分类号 _____ 密 级 _____

U D C _____ 编 号 10486

武漢大學

硕 士 专 业 学 位 论 文

基于 CNN-MOGA 自校正 CA 模型的土地利用变化模拟

研究生姓名 ：李沐春

学号 ：2020286190092

指导教师姓名、职称 ：王伟 教授

专业类别（领域） ：电子信息

二〇二二年五月

Land use change simulation based on CNN-MOGA and self-correcting CA model

By

Li, Muchun

Supervised by

Wang Wei

Wuhan University

May, 2022

论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的研究成果。除文中已经标明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者（签名）：李沐春

2022 年 6 月 1 日

武汉大学

摘要

21 世纪以来，中国社会经历了快速城镇化过程，并且仍处于城镇化加速发展阶段。城镇化进程总是伴随着土地利用的变化，元胞自动机（Cellular Automata，CA）耦合模型可以有效描述、评价和预测土地利用变化，因而受到国内外学者的广泛关注。目前，大多数基于 CA 的土地利用变化模拟研究在整个研究区域采用相同转换规则，忽略了土地利用变化时空异质性对模拟结果的影响，不能真实地捕捉当前的城市空间发展特征。此外，对模型校验的忽视，导致模拟精度不稳定，模型可靠性不足，极大的限制了模型在实际生产中的应用。

针对上述问题，本文提出一种耦合卷积网络与多目标遗传算法的自校正元胞自动机模型（CNN-MOGA）。首先，针对时空异质性描述不足，本文基于历史土地利用动态度分析进行空间区域划分；随后，采用卷积网络对各研究子区域（主城区和远城区）土地利用变化的主要驱动力和土地利用的适宜性进行分析，并生成适宜性图集作为后续 CA 模型转换规则构建的基础；最后，围绕用地邻域效应，采用景观级和栅格级的多维评估指标，通过多目标遗传算法 NSGA II 对 CA 转换规则进行自动校正。基于此，本文以武汉市 11 个行政区为研究区域，基于 2005~2020 年的历史土地利用分类数据和驱动因素数据（如 GDP、人口、交通可达性等），对武汉市 2015 年土地利用变化进行模拟，并对结果进行了检验和分析。

研究结果表明：（1）2005~2015 年武汉市内部土地利用变化呈现明显的时空分异特征：远城区的土地利用变化呈现初始土地利用程度偏低-平稳增长-空间集聚的特征，主城区则呈现初始土地利用程度较高-空间离散的特征；（2）基于 SHAP 对卷积网络适宜性训练结果进行可解释分析，探究土地利用变化的驱动力，可以看出人口和 GDP 为主的社会经济因素及以高程和坡度为主的自然地理因素，对土地利用类型的空间分布起主导作用；（3）武汉市 2015 年土地利用模拟结果表明，本文提出的 CNN-MOGA 模型在栅格级准确度方面，相比参考模型（Future Land Use Simulation，FLUS）有所提高，Kappa 和 FoM 精度分别提高 12.67%和 53.84%。（4）邻域效应研究表明，在所有校正方案中，耕地和建设用地的邻域效应具有明显差异性，并非严格遵循“距离衰减”规律。

本研究提出的 CNN-MOGA 模型可适用于多情景多尺度的土地利用变化模拟，为制定城市土地利用规划，实现区域土地资源协调和生态可持续发展提供了新的方法。

关键词：土地利用变化；元胞自动机；卷积网络；多目标遗传；自动校正

Abstract

Since the 21st century, Chinese society has experienced rapid urbanization and is still in the stage of accelerated urbanization. The process of urbanization is always accompanied by changes in land use. The cellular automata (CA) coupled model can effectively describe, evaluate and predict land use changes, so it has received extensive attention from scholars at home and abroad. At present, most studies use the same conversion rules in the entire study area, ignoring the influence of the spatial and temporal heterogeneity of land use change on the simulation results, and cannot truly capture the current urban spatial development characteristics. In addition, the neglect of model verification leads to unstable simulation accuracy and insufficient model reliability, which greatly limits the application of the model in actual production.

Aiming at the above problems, this paper proposes a self-correcting cellular automata model (CNN-MOGA) coupled with convolutional network and multi-objective genetic algorithm. First, in view of the insufficient description of spatiotemporal heterogeneity, this paper divides the space based on the dynamic degree analysis of historical land use; then, the main driving force and land use change of each sub-region (main urban area and remote urban area) are analyzed by convolutional network. The suitability of the utilization is analyzed, and a suitability atlas is generated as the basis for the construction of subsequent CA model conversion rules; finally, around the land use neighborhood effect, landscape-level and grid-level multi-dimensional evaluation indicators are used, and the multi-objective genetic algorithm NSGA II is used. Automatic correction of CA conversion rules. Based on this, this paper takes 11 administrative districts of Wuhan as the research area, based on the historical land use classification data and driving factor data (such as GDP, population, traffic accessibility, etc.) Simulations were carried out, and the results were tested and analyzed.

The research results show that: (1) From 2005 to 2015, the land use change in Wuhan City showed obvious temporal and spatial differentiation characteristics: the land use change in the far urban area showed the characteristics of low initial land use degree-stable growth-spatial agglomeration, and the main urban area was It presents the characteristics of high initial land use degree and spatial dispersion; (2) Based on SHAP, the interpretable analysis of the convolutional network suitability training results is carried out to explore the driving force of land use change, and it can be seen

that the population and GDP-based social economy The spatial distribution of each land use type plays a leading role; (3) The land use simulation results of Wuhan City in 2015 show that the CNN-MOGA model proposed in this paper is accurate at the grid level. In terms of degree, compared with the reference model (Future Land Use Simulation , FLUS), the accuracy of Kappa and FoM are improved by 12.67% and 53.84%, respectively. (4) Neighborhood effect research shows that in all correction schemes, the neighborhood effects of cultivated land and construction land are significantly different, and they do not strictly follow the "distance decay" law.

The CNN-MOGA model proposed in this study can be applied to multi-scenario and multi-scale land use change simulation, and provides a new method for formulating urban land use planning and realizing regional land resource coordination and ecological sustainable development.

Keyword: Landuse change; Cellular Automata; Convolutional Neural Network; Multi-objective Genetics; Automatic Correction

目录

摘　要 I
Abstract II
第 1 章 绪论 1
1.1 研究背景和意义 1
1.2 国内外研究进展 2
1.2.1 土地利用/土地覆盖驱动机制研究进展 2
1.2.2 土地利用/土地覆盖变化模拟研究进展 3
1.2.3 土地利用/土地覆盖变化模型校正研究进展 5
1.3 研究内容与技术路线 6
1.3.1 研究内容 6
1.3.2 技术路线 7
1.4 论文组织结构 8
第 2 章 研究区概况与数据源 9
2.1 研究区概况 9
2.1.1 自然地理概况 9
2.1.2 社会经济概况 10
2.2 数据来源与预处理 11
2.2.1 土地利用数据预处理 11
2.2.2 驱动因素数据预处理 15
2.3 本章小结 17
第 3 章 耦合卷积网络与多目标遗传的自校正 CA 模型构建 18
3.1 基于元胞自动机的空间模拟 18
3.1.1 CA 模型基本原理 18
3.1.2 CA 模型转换规则 20
3.1.3 CA 模型局限性 21
3.2 基于卷积网络的 CA 转换规则构建 22
3.2.1 卷积网络基本原理 22
3.2.2 卷积网络构建 24
3.3 基于多目标遗传的 CA 转换规则校正 24

3.3.1 多目标遗传基本原理 24
3.3.2 多目标遗传模型构建 27
3.4 CNN-MOGA 耦合模型 31
3.5 本章小结 32
第 4 章 土地利用变化及驱动机制分析 33
4.1 武汉市土地利用变化分析 33
4.1.1 单一土地利用动态度 33
4.1.2 土地利用程度动态度 34
4.1.3 景观格局变化分析 37
4.2 武汉市土地利用变化驱动机制分析 38
4.2.1 驱动因素选取原则 39
4.2.2 驱动因素数据集构建 39
4.2.3 基于卷积网络驱动机制分析 40
4.3 本章小结 45
第 5 章 CNN-MOGA 自校正 CA 模型的实现.....46
5.1 模型总体架构 46
5.2 模型实现 47
5.2.1 自校正算法设计 47
5.2.2 代码实现 47
5.3 模拟结果 49
5.3.1 未校正方案模拟结果 49
5.3.2 校正方案模拟结果 51
5.3.3 武汉市土地利用变化模拟结果分析 52
5.4 武汉市土地利用变化邻域效应分析 53
5.5 本章小结 60
第 6 章 结论与展望 61
6.1 结论 61
6.2 创新点 62
6.3 展望 62
代码实现.....64
参考文献.....68

