

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2025.02.013

孙令博, 刘明皓, 罗庆喜, 等. 融合多尺度与坐标注意力的城市扩张模拟 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2025, 47(2): 145-159.

融合多尺度与坐标注意力的城市扩张模拟

孙令博^{1,2}, 刘明皓^{1,2}, 罗庆喜^{1,2}, 许汀汀³, 陈春⁴

1. 重庆邮电大学 计算机科学与技术学院, 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学 空间信息研究中心, 重庆 400065;
3. 重庆邮电大学 软件工程学院, 重庆 400065; 4. 重庆交通大学 建筑与城市规划学院, 重庆 400074

摘要: 针对基于机器学习的元胞自动机在土地覆被变化模拟中存在的尺度效应和非平稳性特征提取不充分等问题, 构建了 ASPP(空洞空间金字塔池化)-CRA(坐标注意力)Unet-CARS(基于多类随机斑块种子)耦合模型。以成渝地区双城经济圈 2012、2016、2020 年实际城市土地利用变化数据为例, 设计 2 组实验验证了模型的性能, 并将其应用于预测 2024 年及 2028 年的城市扩张模式。通过模型对比结果显示, ASPP-CRAUnet-CARS 模型的 Kappa 值为 0.912 3, FoM 值为 0.414 2, Kappa 值分别比 RF-CMCNN-CA 模型和 UMCNN-CA 模型的高出 0.020 8 和 0.034 2, FoM 值则分别提升了 0.030 6 和 0.067 9。消融实验表明: 去除 ASPP 和 CRA 模块后 Kappa 值与 FoM 值均有所下降。研究结果表明: ASPP-CRAUnet-CARS 模型融合了传统元胞自动机和深度学习模型的双重优势, 能较好地学习到城市发展中的复杂空间特征, 改善了空间非平稳性建模效果, 有效提高了模拟精度。

关键词: ASPP-CRAUnet-CARS 模型; 多尺度特征; 注意力机

制; 空间非平稳性

中图分类号: F301.2

文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



文章编号: 1673-9868(2025)02-0145-15

Urban Sprawl Simulation Integrating Multiscale and Coordinate Attention

SUN Lingbo^{1,2}, LIU Minghao^{1,2}, LUO Qingxi^{1,2},
XU Tingting³ CHEN Chun⁴

1. School of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
2. Spatial Information Research Center, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
3. School of Software Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
4. School of Architecture and Urban Planning, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China

收稿日期: 2024-03-14

基金项目: 国家自然科学基金项目(42071218); 重庆市博士直通车项目(CSTB2022BSXM-JCX0147)。

作者简介: 孙令博, 硕士研究生, 主要从事空间大数据与区域城市发展研究。

Abstract: In response to the issues like scale effects and insufficient feature extraction of non-stationarity in land cover change simulation based on machine learning-driven cellular automata, an ASPP (Atrous Spatial Pyramid Pooling)-CRA (Coordinate Attention) Unet-CARS (Cellular Automata for Raster Spaces) coupled model was constructed. Using real urban land use change data from the Chengdu-Chongqing economic circle in 2012, 2016, and 2020, two sets of experiments were designed to validate the model's performance. It was then applied to predict urban expansion patterns of 2024 and 2028. Model comparison results demonstrated that the ASPP-CRAUnet-CARS model achieved Kappa value of 0.912 3 and FoM value of 0.414 2, outperforming RF-CMCNN-CA and UMCNN-CA model in Kappa by 0.020 8 and 0.034 2, respectively, and in FoM by 0.030 6 and 0.067 9, respectively. Ablation studies revealed that removing the ASPP and CRA modules resulted in decreased Kappa and FoM values. The study suggests that the ASPP-CRAUnet-CARS model, integrating the advantages of traditional cellular automata and deep learning models, can effectively learn complex spatial features in urban development, improve the modeling of spatial non-stationarity, and enhance simulation accuracy.

Key words: ASPP-CRAUnet-CARS model; multiscale features; attention mechanism; spatial non-stationarity

土地利用和土地覆被变化主要由人类活动引起,如地球上的农业活动、工业发展等^[1],而城市扩张是土地利用变化中最常见的类型之一,会受到一系列经济、社会、文化、地理和政治因素的影响^[2]。当前大部分的城市土地利用建模主要集中在基于历史信息和各种情景下的关键驱动力变化来预测未来的城市格局^[3],尽管类似的土地利用建模取得了一定的进展,但是准确捕捉城市复杂的空间特征,仍然是一个重大挑战^[4]。

元胞自动机(Cellular Automata, CA)因其转换规则易于构造,能通过简单规则实现对复杂空间过程逐像素模拟的优点而被广泛应用于城市用地扩张建模中。在提取单个元胞转换规则的方法中,支持向量机、随机森林模型等被用来分析元胞自身的驱动因素从而挖掘转换规则^[5-7]。相对于基于元胞自身驱动因素提取的转换规则,邻域效应则考虑了邻域元胞的空间变量信息对中心元胞的影响,因此得到了广泛的研究和应用。近年来,深度学习越来越多地被用于邻域特征的提取,同时,联合卷积神经网络 UMCNN^[8]、CNN-GRU^[9]等被用于改进邻域效应进行元胞转换规则的提取。在城市发展模拟中,尽管卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)引入了空间特征并提高了模拟性能,但是目前的研究仅将 CNN 作为一个高级衰减函数来重新缩放驱动因素,往往忽略了其抽象高级特征提取的能力。因此,如何使用更先进的网络结构,集成网络中的多尺度特征,同时充分将低层次的空间特征融入到高层次的模式中,对于提升未来城市用地模拟精度具有十分重要的意义。

尽管许多研究都成功地获取了用地变化的转换规则,但是与现实城市化结果相比,其模拟结果还不尽如人意,主要有以下 2 个原因:① 简化空间的非平稳性^[10];② 忽略了城市扩张中存在的多尺度效应^[11]。在城市化的过程中,空间非平稳性是一个关键的概念。空间非平稳性在地球科学、生态学、经济学等领域具有重要的科学研究价值^[12-14]。最近有一些研究,采用了地理分区和地理加权回归方法,这本质上是针对空间非平稳性提出的“求同存异”策略^[15-17]。随着深度学习的不断发展,空间非平稳性建模出现了许多新的方法,例如采用注意力机制来构建自适应的空间非平稳性深度学习模型^[18]。注意力机制可以帮助模型自动选择需要注意的输入特征,从而提高模型的精度^[19]。简而言之,注意力机制就是一种加权平均方法,该方法基于驱动因子的重要性为不同的输入特征分配不同的权重^[20]。传统的注意力模型常常忽略了位置信息,然而位置信息对于生成空间选择性注意力图非常重要。CRA(Coordinate Attention)称为坐标注意力,与通

道注意力不同的是, CRA 将通道注意力分解为 2 个一维特征编码过程, 然后分别沿着 2 个空间方向聚合特征, 即一个方向捕获远程依赖关系, 另一个方向保留精确的位置信息, 并将得到的特征图单独编码成一对方向感知和位置敏感的注意力图。Liu 等^[21]发现, 基于 CNN-CBAM 的仿真模型能更加准确地从空间数据中提取特征, 受此启发, 本研究尝试使用 CRA 耦合 U-Net 模型挖掘城市扩张中邻域因子的特征。

U-Net 模型^[10]于 2015 年首次被引入生物医学图像分割, 该模型的关键在于其编码器结构使得特征可以在不同的空间尺度上进行编码和解码。U-Net 从本质上来说也属于一种全卷积神经网络模型, 在应用 CNN 挖掘区域转换规则时, 卷积核的尺寸、数量和网络的层数都会影响模型的学习能力和结果质量。若卷积核尺寸过大, 容易忽略区域的局部特征; 尺寸过小, 则会提取出大量冗余信息。因此, 为了更全面地表达地理模拟中的区域特征, 更精确地获取 CA 的转换规则, 需要利用空洞空间金字塔池化(Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP)模块实现多尺度区域特征的提取。

基于此, 本研究提出一种考虑多尺度以及空间非平稳性的城市扩张模拟方法, 即将 U-Net 与 ASPP 和 CRA 相结合, 对 U-Net 进行改进优化, 并应用于城市扩张模拟。主要工作包括: ① 通过 U-Net 下采样和上采样模块实现对邻域特征的学习; ② 引入 ASPP 模块与 U-Net 残差块进行残差连接, 使特征图能够提取多尺度上下文信息, 增强对区域演变特征的多尺度特征感知能力; ③ 对于空间信息较丰富的特征图, 引入 CRA 模块帮助模型自动选择需要加权的输入特征, 使得特征学习更加符合城市模拟的内在驱动表达, 提高空间非平稳性建模效果, 从而提高模型的准确性。同时, 设计了几组对比实验, 验证 ASPP-CRAUnet-CARS 模型在多尺度特征和空间非平稳性特征提取方面的有效性。

