for a more mechanistic approach[J]. Ambio., 2019, 48: 1116 – 1128.

[3] HASAN S S, ZHEN Lin, MIAH M G, et al. Impact of land use change on ecosystem services: a review[J]. Environmental Development, 2020, 34: 100527.

[4] LUO Rui, HE Daming. The dynamic impact of land use change on ecosystem services as the fast GDP growth in Guiyang City[J]. Ecological Indicators, 2023, 157: 111275.

[5] 王旭东，姚尧，任书良，等. 耦合 FLUS 和 Markov 的快速发展城市土地利用空间格局模拟方法[J]. 地球信息科学学报，2022，24(1)：100 – 113.
WANG Xudong, YAO Yao, REN Shuliang, et al. A coupled FLUS and Markov approach to simulate the spatial pattern of land use in rapidly developing cities[J]. Journal of Geo-information Science, 2022, 24(1): 100 – 113. (in Chinese)

[6] 赵轩，彭建东，樊智宇，等. “双评价”视角下基于 FLUS 模型的武汉大都市区土地利用模拟和城镇开发边界划定研究[J]. 地球信息科学学报，2020，22(11)：2212 – 2226.
ZHAO Xuan, PENG Jiandong, FAN Zhiyu, et al. Land use simulation and urban growth boundaries delineation in Wuhan metropolitan area based on FLUS model and “Dual Environment Evaluation”[J]. Journal of Geo-information Science, 2020, 22(11): 2212 – 2226. (in Chinese)

[7] ZHOU Ye, HUANG Chen, WU Tao, et al. A novel spatio-temporal cellular automata model coupling partitioning with CNN – LSTM to urban land change simulation[J]. Ecological Modelling, 2023, 482: 110394.

[8] 陈竹安，刘子强，张立亭，等. 南昌市 LUCC 多情景模拟和生境质量时空演变与预测[J]. 农业机械学报，2023，54(5)：170 – 180.
CHEN Zhu'an, LIU Ziqiang, ZHANG Liting, et al. Multi-scenario simulation of LUCC and spatio-temporal evolution and prediction of habitat quality in Nanchang City[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5): 170 – 180. (in Chinese)

[9] 孙定钊，梁友嘉. 基于改进 Markov – CA 模型的黄土高原土地利用多情景模拟[J]. 地球信息科学学报，2021，23(5)：825 – 836.
SUN Dingzhao, LIANG Youjia. Multi-scenario simulation of land use dynamic in the Loess Plateau using an improved Markov – CA model[J]. Journal of Geo-information Science, 2021, 23(5): 825 – 836. (in Chinese)

[10] 俞钦平，吴振华，王亚蓓. 一种耦合进化算法与 FLUS 模型的土地利用变化模拟模型[J]. 地球信息科学学报，2023，25(3)：510 – 528.
YU Qinping, WU Zhenhua, WANG Yabei. A land use change simulation model: coupling of evolutionary algorithm and FLUS model[J]. Journal of Geo-information Science, 2023, 25(3): 510 – 528. (in Chinese)

[11] 刘春霖，夏建新. 基于 LSTM – CA 模型的土地利用动态模拟[J]. 自然资源遥感，2022，34(4)：122 – 128.
LIU Chunlin, XIA Jianxin. Dynamic simulation of land use based on the LSTM – CA model[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(4): 122 – 128. (in Chinese)

[12] BAHAD P, SAXENA P, KAMAL R. Fake news detection using bi-directional LSTM-recurrent neural network[J]. Procedia Computer Science, 2019, 165: 74 – 82.

[13] WU Xinxin, LIU Xiaoping, ZHANG Dachuan, et al. Simulating mixed land-use change under multi-label concept by integrating a convolutional neural network and cellular automata: a case study of Huizhou, China[J]. GIScience & Remote Sensing, 2022, 59: 609 – 632.