在读期间科研成果 72
致谢.....73

武汉大学

第1章 绪论

1.1 研究背景和意义

土地利用/覆盖变化（Land-Use/ Cover Change，LUCC）是人类活动从局域、城镇乃至全球不同时空尺度上，对土地利用施加影响的显著表征形式[1]，是全球环境变化和可持续发展研究不可分割的一部分[2–4]。近几十年来，伴随着人类活动的加剧，城市土地利用格局也在发生着剧烈的变化。城镇化作为土地利用变化最典型的形式之一，呈现出的建设用地范围扩张正在全球各地以空前未有的规模和速度发生[5]。城镇化带给人类利益的同时，也导致了诸如生态破坏、资源浪费、气候异常和粮食安全等社会和生态问题，引发政府决策者和国内外学者的广泛关注[6–8]。

20 世纪 90 年代以来，中国社会经历了前所未有的快速城镇化过程[9]。中国城镇化率在 1949 年只有 10%左右，而在 1978 年至 2020 年间，中国城镇化率已从 17.92%大幅提升至 63.89%，年平均增长率高达 10.69%[10]。伴随着中国城镇化进程的不断加速，土地资源尤其是建设用地的短缺问题日益凸显。以武汉为代表的城市，经历了快速城镇化进程引发的一系列问题，如城市内部聚集、土地资源短缺、土地利用冲突加剧等。2014 年，国家针对当前城镇化的发展局势，在《国家新型城镇化规划》中提出了“新型城镇化”这一概念，标志着我国的城镇化发展进入崭新的阶段[11]。2016 年，国家在《国土资源“十三五”规划纲要》中要求，提高土地资源节约集约利用水平，严格核定各类城镇新增用地，有效管控新城新区和开发区无序扩张。新型城镇化战略背景下，粗放式的城镇化，开始向节能环保、集约高效、协调发展与人地和谐的新型城镇化转型[11]。因此，亟需融合社会经济和自然地理等多因素，构建土地利用变化模拟模型，深度揭示城市土地利用演变机制，精确模拟土地利用演变过程，探究城市未来土地利用变化的潜在路径，促进区域土地利用集约高效、资源合理利用和生态环境的可持续发展 [12,13]。

然而，现有土地利用变化模拟研究，主要采用统一的转换规则，未充分考虑土地利用变化时空异质性对模拟的影响，不能真实地捕捉城市空间发展特征；对模型校验的忽视，导致模型可靠性和拓展性不足，限制了模型在实际生产中的应用。鉴于当前研究的不足，本研究以土地利用变化模拟过程可解释，模拟结果可靠和模型可拓展为目标，构建了耦合卷积网络与多目标遗传算法的自校正元胞自动机模型。模型在充分挖掘城市土地利用变化驱动机制及邻域效应的前提下，模拟了研究区域的土地利用变化轨迹。本研究为土地利用变化研究提供新的技术方法，为探讨自然发展、生态保护等多情景下的未来城市发展轨迹，科学制定城市规划提供了理论依据。

1.2 国内外研究进展

1.2.1 土地利用/土地覆盖驱动机制研究进展

20 世纪 90 年代以来，“全球地圈与生物圈计划”(International Geo-Biosphere Program，IGBP)、“全球环境变化人文因素计划”(International Human Dimensions Programme ，IHDP)和“未来地球”等一系列跨区域跨学科的土地利用/土地覆盖变化研究的开展，标志着该研究不再局限于区域环境问题，而是成为具有全球影响的共性话题。土地利用变化驱动机制研究，旨在揭示土地利用变化的动力机制及作用机理，进而模拟及预测土地利用演变趋势[14]。土地利用变化驱动因素主要分为两大类：自然环境因素和社会经济因素。以坡度、地形、气候和降水[15,16]等为代表的自然环境因素是长时序土地利用变化研究不可或缺的一部分。影响 LUCC 的社会经济因素则主要包括人口增长、经济发展、交通可达性、政策规划[1]。现有研究表明，随着城镇化水平的持续提升，以交通可达性为代表的社会经济因素，对土地利用变化施加着远超自然环境因素的影响力[17]。如刘纪远等发现，21 世纪初 5 年，在国家区域发展战略及社会经济为主导的驱动因素影响下，中国土地利用表现出高强度且快速的变化特征[18]；韩会然等基于 1985-2010 年的三期北京市土地利用数据，进行土地利用空间格局的回归分析，发现交通因素、人口密度及城镇化水平对建设用地分布的影响最为明显[19]。Ke 等以武汉市为研究区域，发现耕地保护政策对耕地的迁移和建设用地的扩张起主导作用[20]。

具有不同时空尺度的驱动因素存在关联关系，导致了土地利用变化时空异质性的产生[21]，也为 LUCC 驱动机制分析增添了复杂性和不确定性[22]。在长时间尺度上，自然环境因素对土地利用变化的影响较为明显；而在短时间尺度上，由于人类活动对土地利用变化的影响日益凸显，社会经济因素逐渐成为土地利用变化的主要因素[23]。近年来，不少学者开始关注土地利用变化的时空异质性，尝试采用空间分区的方式对整个研究区域进行划分，进而探究不同子区域的土地利用变化模式。如刘纪远等将全国划分为东部、中部、西部和东北四大区域，基于土地利用转移矩阵揭示了 2010-2015 年中国土地利用变化的空间差异特征[24]；Liu 和 Tian 分析了中国 1700-2005 年三大用地类型：农田、森林和建设用地的时空变化特征，发现植被、土壤和气候的空间差异性，及经济发展的区域不均衡是土地利用变化时空异质性的主要来源[25]。

随着国家测绘遥感和计算机技术等学科的大力发展，探究城市土地利用变化过程的理论方法和技术手段日渐成熟，软硬件配套设施逐步完善。随着地理学计量理念的突破及智能算法的引入，土地利用变化驱动机制的研究突破了传统的实践经验为主导的定性方法，逐步走向模拟过程高效率、模拟结果高精度的定量化[26]。近年来，智能算法的引入为土地利用变化驱动机制研究提供了更高效的手段，

基于智能算法的 LUCC 驱动机制研究不断增多。例如，张大川等采用随机森林和元胞自动机，模拟了在东莞市 2000~2014 年土地利用动态变化[27]；Liu 采用人工神经网络描述了多驱动因素与单期土地利用间的非线性关联，与此同时耦合系统动力学与元胞自动机，构建了 FLUS 模型[28]；随后，Liang 等认为基于单期土地利用数据构建驱动机制时，限制了对土地利用变化动态性的表达，因此提取两期土地利用的变化部分进行驱动机制分析，并采用随机森林算法计算各驱动因素对用地扩张的贡献度[17]。

综上，顾及驱动因素的时空依赖特征和土地利用变化时空异质性，分析土地利用变化与自然地理和社会经济因素间的关联，是土地利用变化驱动机制研究的关键所在[29]。

1.2.2 土地利用/土地覆盖变化模拟研究进展

LUCC 模型是分析土地利用变化原因和轨迹，理解土地利用变化动力机制，支持土地利用空间规划和决策的重要方法与手段。LUCC 模型可用于厘清土地利用的变化速度和空间格局与多种驱动因素间的复杂关系，进而预测未来土地利用变化的潜在路径。现有的 LUCC 模型主要分为六大类：统计和机器学习模型、系统动力学模型（System Dynamics，SD）、经济模型、多主体模型（Agent-Based Modeling，ABM）、元胞自动机模型(Cellular Automaton，CA)及耦合模型[30]。单一 LUCC 模型均存在一定局限性，基于不同假设的模拟方式难以适用于所有场景，不能充分表达土地利用变化过程的复杂性。如统计和机器学习模型通过分析历史土地利用变化分析，建立土地利用变化与特定时空要素之间的关联。作为类似“黑盒”的模拟方式，这类方法存在过度拟合的风险，导致模型的拓展性和解释性不足；CA 模型是常用于时空过程建模的离散模型，由空间尺度、时间尺度、转换规则和元胞状态等要素构成。CA 模型基于土地利用变化时间平稳性与空间一致性假设，转换规则在模拟过程中通常固定不变，导致模型不能充分描述土地利用变化的时空差异特征。