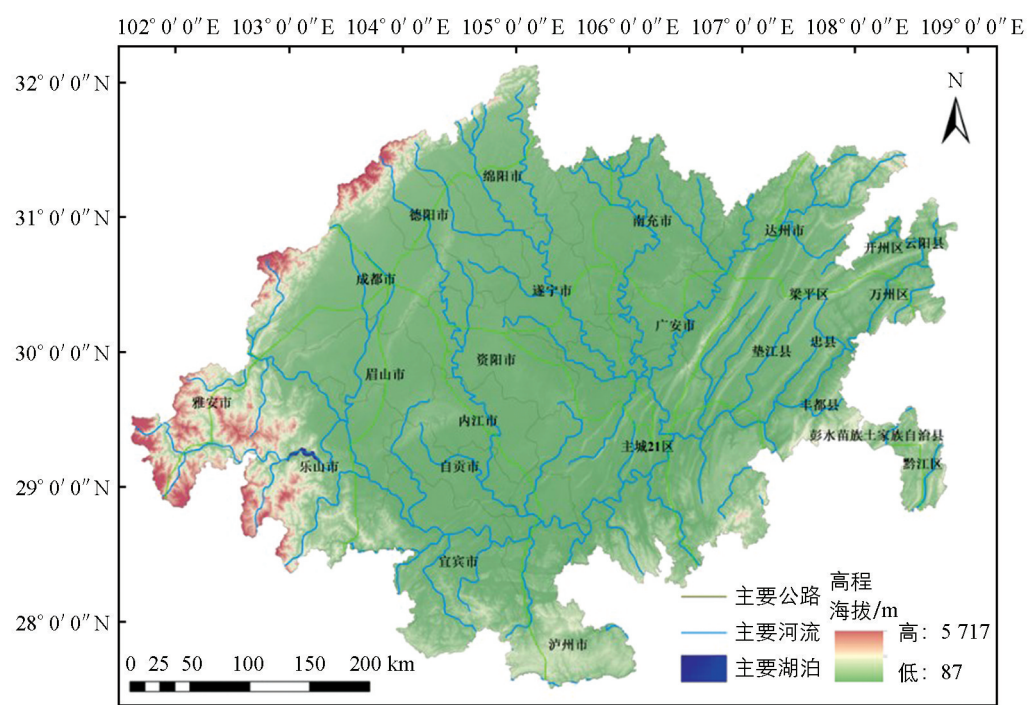
1 研究区域与数据

1.1 研究区域

成渝地区双城经济圈位于“一带一路”和长江经济带交会处, 包括四川省的 15 个市和重庆市的 27 个区(县), 总面积达到 18.5 万 km²(图 1)。成渝地区双城经济圈被视为中国西部高质量发展的重要增长极, 对推动中国西部地区的发展具有重要意义。中共中央政治局在 2020 年明确指出, 推动成渝地区双城经济圈建设是构建以国内大循环为主体、国内国际双循环相互促进的新发展格局的一项重大举措。这一发展战略旨在进一步发挥其经济潜力和辐射带动作用, 加强区域之间的合作与协调, 促进资源的优化配置和经济的协同发展。然而, 由于自然、社会、政策等因素的长期影响, 该区域内城市群的空間格局差异较大^[22-23], 空间非平稳性明显控制着该区域的城市空間格局特征, 因此有必要采取更加高效的建模方式, 以提高该区域城市扩张的模拟精度, 为成渝地区高质量发展提供决策支持。

1.2 数据来源

探究城市扩张模拟过程中, 土地覆盖数据的准确性和可靠性对于理解城市发展模式至关重要。本研究采用的土地覆盖数据来源于武汉大学遥感信息处理研究所基于 Google Earth Engine(GEE)上所有可获得的 Landsat 数据, 空间分辨率为 30 m×30 m, 该数据集总体准确率达 80%。从中选取了 2012、2016、2020 年这 3 年数据, 并对所有图像进行了几何校正, 使之与通用横轴墨卡托地图投影系统相匹配, 以保持空间一致性, 并进行重采样到 200 m。土地利用类型包括建设用地、耕地、林地、水域、草地和其他用地等 6 大类。鉴于本研究的目的是进行城市扩张模拟, 故参照赵林峰等^[8]通过 ArcGIS 软件中的重分类将研究区域处理成城市和非城市 2 类标签(耕地、林地、水域、草地、其他用地转换为非城市标签, 建设用地转换为城市标签), 用于后续工作。在驱动因子方面, 基于 Liu 等^[16]对广州地区的城市扩张模拟研究, 选取了高程、坡度、到城镇中心距离、到河流距离、到高速公路距离、到铁路距离等表征自然因子对城市扩张的影响, 同时选取了人口密度及夜间灯光数据表征经济因子对城市扩张的影响。城市扩张模拟数据如表 1 所示, 将驱动因子数据重采样到与研究区域一样的分辨率, 如图 2 所示。



审图号：GS(2019)3333 号。下同。

图 1 成渝地区双城经济圈

表 1 用于城市扩张模拟的数据

数据类别	类别名称	年份	分辨率	数据源
城市土地数据	城市用地(1)、非城市用地(0)	2012、2016、2020	200 m	—
土地利用/土地覆盖数据	农田、森林、灌木、草地、水、雪/冰、瘠地、不透水、湿地	2012、2016、2020	30 m	Yang & Huang ^[24]
海拔数据	—	2014、2016	30 m	https://search.earthdata.nasa.gov
辅助地理数据	城市中心点、道路、河流等	2014、2016	—	https://lbs.amap.com (于 2022 年 7 月 19 日获取)
人口数据	人口密度数据	2012、2014、2020	省级 1 km	https://www.worldpop.org (于 2022 年 11 月 13 日获取)
夜间灯光数据	—	2012、2016、2020	省级 1 km	http://www.geodata.cn

1.3 数据预处理

首先，将高程、坡度、到高速公路/铁路/河流/城镇中心距离、人口密度、夜间灯光等用于城市扩张模拟的驱动数据归一化到 0~1 范围，以获取相应的驱动因子层^[22]。其次，将历史用地变化与驱动因子图层拼接，并堆叠成立方体数据结构输入到模型。使用这种数据结构模拟城市用地扩张的优势在于，它能够通过卷积滤波器同时考虑元胞的相邻像素以及影响每个位置城市用地扩张的所有驱动变量，进而更好地表征在城市扩张模拟中的空间非平稳性。

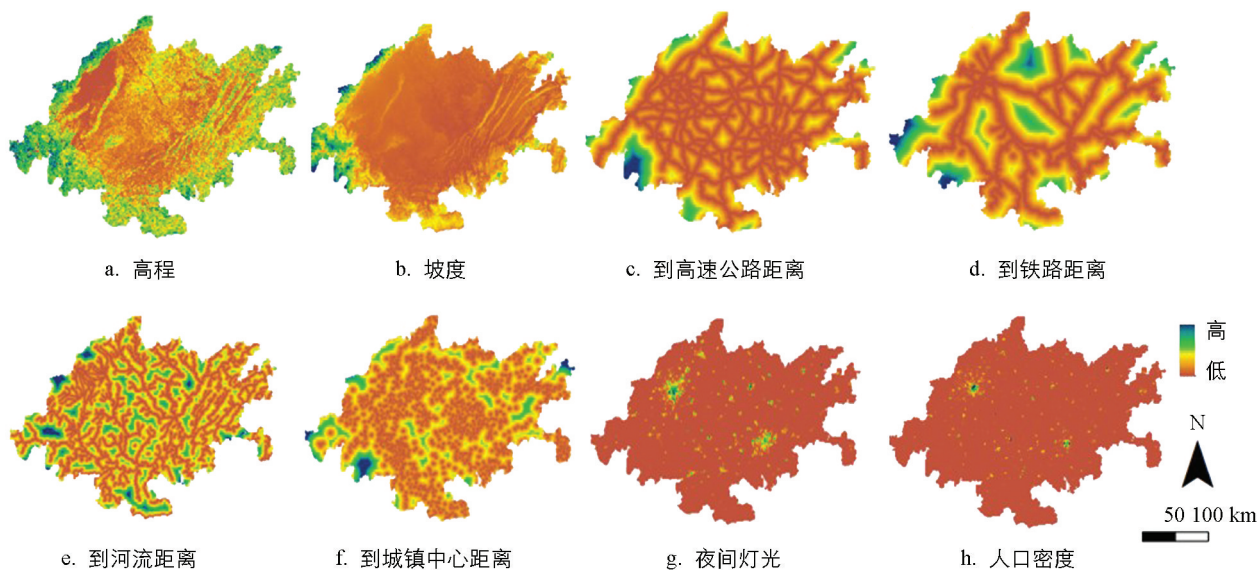


图 2 实验中使用的驱动因子

输入的原始图层大小为 $3\,349 \times 2\,598$ 像素, 根据研究需要, 将其划分成更小的块。由于扩大数据集对 CNN 的性能提升有直接的影响, 所以进行了以下处理: ① 将原始数据立方体切割成 256×256 个数据立方体; ② 由于地图像素有限, 又需较大数据集, 所以将 2 个数据立方体之间进行 75% 重叠^[25]。除此以外, 本研究选取 80% 的样本作为训练样本, 剩下 20% 的样本作为测试样本。