[14] 路昌，韩笑，韩会芹. 山东省土地利用转型与生态服务功能交叉敏感性研究[J]. 农业机械学报，2020，51(10)：223 – 231.
LU Chang, HAN Xiao, HAN Huiqin. Cross-sensitivity of land use transformation and ecological service function in Shandong Province[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 223 – 231. (in Chinese)

[15] ZHANG Yan, LIU Yanfang, ZHANG Yang, et al. On the spatial relationship between ecosystem services and urbanization: a case study in Wuhan, China[J]. Science of the Total Environment, 2018, 637: 780 – 790.

[16] SUN Yongxiu, LIU Shiliang, DONG Yuhong, et al. Spatio-temporal evolution scenarios and the coupling analysis of ecosystem services with land use change in China[J]. Science of the Total Environment, 2019, 681: 211 – 225.

[17] 石智宇，蒲万平，董霁红. 中国北方农牧交错带土地利用变化及其对生态系统服务价值的影响[J]. 环境科学，2025，46(4)：2373 – 2384.
SHI Zhiyu, PU Wanping, DONG Jihong. Spatiotemporal changes of land use and its impact on ecosystem service value in the agro-pastoral ecotone of northern China[J]. Environmental Science, 2025, 46(4): 2373 – 2384. (in Chinese)

[18] MA Shuai, WANG Liangjie, JIANG Jiang, et al. Threshold effect of ecosystem services in response to climate change and vegetation coverage change in the Qinghai – Tibet Plateau ecological shelter[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 318:

128592.
[19] CHEN Min, ZHANG Qiangjiang, GE Xuming, et al. A full-scale connected CNN-Transformer network for remote sensing image change detection[J]. Remote Sensing, 2023, 15: 5383.
[20] 蒋小芳,段翰晨,廖杰,等. 基于多模型的黑河中游甘临高地区土地利用情景模拟[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 178 - 188.
JIANG Xiaofang, DUAN Hanchen, LIAO Jie, et al. Multi-model-based simulation of different landuse scenarios in Gan-Lin-Gao area in middle reaches of Heihe River[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 178 - 188. (in Chinese)
[21] 谢高地,鲁春霞,肖玉,等.青藏高原高寒草地生态系统服务价值评估[J]. 山地学报,2003,21(1): 50 - 55.
XIE Gaodi, LU Chunxia, XIAO Yu, et al. The economic evaluation of grassland ecosystem services in Qinghai Tibet Plateau [J]. Mountain Research, 2003, 21(1): 50 - 55. (in Chinese)
[22] 莫金宵. 碳中和背景下基于固碳效应评价及预测的滇中城市群土地利用对策研究[D]. 昆明:云南财经大学, 2023.
MO Jinxiao. Research on land use countermeasures of urban agglomeration in central Yunnan based on carbon sequestration effect evaluation and prediction under the background of carbon neutrality[D]. Kunming: Yunnan University of Finance and Economics, 2023. (in Chinese)
[23] 李井浩, 柳书俊, 王志杰. 基于 FLUS 和 InVEST 模型的云贵高原土地利用与生态系统服务时空变化多情景模拟研究[J]. 水土保持研究, 2024, 31(3): 287 - 298.
LI Jinghao, LIU Shujun, WANG Zhijie. Multi-scenario simulation of spatiotemporal changes of land use pattern and ecosystem services in Yunnan - Guizhou Plateau based on FLUS and InVEST models[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2024, 31(3): 287 - 298. (in Chinese)
[24] 周豹, 赵俊三, 陈国平, 等. 多情景模拟下滇东南喀斯特地区生态系统服务评估与网络优化[J]. 环境科学, 2025, 46(7):4615 - 4627.
ZHOU Bao, ZHAO Junsan, CHEN Guoping, et al. Ecosystem services assessment and network optimization under multiple scenario simulations in the Karst area of southeast Yunnan[J]. Environmental Science, 2025, 46(7):4615 - 4627. (in Chinese)
[25] CHEN Tianqian, FENG Zhe, ZHAO Huafu, et al. Identification of ecosystem service bundles and driving factors in Beijing and its surrounding areas[J]. Science of the Total Environment, 2020, 711: 134687.
[26] ZHANG Yan, LIU Yanfang, WANG Yiheng, et al. Urban expansion simulation towards low-carbon development: a case study of Wuhan, China[J]. Sustainable Cities and Society, 2020, 63: 102455.
[27] 张玥, 代亚强, 陈媛媛, 等. 中国耕地多功能耦合协调时空演变及其驱动因素[J]. 农业工程学报, 2023, 39(7): 244 - 255.
ZHANG Yue, DAI Yaqiang, CHEN Yuanyuan, et al. Spatial-temporal evolution and driving factors of cultivated land multifunctional coupling coordination development in China[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(7): 244 - 255. (in Chinese)
[28] TANG Feng, WANG Li, GUO Yiqiang, et al Spatio-temporal variation and coupling coordination relationship between urbanisation and habitat quality in the Grand Canal, China[J]. Land Use Policy, 2022, 117: 106119.
[29] 王勇, 孙瑞欣. 土地利用变化对区域水-能源-粮食系统耦合协调度的影响——以京津冀城市群为研究对象[J]. 自然资源学报, 2022, 37(3): 582 - 599.
WANG Yong, SUN Ruixin. Impact of land use change on coupling coordination degree of regional water - energy - food system: a case study of Beijing - Hebei urban agglomeration[J]. Journal of Natural Resources, 2022, 37(3): 582 - 599. (in Chinese)
[30] WU Ye, TAO Yu, YANG Guishan, et al. Impact of land use change on multiple ecosystem services in the rapidly urbanizing Kunshan City of China: past trajectories and future projections[J]. Land Use Policy, 2019, 85: 419 - 427.
[31] VANI M, PRASAD P R C. Modelling urban expansion of a south-east Asian city, India: comparison between SLEUTH and a hybrid CA model[J]. Modeling Earth Systems and Environment, 2022, 8: 1419 - 1431.
[32] LIU Jiamin, PEI Xiutong, ZHU Wanyang, et al. Simulation of the ecological service value and ecological compensation in arid area: a case study of ecologically vulnerable oasis[J]. Remote Sensing, 2023, 15: 3927.
[33] LIU Jiamin, XIAO Bin, LI Yueshi, et al. Simulation of dynamic urban expansion under ecological constraints using a long short term memory network model and cellular automata[J]. Remote Sensing, 2021, 13: 1499.
[34] WANG Longfan, XU Bo, ZHANG Chi, et al. Surface water temperature prediction in large-deep reservoirs using a long short-term memory model[J]. Ecological Indicators, 2022, 134: 108491.
[35] QIAN Yuehui, XING Weiran, GUAN Xuefeng, et al. Coupling cellular automata with area partitioning and spatiotemporal convolution for dynamic land use change simulation[J]. Science of the Total Environment, 2020, 722: 137738.
[36] XING Weiran, QIAN Yuehui, GUAN Xuefeng, et al. A novel cellular automata model integrated with deep learning for dynamic spatio-temporal land use change simulation[J]. Computers & Geosciences, 2020, 137: 104430.
[37] LI Jingwen, DONG Suocheng, LI Yu, et al. Effects of land use change on ecosystem services in the China - Mongolia - Russia economic corridor[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 360: 132175.
[38] OUYANG Xiao, TANG Lisha, WEI Xiao, et al. Spatial interaction between urbanization and ecosystem services in Chinese urban agglomerations[J]. Land Use Policy, 2021, 109: 105587.
[39] 杜峯屹, 陈松林, 蒲佳豪. 闽东南地区城镇化与生态系统服务的时空耦合分析[J]. 环境科学, 2024, 45(7): 4152 - 4163.
DU Fengyi, CHEN Songlin, PU Jiahao. Spatiotemporal coupling analysis of urbanization and ecosystem services in southeastern Fujian[J]. Environmental Science, 2024, 45(7): 4152 - 4163. (in Chinese)
[40] WU Wenhao, XU Linyu, ZHENG Hanzhong, et al. How much carbon storage will the ecological space leave in a rapid urbanization area? Scenario analysis from Beijing - Tianjin - Hebei urban agglomeration[J]. Resources, Conservation and Recycling, 2023, 189: 106774.