表 1-1 展示了主要 LUCC 模型的适用场景及优缺点。

表 1-1 土地利用变化模型

模型	适用性	优势	缺陷
Markov 模型	土地政策平稳变化的城市和大尺度的短期土地利用变化模拟	①通过转移概率矩阵简化复杂的土地利用动态变化过程； ②模型简单且无后效性； ③模型可靠性可计算	①弱化土地利用变化的动态性，不适用于长期预测； ②数据量影响转移概率计算的可靠性

回归分析模型	适用于多尺度的土地利用变化模拟	详细变化过程未知时，基于历史模式的简单外推	①数据需求量大，且受到时空依赖性和异质性影响； ②迁移性差
机器学习	适用于多尺度的土地利用变化模拟	①数据整合性强； ②消除参数估计错误； ③从大量数据中学习和模仿复杂土地利用变化行为	①数据量较大时网络构建复杂且耗时； ②模型存在过拟合风险； ③模型结构及内部变量关联的不可解释
经济模型	适用于多尺度的政策引导下的土地利用变化模拟	直观描述市场机制中多因素之间复杂的交互和协同作用	①缺乏对地理空间等驱动因素的考虑，难以描述未反映价格机制的人类行为决策； ②有限程度考虑资源限制
SD 模型	长期战略性的多尺度土地利用变化分析	①描述系统内变量的复杂关联； ②较好刻画土地利用变化的过程	①系统结构复杂； ②系统内因子时滞效应； ③模型结构、参数及影响因子的设置专家依赖度较强
ABM 模型	适用小尺度的土地利用变化模拟	①基于多种智能体刻画影响土地利用变更的决策过程，灵活性强； ②易于将多学科理论方法和分散模型融合，提高了模型复杂性	①数据需求量大且模型构建复杂，易丢失细节； ②模型兼容扩展能力较差； ③模型结果难以分析和验证

近年来，土地利用变化模拟已不再拘泥于传统模型，向着耦合高分辨率数据、智能算法与地理过程的模型发展。结合不同的模型框架、理论方法进行优势互补，已成为当前 LUCC 模拟的必要形式。由于 CA 模型具有空间模拟能力，结构开放易于集成[31]，因此耦合 CA 的模拟模型成为 LUCC 模拟研究的主要形式[30]。国内外学者尝试从非空间统计、空间统计和智能算法三个角度对 CA 模型的主要构成元素（元胞、转换规则及邻域空间）进行耦合及优化，从而应对城市土地利用时空变化的复杂性、不确定性、自组织性等方面的挑战。

非空间统计是典型且常用的土地利用变化分析方法，如层次分析法、逻辑回归和主成分分析等[32]。这类方法在捕捉城市 LUCC 的复杂特征方面存在局限性。为描述城市土地利用变化的空间异质性，以空间聚类和地理加权回归等为代表的空间统计方法被融入到 CA 模型的构建过程中。如 Lei 等融合了空间误差模型与 CA，模拟郑州市城市扩张，阐明城市用地的空间自相关性的同时，有效减少了模拟结果中残差聚类的产生[33]；Ke 等采用基于 K-Means 空间聚类的分区转换规则与异步演化速率 CA 模型进行融合，在模拟城市扩张的过程取得了更优的模拟效果[34]；周丹和袁永博则耦合了地理加权回归和 CA 模型，模拟了建设用地扩张

的空间分异特征[35]。

然而，这些模型时空复杂度较大，尤其是高维数据的聚类分析，导致运算量大大增加，限制了其在真实场景中的应用。由于智能算法在解决非线性问题方面的优势，智能算法与 CA 耦合的 LUCC 模型不断增加。刘小平、黎夏和叶嘉安等国内学者开展了大量 CA 耦合模型研究，融合了神经网络、随机森林和卷积网络等智能算法[28]，打破了传统 CA 模型转换规则构建复杂的困境，精简了土地利用的动态模拟过程[36]；Qian 等采用了三维卷积网络提取邻域的时空依赖特征，并进一步挖掘了网络最佳时间步长与建成区增长速度的关联[37]；杨健鹏等则将循环神经网络融入了元胞自动机模型，对长时序的土地利用变化进行训练和模拟，面向多层次规划的土地利用变化具有较好的模拟效果[38]。

综上所述，单一的 LUCC 模型均存在一定局限性，不能充分描述土地利用变化过程的复杂性和动态性。因此，耦合多种模型进行优势互补成为当前 LUCC 模拟的必要形式，以应对城市土地利用时空变化的复杂性、不确定性、自组织性等方面的挑战。

1.2.3 土地利用/土地覆盖变化模型校正研究进展

LUCC 模型作为土地利用变化空间决策的重要工具，其模拟结果的可解释性和可靠性受到相关学者、从业人员和决策者的广泛关注。土地利用变化模型的校正是通过模型参数的初始设置，模型输出与真实值的比较，对模型的相关参数进行调优。通过校正，模型的可靠性和拓展性增强[39]。然而，模型校正的重要性却常常被忽略。一方面，由于土地利用变化具有路径依赖特征，LUCC 模型校正过程非常复杂[40]。另一方面，早期校正主要基于专家经验，导致模型在描述土地利用复杂性方面存在局限性，也难以满足空间决策对模拟结果客观性和可重复性等方面提出的要求[41,42]，从而阻碍了 LUCC 模型校正相关研究的发展。Jasper 等回顾了迄今为止的土地利用变化模拟研究，发现其中 33%的研究采用专家知识或手动校正的方式进行模型校正，而 18%的研究没有进行模型校正[43]。近年来，随着土地利用变化耦合模型逐渐增多，基于专家经验或手段校正的方式也越来越难以适用于高精度的 LUCC 耦合模型框架。因此，开展 LUCC 模型自动校正研究极为必要。

LUCC 模型的自动校正研究，通常以模拟精度为标准，因此很大程度上取决于以模拟精度评估指标的选择。现有 LUCC 模型校正研究，主要从土地利用变化模拟结果与真实数据，栅格一致性和景观一致性两个方面进行评估。因此，LUCC 模型的校正可以被看作是多目标优化问题。基于此，王海军等提出了一种基于生物物理学的 CA 参数集校正方法，提高了城市用地的模拟精度，并取得了与实际更为接近的城市空间布局[44]。杨青生和黎夏耦合遗传算法与元胞自动机模型，相

比基于逻辑回归校正的 CA 模型，土地利用变化模拟精度更优[45]。

目前，自校正算法被广泛应用于城市扩张模拟模型的校正，或是基于单一目标多地类的模型校正，忽视了算法用于多目标多地类复杂土地利用变化研究中的潜能。如，Blecic 等在参数校正时只考虑了栅格一致性，限制了 LUCC 模型在未来情景预测分析的泛化能力[46]。将景观指数纳入校正过程，有助于相关决策者探索土地利用发展战略的潜在影响[47]。García 等虽然同时使用了栅格一致性和景观一致性的评估指标，但在校正过程中将两者合并，从而无法深入探讨两者在模型校正中的关联[42]。此外，理论上栅格一致性较高时，景观一致性也应具有较好的模拟结果，然而 Li 通过权重系数进行位置和景观一致性的权衡时，却得到截然不同的实验结果[48]。因此，基于景观和栅格一致性的评估指标在土地利用变化模型校正过程中的关系，仍亟待深入挖掘和探讨。

1.3 研究内容与技术路线

1.3.1 研究内容

针对上述土地利用/覆盖模拟研究中的不足，本研究深入探讨了城市土地利用时空演化规律，揭示了社会经济和自然地理的多种土地利用变化驱动因素的关联，重点针对土地利用变化模拟模型的可解释性和拓展性，构建了耦合卷积网络与多目标遗传算法的自校正元胞自动机模型，即 CNN-MOGA 模型。该模型基于历史土地利用变化时空异质性分析，将整个研究区域划分为相对均质的子区域，并采用卷积网络分析土地利用空间分布与驱动因素的关联机制，从而构建元胞自动机转换规则，最后通过多目标遗传算法对模型转换规则进一步校正。该模型顾及时空异质性的同时，充分捕捉了土地利用变化受外在驱动力及内在用地间作用力影响下的时空演变特征，为城市土地利用变化模拟提供新的技术方法，同时也对城市发展和规划具有一定借鉴意义。

考虑到数据的易获取性，本文的研究对象拟确定为武汉市。主要研究内容从以下三个方面展开：

（1）基于时空异质性的研究区域空间划分

为探究土地利用变化时空异质性，基于历史土地利用数据，综合考虑土地利用动态度和景观格局，采用土地利用动态指数、景观格局指数等，分析区域的土地利用变化时空分异特征，从而将整个研究区域划分为相对均质的子区域，为后续土地利用变化模型的构建做准备。