1.4 验证和准确性评估

本研究选择了一系列的准确性指标和空间格局指标, 定量评估模型预测研究区域的城市地区空间分布和模式的能力。通过 Kappa 值、FoM 值(品质因数)和 OA 值(总体精度)来评估预测的准确性^[26], 它们不仅量化了预测与参考的一致性, 而且还评估了参考图层是如何被正确预测的。同时, 为了研究成渝地区双城经济圈城市格局中用地的空间特征, 采用景观指数来描述城市用地的空间分布, 考虑到具体的情况, 本研究选取的景观指数包括斑块数量(NP)、斑块密度(PD)、最大斑块指数(LPI)以及景观形状指数(LSI)。

2 模型构建与研究方法

2.1 技术流程

本研究的技术流程经过了数据处理、样本训练、转换概率、动态迭代和模型验证等过程, 如图 3 所示。① 数据处理: 将上述处理好的栅格驱动因子数据转换为 ASCII 文件, 然后与城市历史用地数据相拼接, 形成原始数据立方体, 用于后续样本选取。② 样本训练: 随机选取 20 000 个样本点, 随后在①获取的立方体中裁剪 256×256 像素的数据样本, 并且将样本的 80% 作为训练集, 剩余部分作为测试集。③ 转换概率: 将基期年的驱动因子数据和城市历史用地数据拼接, 放入训练好的模型中, 得到转换概率图层。④ 动态迭代: 迭代部分选用 PLUS 模型的 CARS 模块, 将模型输出的概率图层放入 CARS 模块中, 得到最终的预测图层。⑤ 模型验证: 训练过程中保存了每个 epoch(epoch 是指 U-Net 模型使用所有 20 000 个样本完全更新其权重)中 AUC 面积最高的模型用于后续的预测, 并选取 Kappa 值、FoM 值、OA 值来衡量最终的预测效果。

2.2 训练 U-Net 模型

在训练 U-Net 模型中, 利用 2012—2016 年的数据, 将数据立方体裁剪成 256×256 像素大小, 用于后续的模型输入^[27]。本研究为 ASPP-CRAUnet 模型收集了 20 000 个 256×256 像素的数据立方体用于训练(每个立方体包含 8 层驱动因子层和 1 层 2012 年城市历史土地利用图层), 标签使用 2016 年城市土地利用图层, 依据上文提到的图层大小的限制, 在处理数据时, 每个数据立方体之间存在 75% 的重叠, 因此在数据输入模型之前会对部分立方体进行 90° 、 180° 的旋转^[24]。

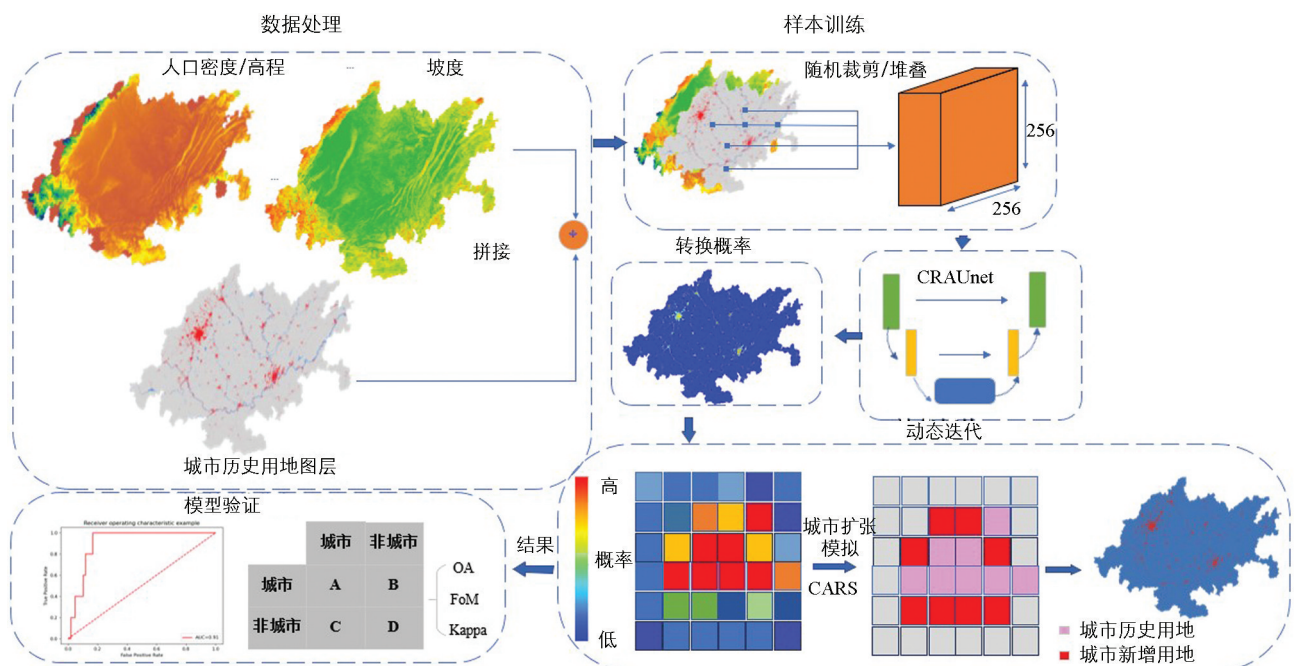


图 3 技术流程图

本研究对 ASPP-CRAUnet 模型训练了 50 个 epoch，并保存了每个时期的模型，并在 5 000 个验证样本上进行了验证，最终保存了验证效果最好的模型。在训练过程中，输入的立方体经过 5 次下采样之后被调整为 8×8 像素，然后再经过 5 次上采样操作，转换为与原始输入图像平铺大小相同的单层输出图像。在验证过程中，利用受试者工作特征曲线(ROC)计算出输出图像与目标图像之间的差异(即模型的损失)。最后，具有最高 AUC 面积的模型被确定为用于预测目标城市布局的最佳模型。

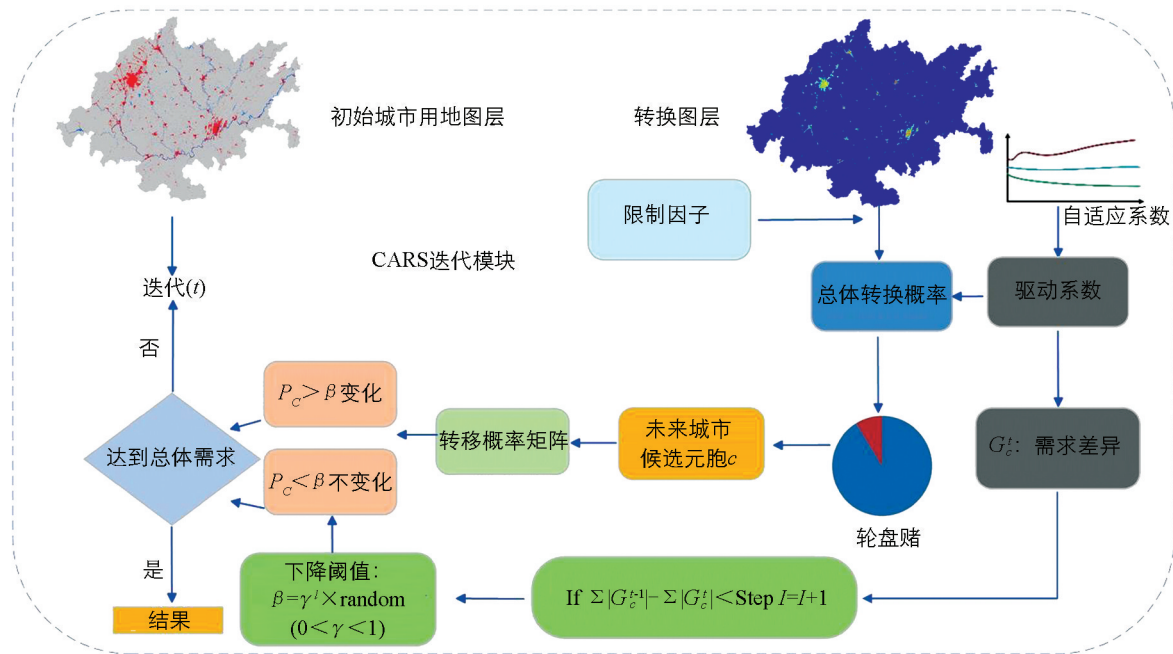
未来城市土地需求量的计算是未来城市用地仿真的前提，参考杨国清等^[28]和谢志文等^[29]的研究，基于城市历史土地面积(总面积)进行线性回归预测，以估计 2024—2028 年成渝地区双城经济圈的城市土地面积(总面积)。假设研究区域的边界在未来仍然与 2020 年相同，故得到潜力图层后对整个图层进行迭代转换。