（2）基于卷积网络的 CA 模型转换规则构建

为分析土地利用动态变化的驱动机制，构建土地利用变化模型转换规则，基于时空异质性分析获取的研究分区，利用自然地理和社会经济两方面的 12 种土地利用变化驱动因素和历史土地利用数据，采用卷积网络对各子区域进行土地利

用变化驱动机制的分析，从而获取 CA 模型转换规则中的土地利用适宜性概率。

（3）基于耦合多目标算法 CA 模型模拟及校正

为进一步优化 CA 模型转换规则，提高 CA 模型的拓展和泛化能力，同时探究土地利用动态变化受用地间相互作用力（即邻域效应）的影响，基于耦合卷积网络获取的 CA 转换规则，采用多目标遗传算法 NSGA II 对邻域效应参数进行校正。在此基础上，以 2005~2015 年武汉市的土地利用变化的动态模拟为例，对本研究提出的 CNN-MOGA 模型进行了实证研究，基于栅格一致性和景观一致性两个维度，对比分析模拟土地利用结果和真实土地利用变化的差异性，从而提出模型下一步的优化方向。

1.3.2 技术路线

本研究主要分为三个步骤：首先，从土地利用和景观格局动态度，定量分析土地利用变化时空异质性，构建研究分区；随后，采用卷积神经网络（Convolutional Neural Network， CNN），挖掘各子区域社会经济和自然地理驱动因素与土地利用变化的关联机制，初步构建元胞自动机(Cellular Automaton，CA)模型的转换规则；最后，通过多目标遗传算法（Multi-Objective Genetic Algorithm，MOGA），对 CA 转换规则的邻域效应进行校正，从而获取高精度、高可靠性和高拓展性的土地利用变化模拟模型。技术路线如图 1-1 所示。

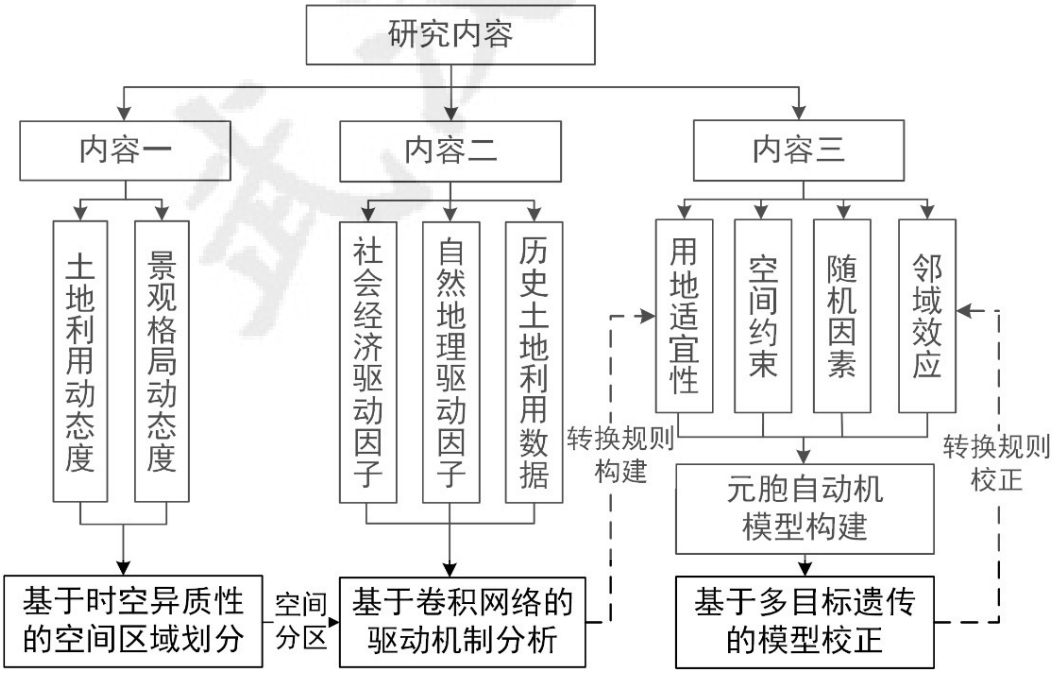

图 1-1 研究技术路线图

1.4 论文组织结构

本文共分六个章节，各章节具体的内容安排如下：

第一章 绪论：本章重点阐述了城市土地利用变化模拟的研究背景和意义。从土地利用变化驱动机制、模拟方法和校验三个角度，总结了相关研究的国内外现状，明确了现有土地利用变化模拟研究的不足；随后，重点阐述了本文的研究内容，并绘制技术路线图。

第二章 研究区概况与数据源：本章阐述研究区域概况和研究数据来源，从自然地理和社会经济两个方面具体介绍了本文的研究对象，在描述研究数据来源的基础上，对土地利用数据和驱动因素数据的预处理过程进行详细描述。

第三章 耦合卷积网络与多目标遗传的自校正 CA 模型构建：本章针对现有研究的不足，提出了 CNN-MOGA 模型，并重点阐述其构建过程。

第四章 土地利用变化及驱动机制分析：本章对研究区域 2005~2020 年土地利用动态度以及景观格局的动态变化展开分析，为建立土地利用变化动态模型提供数据支撑。此外，本章通过 SHAP 对土地利用变化建模中各驱动因素贡献度进行定量计算。同时，根据卷积网络生成各用地的适宜性地图，以此作为 CA 模型转换规则之一，为土地利用变化模拟研究做准备。

第五章 CNN-MOGA 自校正 CA 模型的实现：本章根据前面讨论的理论，建立了一个完整的 CNN-MOGA 自校正 CA 模型，并以武汉市土地利用变化为例，对该模型进行了实证研究。

第六章 结论与展望：本章对整个土地利用变化模拟模型的构建和实验进行总结，论述了现有模拟方案的不足，并指出后续的研究方向。

第2章 研究区概况与数据源

本章将阐述研究区域概况和研究数据来源，从自然地理和社会经济两个方面具体介绍了本文的研究区域。在描述研究数据来源的基础上，对土地利用数据和驱动因素数据的预处理过程进行详细阐释。

2.1 研究区概况

武汉(北纬 29°58′-31°22′，东经 113°41′-115°05′)作为湖北省省会城市，位于江汉平原东部，总面积 8549.09km^2。武汉市共有 13 个行政区划，本研究选取了其中的 11 个行政区域，包括江汉区、江岸区、硚口区、武昌区、洪山区、青山区、汉阳区七个主城区，及江夏区、蔡甸区、汉南区、东西湖区四个远城区。具体地理位置和行政区划分如图 2-1 所示。

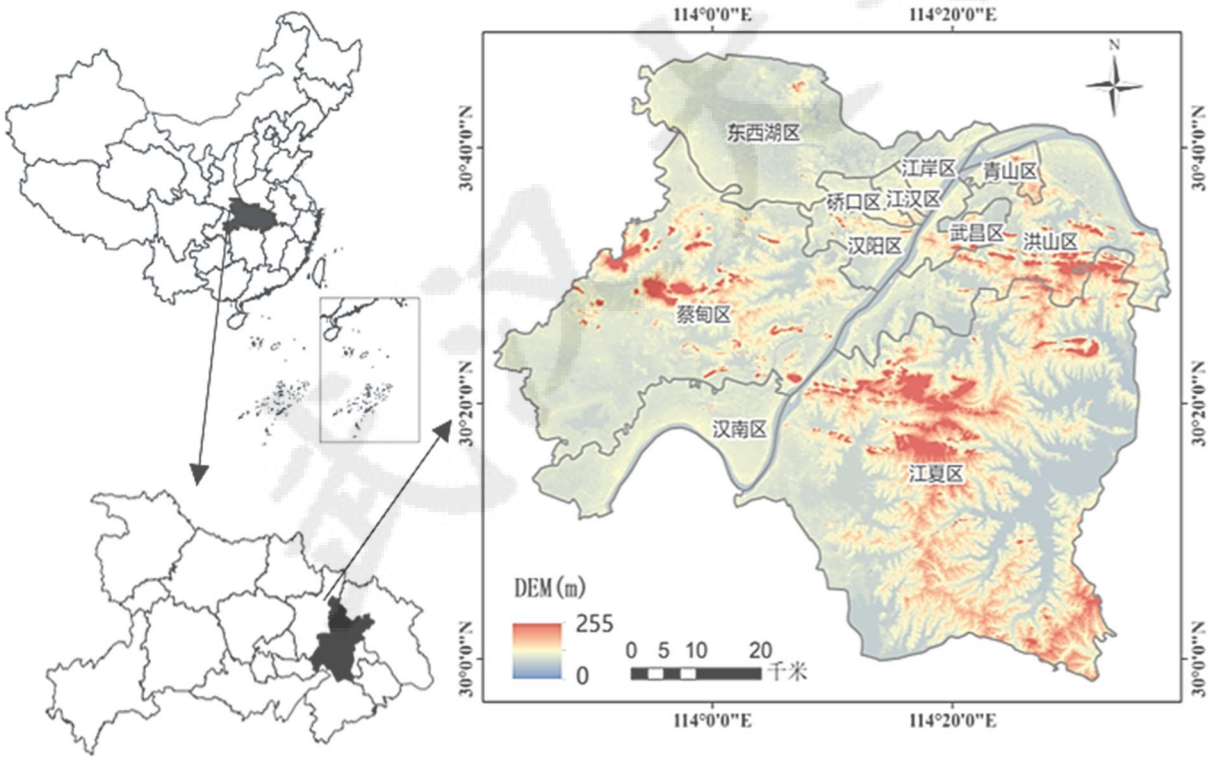

图 2-1 研究区域的位置和地形

2.1.1 自然地理概况

武汉市地貌，属鄂东南丘陵，经汉江平原东缘向大别山南麓低山丘陵过渡地区。中部平整，北面丘陵林立，南面多岗地。平整开阔的平原位于广大湖泊周围以及长江、汉江的两岸，约占武汉市总面积的 39.25%；垄岗平原多分布在丘陵向平原的过渡地带以及众多湖泊周边，约占武汉市总面积的 42.56%；丘陵约占武汉市总面积的 12.32%，低山则占武汉市总面积的 5.85%。

武汉市江河纵横，湖库密布，素有“百湖之城”的称号。全市水面面积2117.6km^2，约占武汉市总面积的25%。武汉市庞大的水网是以长江为主干构成，水面面积471.31km^2，水域蓝线总面积867.07 km^2，总容积27.07亿m^3。2020年，全市水资源总量115.42亿m^3，相比2019年增加283.3%，多年平均增加149.6%。由于围湖造田、填湖开发等项目的开展，武汉市水污染问题日益凸显，主要表现为汉江支流水质轻度污染，湖泊呈现富营养化趋势。近年来，国家先后印发《武汉市水污染防治行动计划工作方案（2016-2020年）》、《武汉市“四水共治”工作方案（2017-2021年）》、《武汉市水体提质攻坚行动工作方案》等多个文件，为促进武汉市水生态环境保护提供良好的支持和引导。2020年，按照《地表水环境质量标准》（GB3838-2002），武汉市主要河流和湖泊水环境质量明显改善，水质优良率达到90.9%，达标率72.7%。

2.1.2 社会经济概况

武汉是中国中部的经济地理中心，是“1+8”城市圈和长江经济带的核心，在中部崛起中具有举足轻重的战略地位。2020 年，武汉市实现地区生产总值15616.06亿元，比2019年下降4.7%。第一产业增值402.18亿元，第二产业增值5557.47亿元，第三产业结构由2019年的2.3:36.9:60.8调整为2.6:35.6:61.8，呈现最为明显的增加趋势，增值9656.41亿元。

2020年，武汉市户籍总人口916.19万人，但常住人口1244.77万人，人口密度达1453人/平方公里。其中，江岸区、江汉区、硚口区及武昌区人口密度均超过 12000 人/平方公里。在市政府交通运输建设的不断强化下，武汉交通枢纽建设取得全新进展。2020年，武汉市道路面积达13516.78万平方米，其中轨道交通线路长410公里，相比2019年增长5.7%。

“十三五”时期，武汉交通运输得到快速的发展。截至2021年，武汉市公路车辆达9588辆，客运量达58585.5万人次，轨道交通运营车辆2578辆，客运总量62059.4万人次。截止2020年，武汉市轨道交通线路总长度已达388.01公里，其中地铁达338.88公里，占比87.34%。武汉市城市道路总长度6758.39公里，道路面积13516。78万平方米。

2.2 数据来源与预处理

本文的研究数据主要包括三大类：武汉市历史土地利用数据，及影响土地利用变化的社会经济驱动因素数据和自然地理驱动因素数据。历史土地利用数据用于挖掘城市土地利用演化时空异质性，驱动因素数据用于分析土地利用变化的驱动机制，从而构建 CNN-MOGA 模型转换规则，以用于土地利用变化动态模拟。研究数据来源具体如表 2-1 所示。

表 2-1 研究数据来源

数据类型	数据名称	数据	分辨率	年份	数据来源
土地利用历史因素	土地利用数据	Land_use	30m	2005-2020	http://irsip.whu.edu.cn/resources/CLCD.php#
自然地理驱动因素	高程	Dem	30m	2005	NASA SRTM1 v3.0
	坡度	Slope			
	距离水体	Dist_wate			
	距离高速	Dist_highway	30m	2005	https://lbsyun.baidu.com/
社会经济驱动因素	距离铁路	Dist_railway	30m	2005	https://www.openstreetmap.org/
	距离主干道	Dist_arterial			
	距离一级道路	Dist_primary			
	距离二级道路	Dist_secondary			
	距离三级道路	Diat_teriary			
	距离政府	Dist_gov	30m	2005	https://lbsyun.baidu.com/
	人口	Pop	100m	2005	http://www.geodoi.ac.cn/WebCn/Default.aspx
	GDP	Gdp			

2.2.1 土地利用数据预处理

本文选取了武汉大学遥感院黄昕&李家艺团队的中国 30 米年度土地覆盖数据集[49]。该数据集基于 Google Earth Engine 的 Landsat 数据，结合了随机森林分类器，并采用一种包含时空滤波和逻辑推理的后处理方法，提高了土地覆盖数据集的时空一致性。该数据集基于 5463 个目视解译样本进行检验，总体准确率达 80%，其中耕地和建设用地的平均分类精度均在 85%以上，其他用地的平均分类精度均在 75%以上。

由于本文着重阐述如何构建耦合卷积网络与多目标遗传的自校正 CA 模型，而非用地间的转换规律，因此对 9 分类的土地覆盖数据集重分类为耕地、林地、草地、水体、建设用地及未利用地。本文按照《地理国情普查内容与指标 GDPJ01-2013》的相关规范，将武汉市 2005~2020 年的土地利用数据重分类为：耕地编码为 1；林地编码为 2；灌木和草地合为草地，编码为 3；水体编码为 4；不透水面