2.3 动态迭代

在迭代模拟的过程中，主要应用了 CARS 模型，该模型基于计算得到的 2 种用地类型的转换概率，以末期年(2020 年)确定的城市用地栅格数量为目标，利用基期年(2016 年)的土地利用数据作为模拟的起点。通过该方法，能够模拟并预测城市用地的变化和扩张趋势，最终得到模拟结果，具体流程如图 4 所示。

在本研究中，采用 2016 年城市用地图层以及同期的 8 个关键驱动因子作为输入数据。这些数据首先被分割成适合训练样本的尺寸，以便提供给训练好的模型使用，从而产生精确的输出结果。为了应对在模拟过程中可能出现的图块边缘效应，对用于预测的数据进行了一系列的填充操作。具体来说，在研究区域周围进行了扩展，使得整个图层的尺寸增加到了 $3\,584\times 2\,816$ 像素。这样，就能够将 256×256 像素的立方体数据块作为输入，送入模型进行迭代模拟。在模拟过程结束后，得到了一个完整的预测图层。为了得到最终的研究区域图层，利用 ArcGIS 软件将非研究区域的部分裁剪掉，只保留了与研究区域相符合的土地利用图层。

本研究中将河流和限制区域作为栅格的约束，限制其转换为城市^[30]。在得到潜力图层之后，将未来土地利用的城市栅格总数作为总需求约束，根据潜力图层的像素值并利用 CARS 随机斑块种子模型进行迭代模拟，直到满足总体需求，从而得到目标年城市用地扩张的结果。



3 结果与分析

3.1 模型训练特征图分析

ASPP-CRAUnet 模型成功学习并捕获了研究区域城市土地利用的复杂空间模式的不同方面, 如图 5 所示, 不同层次的 ASPP-CARUnet 模型表现出对不同特征的逐步理解和提取能力。研究选取了预测区域中的 1 块 256×256 像素的图层。首先, 图层经过 Conv1, 将输入图层的特征通道进行扩展, 用于后续特征的提取。在 Down-1 层(1)、(2)中, 模型大致区分了城市用地和非城市用地。接着, Down-2 层识别了一些简单的模式, 如 Down-2 层(2)、(3)学习到了水平和垂直道路, 以及大城市聚集和散落的小村庄。Down-3 层进一步学会将相邻的城市集群联系起来, 并确定连接离散城镇/村庄的潜在城市发展走廊, 如 Down-3 层(1)、(3)所示。Down-4 层中, 模型为现有城镇/村庄附近的像素分配了更高的城市发展概率。接下来的上采样层通过跳跃连接集成了下采样中的高级特征和上采样中的低级特征。Up-4 层将通过 CA 模块的 Down-4 层特征与经过上采样的 Down-4 层相结合, 改进了 Down-4 层中的概览图案。紧接着, Up-3 层通过对 Down-3 层中确定的城市发展走廊进行相似化, 进一步细化了 Up-4 层中的空间特征与城市轮廓。Up-1 层将 Down-1 层中的城市/非城市特征图与 Up-2 层相关联, 产生最终的输出图像图块。该图块在较大城镇周围分配更多的城市土地使用像素, 同时保持细化的图案。最终, 再通过 Conv2 将特征通道数收缩到目标生成的图层通道数, 从而生成了对研究区域城市土地利用复杂空间模式较为准确的预测。

3.2 模型泛化能力评估

发展适宜性图是反映城市扩张趋势的空间可视化图层, 它可以揭示城市扩张变化的空间分布规律, 准确的发展适宜性可以确保在模拟中反映实际城市扩张变化的趋势和模式。如果提取的转换概率不准确, 那么会大大降低模拟的精度。ROC 曲线和 ROC 曲线下 AUC 面积值已被证明可用于评估模型输出的发展适宜性图的质量, ROC 曲线是通过各种阈值选择下绘制真阳性率(TPR, 机器学习中的灵敏度)与假阳性率(FPR, 用 1-特异性估计)来创建的。理论上来说如果 AUC 值越接近 1, 说明曲线下方面积越大, 表明模型预测的准确率越高, 反之则说明模型预测的准确率较低。当 AUC 值等于 1 时, 则表明该模型为完美的分类器。

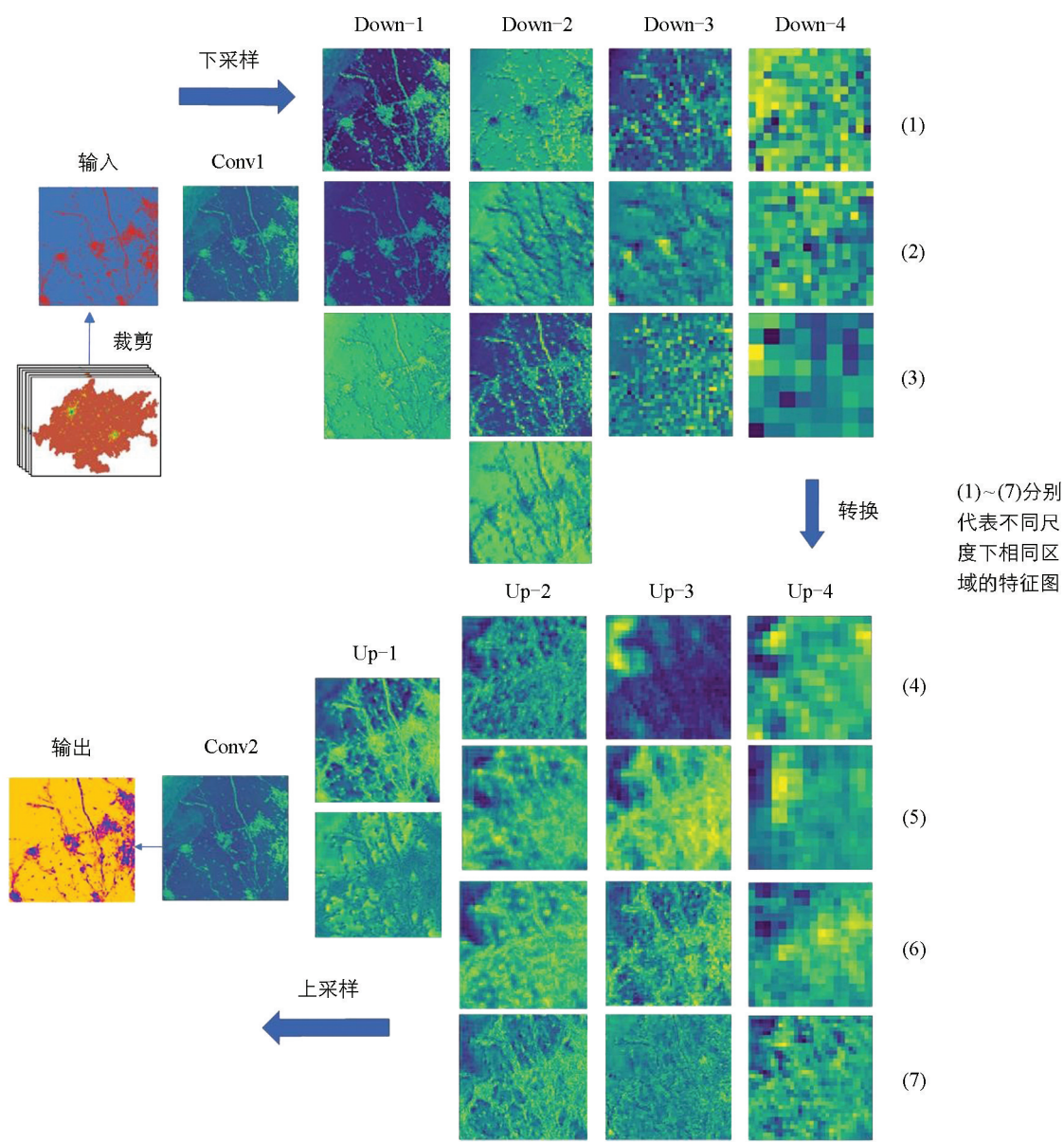


图 5 通过不同的 U-Net 层对图像平铺过程进行可视化

为了体现模型的泛化能力，选择了成都市作为研究区域，并进行了结果分析。本研究将所生成的发展适宜性图与人工神经网络(ANN)以及随机森林(RF)模型生成的图进行了比较分析。图 6 展示了各模型生成的成都地区 ROC 曲线，红色虚线代表随机分类效果。结果表明，本研究采用的 ASPP-CRAUnet 模型在数据集上取得了最佳效果，相比 ANN、RF 的 AUC 值提升明显，证明了本研究所提出的模型能够更为准确地生成发展适宜性图，使得最终的预测结果与实际更加接近，表现出模型的可推广性。

3.3 实验方案设计及实验结果比较

3.3.1 消融实验

本研究创新地提出一种图到图的高效模拟方法，不同于以往方法需对每个栅格元胞点到点建立转换规则，该方法对于研究区域进行块状的预测，并且通过模型的特性充分学习城市扩张中存在的多尺度效应和空间非平稳性特征。相比之前的模型，在模拟的准确性方面有所提升。传统的 CA 模型，主要受限于自身栅格的发展适应性和邻域效应的影响。为了证明 ASPP-CRAUnet-CARS 模型在提取总体转换规则方面的优势，设计了一组消融实验，来验证当前模型的优越性，其目标是：① 验证 ASPP 模块在提取多尺度方面的效果；② 验证 ASPP-CRAUnet-CARS 模型相比于传统 CA 模型在提取空间非平稳性特征的优越性以及 CRA 模块提取驱动因子影响力的能力。具体的实验方案如表 2 所示。

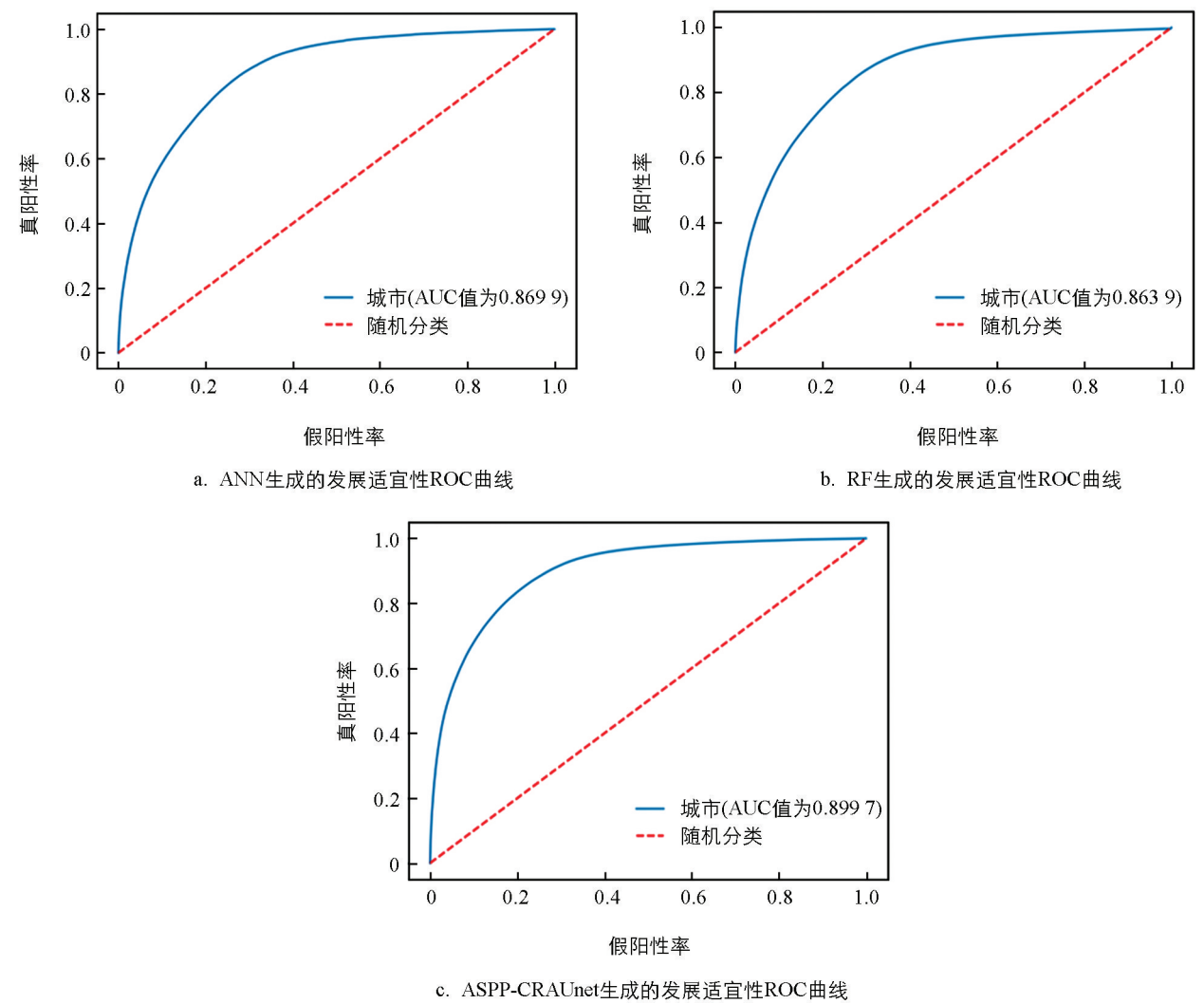


图 6 各模型 ROC 曲线对比

表 2 消融实验对比			
实验方案	Kappa 值	FoM 值	OA 值
(1) ASPP-Unet-CARS	0.910 5	0.402 0	0.996 5
(2) Unet-CRA-CARS	0.907 2	0.377 4	0.996 4
(3) Unet-CARS	0.900 1	0.345 6	0.995 7
(4) ASPP-CRAUnet-CARS	0.912 3	0.414 2	0.997 4

实验(1)中, 去除了位于跳跃连接的 CRA 模块, 此时模型缺少了对于输入图像中不同位置之间关系的捕捉。引入 CRA 模块使得注意力权重与特定位置相关联, 模型在进行特征提取时会根据不同位置坐标赋予不同的权重, 去掉 CRA 模块之后失去了捕捉的能力, 所以相比之下各方面的精度都有所下降, Kappa 值下降了 0.001 8, FoM 值下降了 0.012 2。实验(2)中, 由于去除了位于残差块的 ASPP 模块, 模型失去了多尺度信息捕捉的能力, 而多尺度效应是在城市扩张中明显存在的问题, 所以导致最终精度有所下降(Kappa 下降了 0.005 1, FoM 值下降了 0.036 8)。实验(3)中, 只使用了最基础的 U-Net 模型, 从 Kappa 值上来看与基准模型相比下降了 0.012 2, FoM 值下降了 0.068 6。从消融实验可以得出, 本研究对于基础 U-Net 模型的改进使 Kappa 值、FoM 值均有提升, ASPP 模块对于尺度效应的提取和 CRA 模块对于特征空间的加权, 对最终模拟结果都起到了一定的作用。

3.3.2 模型对比分析

为了验证 ASPP-CRAUnet-CARS 模型在城市扩张模拟方面的优越性,本研究选取了几个前沿的模型进行对比分析。RF-CMCNN-CA 模型首次将通道注意力机制 CBAM 融入到 CNN 模型中优化了邻域特征学习,在空间非平稳性建模方面做出一些努力。UMCNN-CA 模型联合了 CNN 模型,并通过增加感受野来充分获取邻域信息。MSCNN-CA 模型是一种级联卷积神经网络,它通过级联多个不同卷积核的 CNN 模型,来提取区域演变过程中存在的多尺度效应。但以上模型都只考虑了城市扩张模拟中的单个因素,而本研究提出的 ASPP-CRAUnet-CARS 模型不仅考虑到了城市扩张中的空间非平稳性,也考虑到了多尺度效应,并且与 RF-CMCNN-CA 模型相比,Kappa 值提高了 0.020 8,FoM 值提高了 0.030 6;与 MSCNN-CA 模型相比,Kappa 值提高了 0.043 1,FoM 值则提高了 0.061 6,在总体精度(OA 值)和合理性上都有较大提升。所有对比结果如表 3 所示。

表 3 与传统 CA 模型对比

模型类别	Kappa 值	FoM 值	OA 值
RF-CMCNN-CA	0.891 5	0.383 6	0.978 2
UMCNN-CA	0.878 1	0.346 3	0.953 1
MSCNN-CA	0.869 2	0.352 6	0.961 2
ASPP-CRAUnet-CARS	0.912 3	0.414 2	0.996 6

3.4 实验结果讨论

通过模型输出的转换潜力图(图 7)可知,引力效应较大的城市和城镇附近,其像素点比引力效应较小的村庄附近的像素点具有更高的城市转换潜力。例如,绵阳市周围的大片区域被确定为具有较高的过渡潜力,而附近边缘的小村庄集群则表现出较低的转换潜力。在眉山市、广安市等地区也发现了同样的规律。线性发展的模式同样在转换潜力图中得到很好的体现。例如,尽管在最初的城市土地利用图中只出现了不连续的线性片段,但模型还是正确地识别出了宜宾市和乐山市道路沿线的发展。