为建设用地，编码为 5；雪地、冰面、湿地和裸地合为未利用地，编码为 6。

2005~2020 年武汉市土地利用情况，如图 2-2 所示。

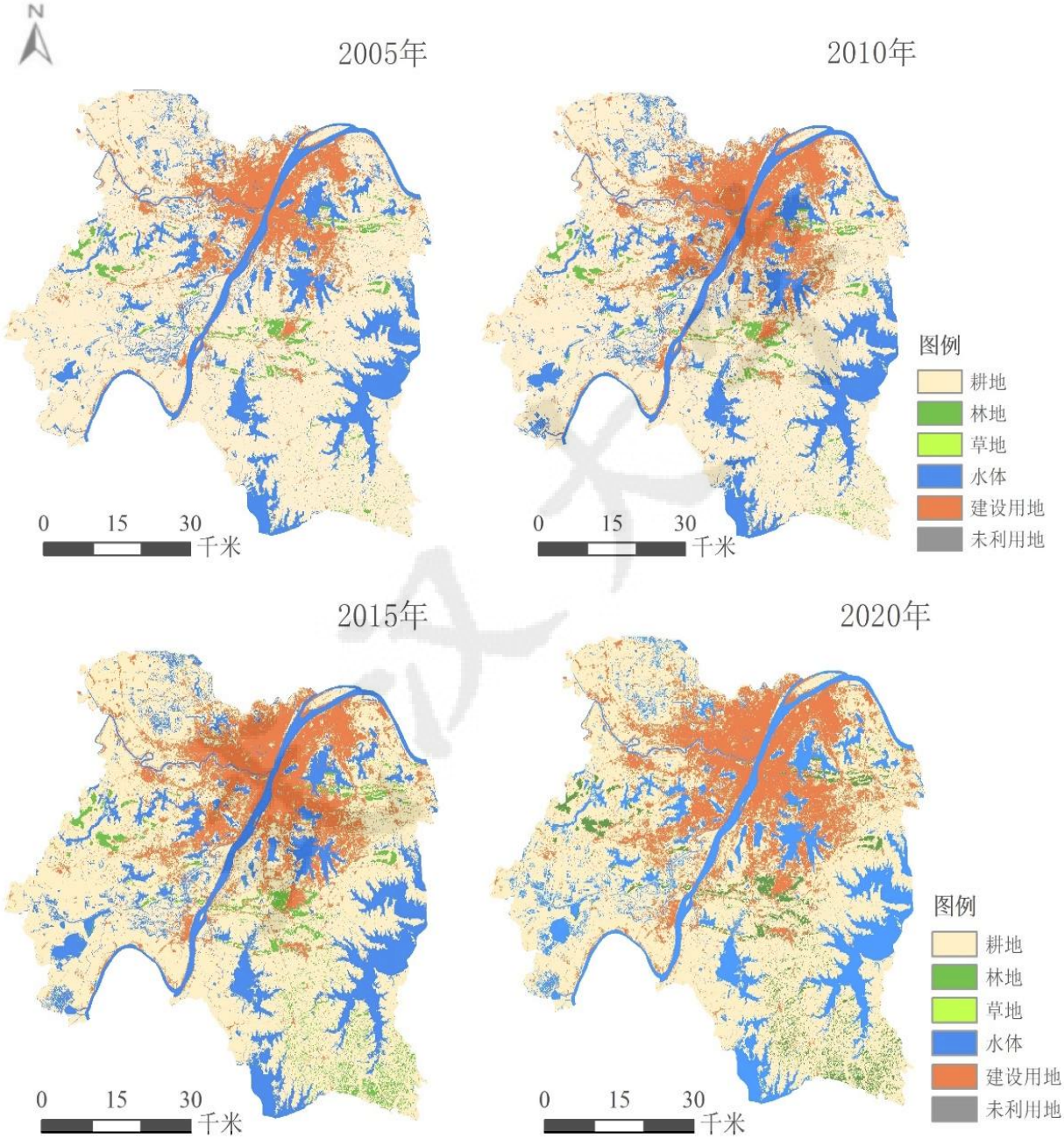

图 2-2 武汉市 2005 年~2020 年土地利用数据

综合考虑研究目标及模型运行效率，本文选取了 $100m \times 100m$的分辨率作为土地利用变化模拟的基础。地块通常是多种土地利用类型的混合体，具有多种功能，具体表现为空间上的各用地具有不同覆盖比例。在降低空间分辨率的同时，为保留高分辨率土地利用的空间分布特征，本文采用混合用地作为卷积网络适宜性训练的基础。混合用地的状态由一系列土地利用成分(即土地利用类型的覆盖比例)组成的，具体如图 2-3 所示。

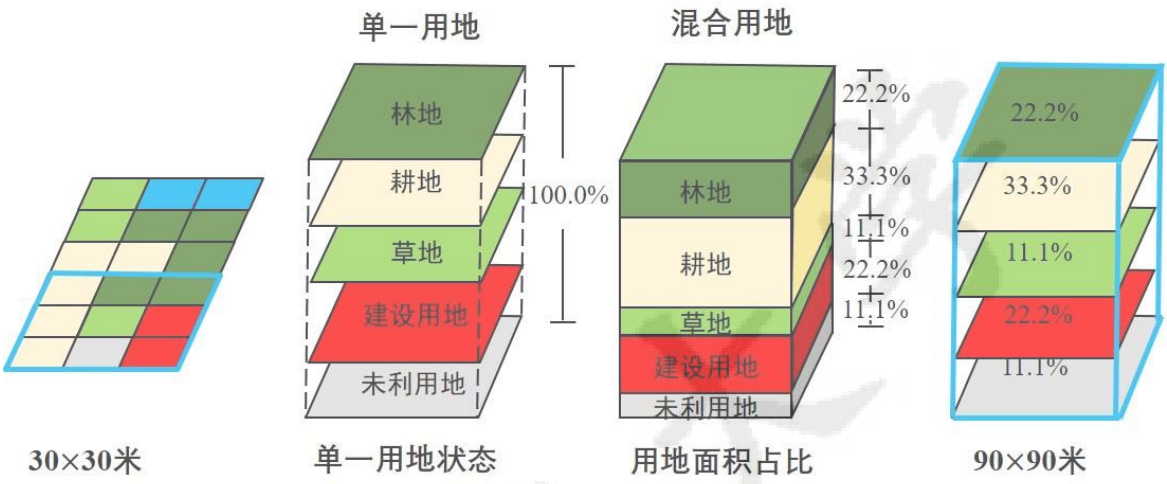

图 2-3 混合用地示意图

如图 2-3 所示，当 $30m \times 30m$分辨率的土地利用数据向$90m \times 90m$分辨率数据进行转换时，计算 3×3邻域空间各用地的占比。其中林地和建设用地分别占两个栅格，即 22.2%，耕地占三个栅格，即 33.3%，草地和未利用地分别占 11.1%。将获取的数据分别保存为邻域空间对应的低分辨率栅格状态。因此，转换后土地利用数据，为包含N种用地类型的N波段低分辨率数据集。相比 ArcGIS 就近采样的降分辨率方法，保留了邻域空间的优势用地，以及各用地的空间集聚特征。

对土地利用数据进行混合用地预处理时，首先基于 $30m \times 30m$的原始高分辨率土地利用数据，构建 $100m \times 100m$的渔网。随后，通过 ArcGIS 的分区统计工具，计算 $100m \times 100m$渔网空间中，各用地面积占渔网面积的比例，从而将高分辨率土地利用数据的空间分布特征聚合到低分辨率网格中，有效的防止了高分辨率数据信息的全部丢失。最后，得到一个包含混合用地信息的 $100m \times 100m$分辨率土地利用数据。