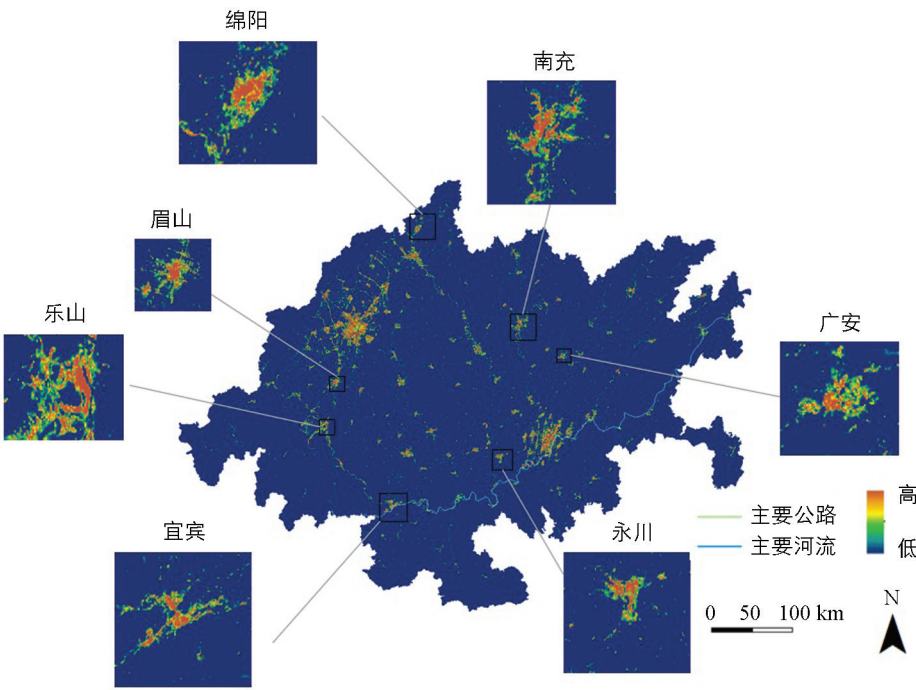


图 7 基于 2016 年城市土地利用图的 2020 年城市转换潜力

通过对潜力图层进行迭代转换,绘制出的城市土地利用分类地图(图 8)能够正确识别新的城市区域,

尤其是与现有城市相邻的区域, 这表明本研究所用模型能够充分捕捉到邻里关系对于城市发展的影响。同时, 也错误地将一些区域识别为新城, 并且未能识别出一些新城, 特别是正在规划的新开发区域。许多遗漏的城区都发生在离原城区较远的地方, 但是城市群的大致轮廓都能模拟, 零星散落的城市栅格可能由于转换的元胞数量不足, 使分辨率尺度不够精细。

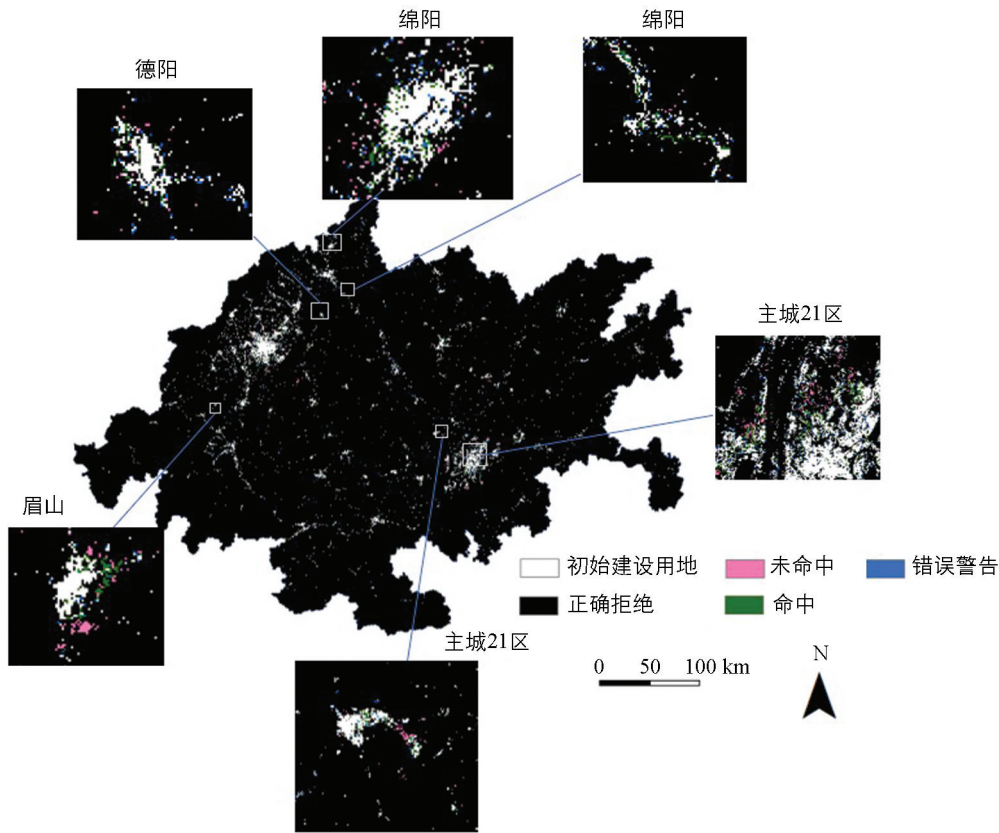


图 8 城市土地利用分类地图

3.5 模型可解释性分析

在 ASPP-CRAUnet-CARS 模型的邻域特征提取过程中, 引入了 CRA 机制, 放大有影响的驱动因子, 抑制影响力小的驱动因子。每个驱动因子在模型预测过程中的权重被提取出来, 并采用 ArcGIS 软件对驱动因子重要性进行可视化。本研究选取了同一驱动因子对不同区域进行可视化, 以便揭示空间异质性特征, 如图 9 所示。

- 1) 不同的驱动因子对城市用地变化的影响程度不同, 如图 10 所示。
- 2) 相同驱动因子在不同的空间位置, 对城乡用地变化的影响程度也不同。城市用地变化的驱动因子作用大小随空间位置的变化而变化。由图 9a、9b 可知, 高程和坡度在川渝地图的边缘表现出较强的影响力, 例如雅安市、乐山市、成都市西北部、重庆市东南部所处的研究区域周边靠近山体, 该注意力图层呈深色区域, 然而在地处中心的城市表现得不明显。由图 9g、9h 可知, 夜间灯光和人口密度与之相反, 在上述提到的相同地块下, 靠近山体部分的颜色较浅, 表现出较低的影响力, 而城市中心区域表现出较强的影响力。
- 3) 对城乡用地转换影响较大的驱动因子主要体现在城市边缘。例如, 由图 9c、9f 可知, 到高速公路距离、到城镇中心距离的重要性不同, 且与其他因子相比在城市扩张边缘地区的作用力更加明显, 尽管每个驱动因子的影响程度不同。

CRA 机制通过突出邻域采样窗口内信息量大的区域, 淡化信息量小的区域, 强化驱动因子对栅格变换影响力的差异化表达, 从而达到捕捉地理现象中存在的空间异质性。通过提取空间坐标注意力权重, 并在

多个地块对区域差异进行可视化,可以得出不同的驱动因子对城市用地变化的影响程度不同,而且每个驱动因子在不同的位置上所表现出来的影响力也是不同。通过 CRA 机制捕捉地理现象的空间异质性规律,最终也将影响城市模拟的准确性和合理性。

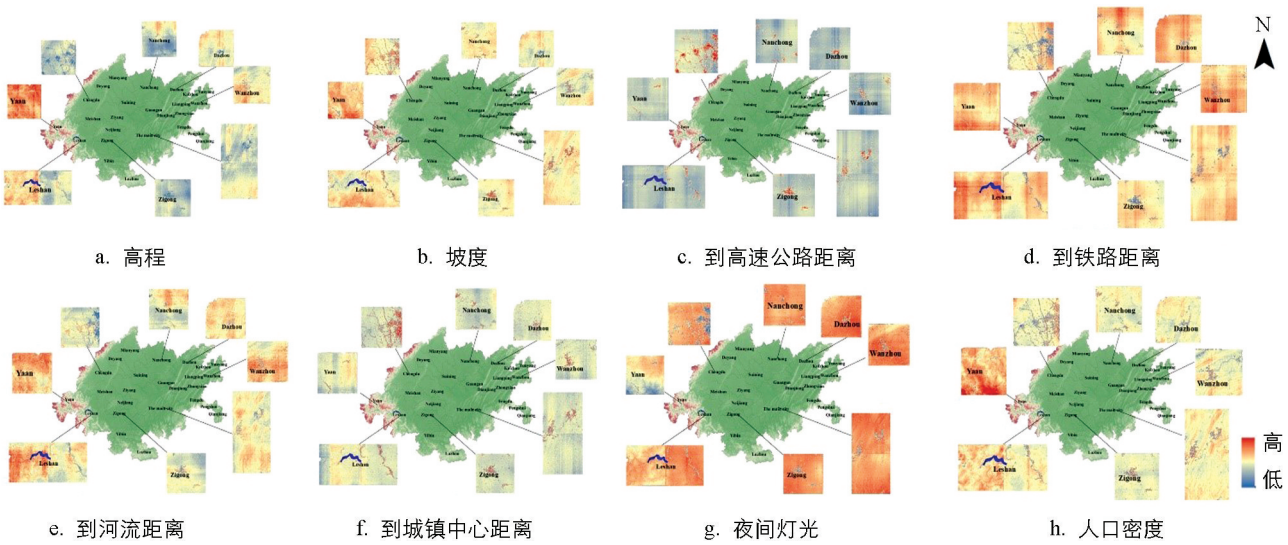


图 9 邻里特征的空间异质性

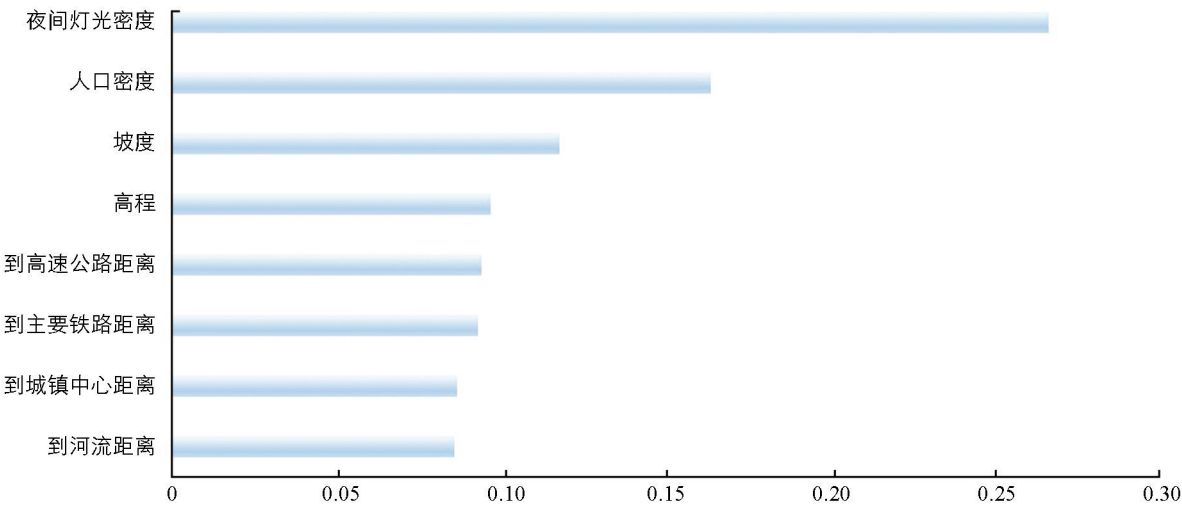


图 10 驱动因子的影响程度

3.6 未来城市扩张预测

在未来的城市预测中,基于 2012—2020 年的土地利用数据,利用线性回归预测 2020—2028 年的新增城市土地。2012—2016 年新增城镇的用地总面积为 990.48 km²,2016—2020 年新增 767.64 km²,2020—2024 年预计新增 758.76 km²,2024—2028 年预计新增 740.96 km²,采用训练后的 ASPP-CRAUnet-CARS 模型,以 2020 年的真实土地利用数据为初始状态,对 2024 年和 2028 年的城市扩张空间格局进行预测,最终模拟结果如图 11 所示。关于未来城市发展趋势的分析如下:

- 1) 线性回归预测总体结果显示,城市扩张的速率减慢,2020—2024 年及 2024—2028 年整体发展速率远低于 2012—2016 年,略低于 2016—2020 年。
- 2) 中心城市的离散区域更加紧密连接,形成更具有凝聚力的城市景观。
- 3) 城市整体发展趋势为城市中心向四边扩散,城市中心逐渐被填充,形成区域性极核的过程。

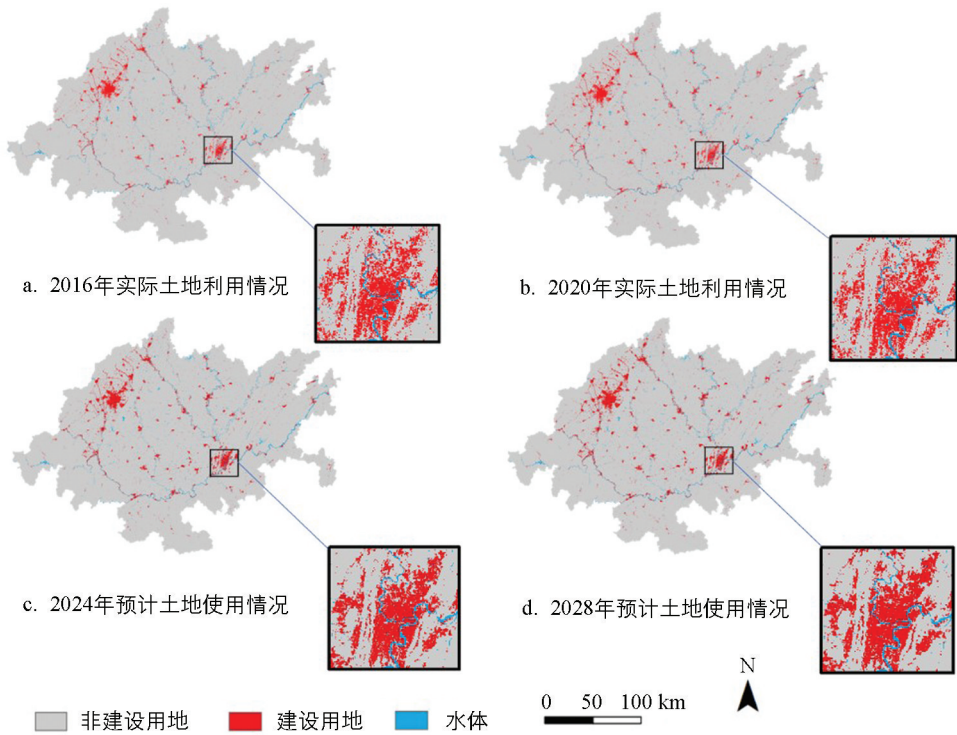


图 11 成渝地区双城经济圈城市 2020 年前的实际情况及 2024 年、2028 年预测结果

3.7 城市空间格局利用的景观指数变化分析

为了深入理解成渝地区双城经济圈土地利用格局的演变，本研究采用了 Fragstats 4.2 软件对成渝地区双城经济圈的城市土地利用景观格局变化进行了分析。2012 年、2016 年和 2020 年的真实土地利用数据，以及 2024 年和 2028 年的土地利用预测数据，均输入到软件中，比较了与城市相关的 4 类景观指数的变化情况，如表 4 所示。

表 4 城市景观指数

年份	NP	PD	LPI	LSI
2012	12 566	0.067 60	97.918 0	20.999 3
2016	21 018	0.113 00	97.339 8	28.761 1
2020	23 221	0.124 80	96.902 1	32.035 6
2024	12 166	0.056 54	96.479 6	25.496 4
2028	10 586	0.056 69	96.050 6	24.957 8

本研究对研究区域 2012—2028 年城市景观指数进行了分析，分析揭示了以下变化：

1) 2012—2020 年斑块数量(NP)和斑块密度(PD)逐渐增加，然后从 2020 年往后逐渐减少。这表明，2012—2020 年城市土地开发主要发生在多个孤立的斑块中，而 2020—2028 年，这些斑块合并为更大的毗连区域。

2) 2012—2020 年景观形状指数(LSI)逐渐上升，表明在此期间城市土地发展更加离散化，且无规律性；但 2020 年以后随着城市土地进一步扩张，未来的城市发展将更加有规律和有组织。

3) 最大斑块指数(LPI)的变化可以揭示城市发展模式的转化。LPI 随着时间的推移逐步变大意味着城市发展出现了多个中心或次中心，每个中心周围形成较小的城市斑块，这表明城市功能正在分散，城市服务和活动不再集中在单一的核心区域，这可能与多中心的城市发展策略有关。同时，由于成渝地区双城经济圈纲要中强调了交通互联互通，所以新的交通线路、基础设施建设也促使城市向多个方向、多个区域有规律地扩展。