土地利用数据基于混合用地的预处理结果如图 2-4 所示。

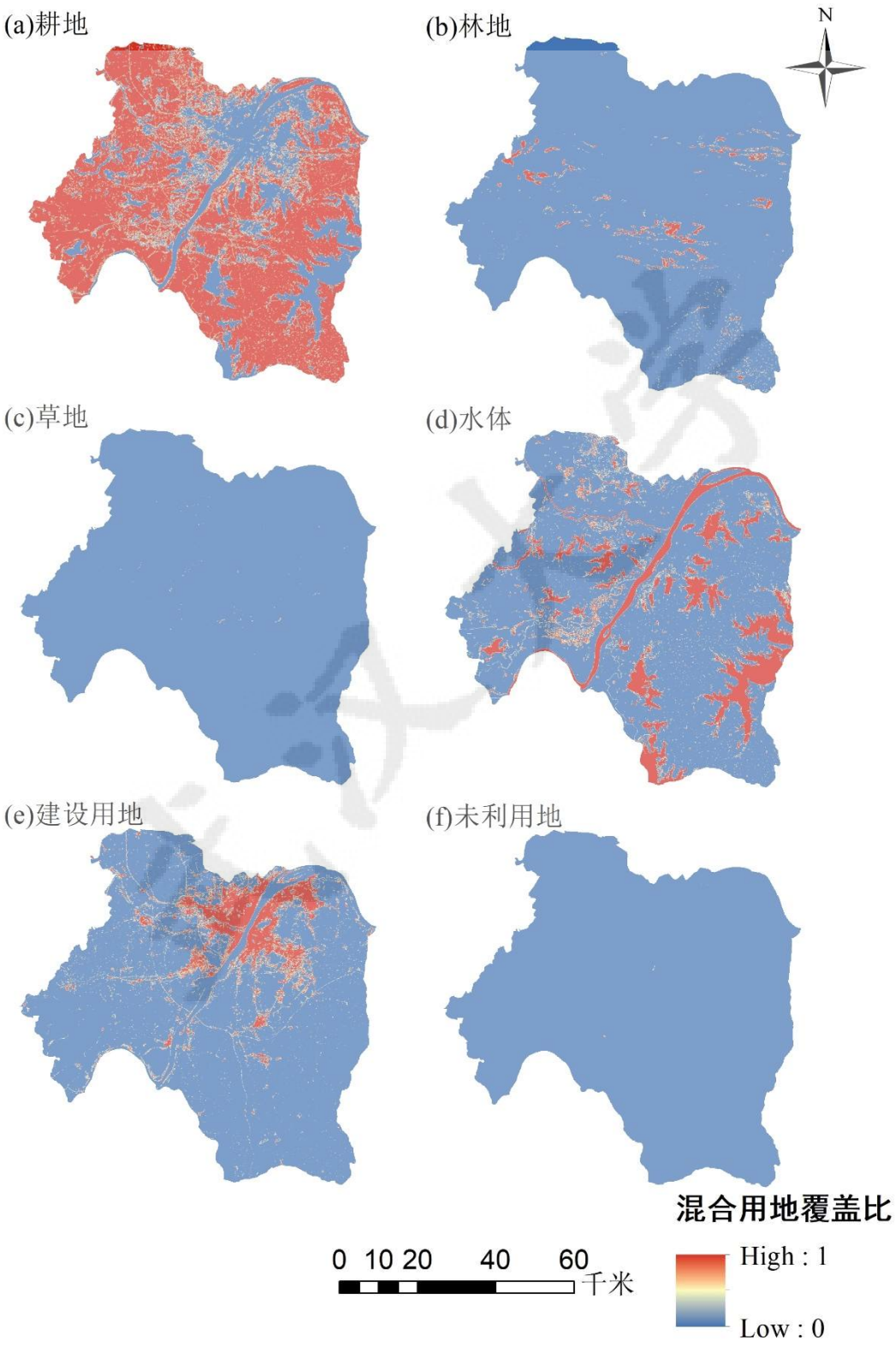

图 2-4 混合用地预处理结果

2.2.2 驱动因素数据预处理

土地利用变化是多种驱动因素共同影响的结果，对土地利用驱动机制的分析有助于加深对区域土地利用变化时空异质性的理解，也是土地利用变化模拟研究的必要组成部分。在构建土地利用变化驱动机制研究的数据集时，应遵循驱动因素易获取性、全面性、时空信息一致性及可定量化的原则，综合考虑各因素的影响，以求全面分析武汉市土地利用变化的驱动力。

在文献调研的基础上，综合考虑武汉市城市发展的实际情况，本文选取了自然地理和社会经济两个方面的 12 种驱动因素。自然地理驱动因素选取高程、坡度和距离水体，作为影响研究区域土地利用变化的基础地形要素，社会经济因素选取了交通要素、区域兴趣点、人口和 GDP 四个方面的 9 种驱动因素。交通要素是评估空间相互作用强度与广度的重要维度，而可达性作为交通系统的主要产品，直接决定了各区域的区位优势，因而与经济发展水平、社会福祉与生态环境密不可分。现有研究为了量化交通要素对土地利用变化的影响，普遍采用交通可达性的方式进行计算，如到公路的距离，到城市中心的距离和到河流的距离等。因此，本文选取了高速公路、主干道、一级道路、二级道路、三级道路和铁路 6 种路网数据，用于构建土地利用变化社会经济驱动因素的交通可达性数据集。此外，本文选取距离政府的区域兴趣点数据，以描述政策规划对土地利用变化的影响。

综合考虑研究目标及模型运行效率，本文选取了 $100m \times 100m$的空间分辨率作为研究的基础。本文通过软件 ArcGIS 对原始 $30m \times 30m$分辨率的驱动数据集进行重采样，并对结果进行了归一化处理，其数学形式如 Eq.(2-1)所示：

$$d' = (d - d_{min})/(d_{max} - d_{min}) \tag{2-1}$$

d'代表归一化后的交通可达性，d为当前元胞距离上述要素的欧式距离，d_{min}和d_{max}分别为最大值和最小值。

所有驱动因素归一化处理后的可视化结果，如图 2-5 所示。

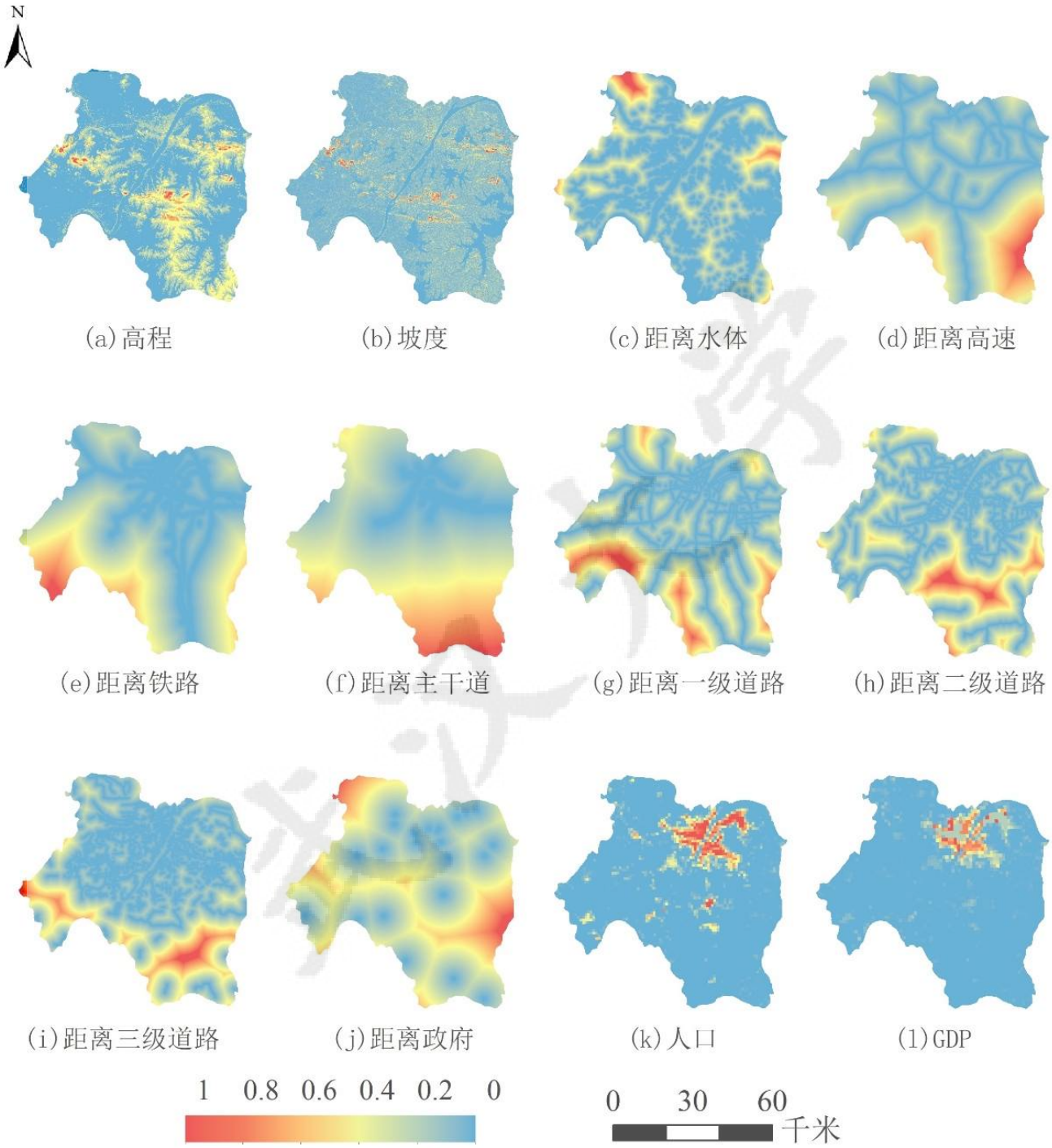

图 2-5 武汉市土地利用变化驱动因素

2.3 本章小结

本章主要介绍了研究区域，实验数据来源及预处理过程。首先，介绍了武汉市近十几年的社会经济发展及自然地理环境状况。随后，重点阐述了本研究选取的城市土地利用变化驱动因素：基于现有文献调研结果和武汉市区域发展情况，选取了社会经济和自然地理条件两个方面的 12 种驱动因素，构建了武汉市土地利用变化驱动机制研究数据集。此外，综合考虑研究目标及模型运行效率，对原始土地利用数据进行混合用地计算，并对原始驱动因素数据进行重采样和归一化处理。

武汉大学

第3章 耦合卷积网络与多目标遗传的自校正 CA 模型构建

元胞自动机模型是常用于时空过程建模的离散模型，在模拟和分析地理现象时空动态过程方面具有天然的优势。然而，当前大多数基于元胞自动机模型的土地利用变化研究中，时空异质性及模型校验往往被忽略，使得模型构建多采用统一的转换规则，限制了其对真实城市土地利用动态演变过程的模拟与表达，导致模型可解释性和拓展性不足。因此，本章提出了 CNN-MOGA 模型，并重点阐述其构建过程。CNN-MOGA 模型综合了元胞自动机模型的空间模拟能力，通过卷积网络引入受时空异质性影响的多种土地利用变化驱动因素，构建了模型的转换规则，并采用多目标遗传算法 NSGA II，对模型转换规则中的邻域效应进行校正。