综上所述，未来城市区域发展的特点是斑块逐渐连接，以多个中心点扩展的多区域协同发展，并走向

更加集约的土地利用,所以城市形态逐渐趋向于紧凑、收缩的空间布局。

4 结论

本研究构建了 ASPP-CRAUnet-CARS 耦合模型,以成渝地区双城经济圈为例,设计了消融实验和对比实验 2 套实验方案,分别验证了本研究模型中 ASPP 模块的多尺度效应,CRA 模块的空间非平稳性效应,以及模型的性能。一方面,本研究从区域多尺度效应出发,利用 ASPP 及 U-Net 模型自身特征解决传统深度学习模型中固定邻域大小未考虑不同尺度下邻域信息提取不充分的问题;另一方面,从空间非平稳性出发,将 CRA 模块嵌入跳跃连接中,将下采样和上采样的空间局部细节特征以及不同驱动因子的空间权重分配,集成到最终的转换潜力图层。

消融实验表明,ASPP-CARUnet-CARS 的城市扩张模型成功实现了对城市用地变化的高精度模拟,同时捕捉了成渝地区双城经济圈发展的高层次空间模式。首先,ASPP-CRAUnet 模型综合了 ASPP 模块和 U-Net 模型的结构特性,成功捕捉了城市扩张中的多尺度效应和空间非平稳性特征。U-Net 模型能够将小尺度的邻域效应同化为大尺度的重力效用,即在大城市附近,未来大面积土地将被预测为城市用地,具体表现在通过对转换潜力图进行分析,发现城市集群附近土地更有可能转换为城市用地。由 U-Net 确定的大规模空间模型,特别是大城市的邻域效应,常常不会被现有的 CA 模型捕获。其次,U-Net 模型不仅能简单地缓冲空间特征,还捕获了城市扩张遵循线性模式的趋势。与其他同类型模型相比,ASPP-CRAUnet-CARS 模型的模拟精度要比 RF-CMCNN-CA、UMCNN-CA 等模型更高,表明在提取空间非平稳性能力方面更加优越,验证了 U-Net 模型在城市扩张模拟中的适用性和准确性。

然而本研究仍存在部分不足:① 土地利用变化仅研究了城镇与非城镇,该模型可用于后续多个土地利用类型的研究。② 由于政策的不确定性,城市发展格局的不确定性很大,如果仅仅依据历史趋势,很难准确预测未来城市的发展趋势,因此可在模型中融入城市规划信息。③ 无法预测远离现有城市地区的新规划城市的发展。对于因一些政策因素突然兴起的城市用地区域,缺少种子元胞来进行转移,导致模拟不准确,因此对于 CA 模型的改进也是后续需要考虑的问题。

参考文献:

- [1] FAN P L, CHEN J Q, OUYANG Z T, et al. Urbanization and Sustainability under Transitional Economies: A Synthesis for Asian Russia [J]. Environmental Research Letters, 2018, 13(9): 095007.
- [2] KIPFER S. Pushing the Limits of Urban Research: Urbanization, Pipelines and Counter-Colonial Politics [J]. Environment and Planning D: Society and Space, 2018, 36(3): 474-493.
- [3] YE H A G O, CHEN Z F. From Cities to Super Mega City Regions in China in a New Wave of Urbanisation and Economic Transition: Issues and Challenges [J]. Urban Studies, 2020, 57(3): 636-654.
- [4] LIU Y, BATTY M, WANG S Q, et al. Modelling Urban Change with Cellular Automata: Contemporary Issues and Future Research Directions [J]. Progress in Human Geography, 2021, 45(1): 3-24.
- [5] BAIG M F, MUSTAFA M R U, BAIG I, et al. Assessment of Land Use Land Cover Changes and Future Predictions Using CA-ANN Simulation for Selangor, Malaysia [J]. Water, 2022, 14(3): 402.
- [6] KARIMI F, SULTANA S, SHIRZADI BABAKAN A, et al. An Enhanced Support Vector Machine Model for Urban Expansion Prediction [J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2019, 75: 61-75.
- [7] HAGENAUER J, OMRANI H, HELBICH M. Assessing the Performance of 38 Machine Learning Models: The Case of Land Consumption Rates in Bavaria, Germany [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2019, 33(7): 1399-1419.
- [8] 赵林峰,刘小平,刘鹏华,等.基于地理分区与 FLUS 模型的城市扩张模拟与预警 [J].地球信息科学学报,2020,22(3): 517-530.
- [9] 刘鹏华,刘小平,姚尧,等.耦合约束动态地块分裂和矢量元胞自动机的城市扩张模拟 [J].地理与地理信息科学,2018,34(4): 74-82.
- [10] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [M]

- //Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241.
- [11] CHEN Z Y, LI D L, FAN W T, et al. Self-Attention in Reconstruction Bias U-Net for Semantic Segmentation of Building Rooftops in Optical Remote Sensing Images [J]. Remote Sensing, 2021, 13(13): 2524.
- [12] 张大川, 刘小平, 姚尧, 等. 基于随机森林 CA 的东莞市多类土地利用变化模拟 [J]. 地理与地理信息科学, 2016, 32(5): 29-36, 127.
- [13] XIE Z W, WANG H J, ZHANG B, et al. Urban Expansion Cellular Automata Model Based on Multi-Structures Convolutional Neural Networks [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2020, 49(3): 375.
- [14] WANG S M, LUO Y M, LI X, et al. Downscaling Land Surface Temperature Based on Non-Linear Geographically Weighted Regressive Model over Urban Areas [J]. Remote Sensing, 2021, 13(8): 1580.
- [15] FENG Y J, TONG X H. Incorporation of Spatial Heterogeneity-Weighted Neighborhood into Cellular Automata for Dynamic Urban Growth Simulation [J]. GIScience & Remote Sensing, 2019, 56(7): 1024-1045.
- [16] LIU X P, OU J P, CHEN Y M, et al. Scenario Simulation of Urban Energy-Related CO₂ Emissions by Coupling the Socioeconomic Factors and Spatial Structures [J]. Applied Energy, 2019, 238: 1163-1178.
- [17] WANG R, FENG Y J, WEI Y L, et al. A Comparison of Proximity and Accessibility Drivers in Simulating Dynamic Urban Growth [J]. Transactions in GIS, 2021, 25(2): 923-947.
- [18] SULTAIRE S M, HUMPHREYS J M, ZUCKERBERG B, et al. Spatial Variation in Bioclimatic Relationships for a Snow-Adapted Species along a Discontinuous Southern Range Boundary [J]. Journal of Biogeography, 2022, 49(1): 66-78.
- [19] HUANG M, WANG Z C, PAN X H, et al. Delimiting China's Urban Growth Boundaries under Localized Shared Socioeconomic Pathways and Various Urban Expansion Modes [J]. Earth's Future, 2022, 10(6): e2021EF002572.
- [20] HUANG Z W, LI S Y, PENG Y H, et al. Spatial Non-Stationarity of Influencing Factors of China's County Economic Development Base on a Multiscale Geographically Weighted Regression Model [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2023, 12(3): 109.
- [21] LIU M H, LIAO X L, CHEN C. Urbanization Process: A Simulation Method of Urban Expansion Based on RF-SNSC-NN-CA Model [J]. Applied Sciences, 2023, 13(11): 6615.
- [22] GUO S N, LIN Y F, WAN H Y, et al. Learning Dynamics and Heterogeneity of Spatial-Temporal Graph Data for Traffic Forecasting [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2022, 34(11): 5415-5428.
- [23] 刘彦随, 杨忍. 中国县域城镇化的空间特征与形成机理 [J]. 地理学报, 2012, 67(8): 1011-1020.
- [24] YANG J, HUANG X. The 30 m Annual Land Cover Dataset and Its Dynamics in China from 1990 to 2019 [J]. Earth System Science Data, 2021, 13(8): 3907-3925.
- [25] CHEN P F, ZHAO R Z, HE T J, et al. A Novel Bearing Fault Diagnosis Method Based Joint Attention Adversarial Domain Adaptation [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 237: 109345.
- [26] YAN C, FAN X S, FAN J L, et al. Improved U-Net Remote Sensing Classification Algorithm Based on Multi-Feature Fusion Perception [J]. Remote Sensing, 2022, 14: 1118.
- [27] WANG J K, LV P Q, WANG H Y, et al. SAR-U-Net: Squeeze-and-Excitation Block and Atrous Spatial Pyramid Pooling Based Residual U-Net for Automatic Liver Segmentation in Computed Tomography [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2021, 208: 106268.
- [28] 杨国清, 刘耀林, 吴志峰. 基于 CA-Markov 模型的土地利用格局变化研究 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2007, 32(5): 414-418.
- [29] 谢志文, 王海军, 张彬, 等. 城市扩展元胞自动机多结构卷积神经网络模型 [J]. 测绘学报, 2020, 49(3): 375-385.
- [30] 袁敏. 不同尺度下的土地利用变化模拟研究——以三峡库区为例 [D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2018.