3.1 基于元胞自动机的空间模拟

3.1.1 CA 模型基本原理

元胞自动机模型是常用于时空过程建模的离散模型，由空间尺度、时间尺度和状态等构成的复杂动力模型。元胞自动机模型包括五大关键元素：元胞空间、元胞及状态、空间邻域、转换规则和离散时间，如图 3-1 所示。

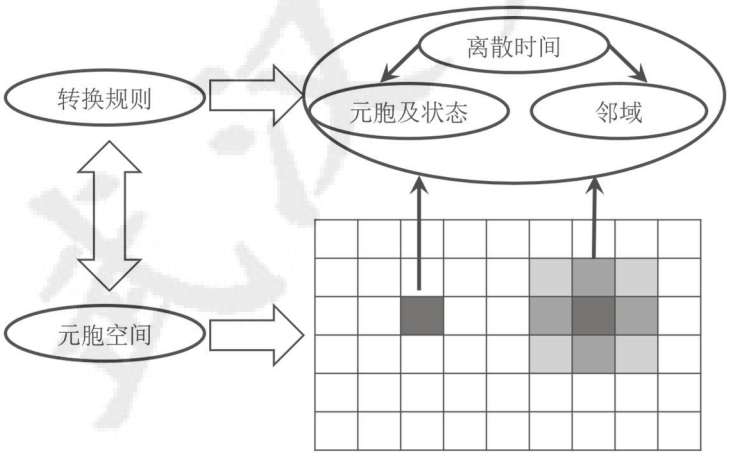

图 3-1 元胞自动机

标准元胞自动机可以表示为一个如 Eq.(3-1)所示的四元组：

$$A = (L_d, S, N, f) \tag{3-1}$$

式中：A代表一个元胞自动机系统；L_d为二维的元胞空间，下标d为 2、表示元胞空间的维数；S为元胞状态集合，在二维的元胞空间上离散分布；N表示以一个中心元胞为核心的邻域内所有元胞的状态组合，在本研究中为摩尔型邻域结构；f是转换规则，作为元胞自动机模型的核心，描述元胞从t到$t+1$，一个时间步长状态的改变。

（1）元胞、元胞状态及元胞空间

元胞是元胞自动机模型的基本构成单元，离散分布于空间网格上。元胞在理

论上并无固定的形状和大小，但为了降低模型构建的复杂度，当前研究普遍采用规则的三角形、正方向和正六边形等结构，其大小基于不同的研究主题而各不相同。在基于元胞自动机的土地利用变化模拟研究中，元胞现状通常为正方向，元胞大小通常与土地利用数据集的分辨率一致。元胞空间是基于一维、二维或多维欧几里得空间的元胞分布格局。元胞形状为长方形时，二维元胞空间上呈现均匀的网格结构，与栅格数据的表达方式基本一致，极大促进了元胞自动机模型用于土地利用变化研究。因此，在土地利用变化元胞自动机模型中，元胞空间不再是抽象的数学概念而是具有了现实意义，即笛卡尔坐标系下的地理研究区域。

（2）空间邻域

空间邻域用于描述围绕中心元胞一定邻域范围内，元胞间的相互作用力。空间邻域上的元胞基于某种规则，均匀地分布于中心元胞的四周，通过元胞间的相互作用力，影响着中心元胞状态的转移。在二维空间上，空间邻域的结构主要有冯诺依曼型、摩尔型和扩展摩尔型，如图 3-2 所示。本文选取摩尔型空间邻域，邻域半径为“1”的范围内，与中心元胞相邻接的包括：左上、上、右上、右、右下、下、左下、左，8 个元胞。当摩尔半径为 1 时，产生了3×3的摩尔邻域空间。

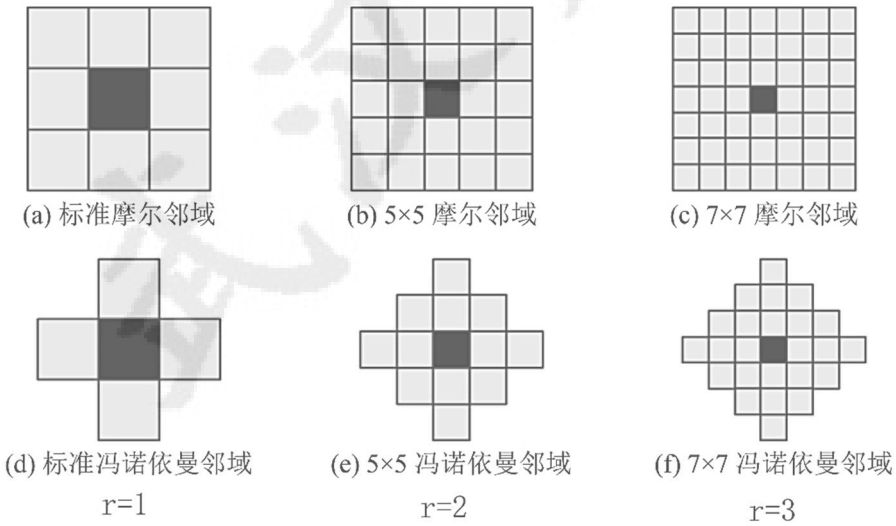

图 3-2 摩尔型和冯诺依曼型空间邻域示意图

（4）转换规则

转换规则作为元胞自动机的核心，描述了元胞受内在和外在因素影响，状态发生转换的动力机制，其数学形式如 Eq.(3-2)所示：

$$S_{t+1} = f(S_t, N) \tag{3-2}$$

式中：S_{t+1}和S_t分别代表$t+1$时刻和t时刻的元胞状态，具体表现为用地类型。f表示$t+1$时刻元胞状态的转换规律，由t时刻元胞状态和邻域空间共同决定；N表示一个邻域内所有元胞的状态集合。

（5）离散时间

元胞自动机的时间因素是离散的，具有高度不确定性，在模型构建过程中通常假设其为连续的等间距整数。因此，本文设置时间间隔为 1，元胞在初始T时刻的状态，影响$T+1$时刻的状态。

3.1.2 CA 模型转换规则

土地利用变化受邻域空间范围内，内部作用力和外部作用力的影响：外部作用力指多种土地利用变化驱动因素的协同作用，描述为用地适宜性；内部作用力指用地间的吸引或排斥作用，描述为邻域效应。本文在分析研究区域历史土地利用变化时空演变趋势的基础上，综合考虑了邻域范围用地适宜性、邻域效应以及随机因素的影响，其数学形式如 Eq.(3-3)所示：

$$TP_{i,j} = P_{i,j} \cdot N_{i,j} \cdot Z_{i,j} \cdot \gamma \qquad (3\text{-}3)$$

式中：$TP_{i,j}$代表用地类型i向用地类型j转换的概率；$P_{i,j}$为用地适宜性概率，即包含了自然地理（高程和坡度）及社会经济（交通可达性、人口和 GDP）因素；$N_{i,j}$为邻域效应；$Z_{i,j}$为空间约束；γ为随机因素。

（1）用地适宜性

土地利用变化适宜性概率，是土地利用发生概率的近似指标，通常基于自然地理和社会经济驱动因素进行计算。例如交通可达性（距离交通要素的距离）明显影响着建设用地的空间分布情况；坡度明显影响着林地和耕地的空间分布情况。由于土地利用变化具有非线性特征，如何提取多种驱动因素与用地空间分布适宜性的非线性关联以构建模型转换规则，是土地利用变化模拟研究的重中之重。近年来，人工智能算法在非线性计算方面的巨大潜力初步得到挖掘，神经网络、模糊系统、决策树、遗传算法等已经融入元胞自动机转化规则的构建过程中。因此，本文在综合考虑研究区内部土地利用演化时空差异性的基础上，通过卷积网络分区获取土地利用适宜性概率。

（2）邻域效应

土地利用状态的转换不仅受多种驱动因素的影响，用地间也存在着吸引或排斥作用。如当邻域内城市用地较多时，其他用地则更有可能向城市用地的转移，表现为城市用地对其他用地的吸引作用。基于此，Verbug 设计了一种描述邻域效应的富集指数，计算用地在邻域空间的占比与研究区该用地占比的比值[50]。然而，这种基于用地富集度的计算方式，忽略了距离因素的影响。第一地理定律提出土地利用邻域效应通常随着距离的增加而衰减。因此，本文采用多目标遗传算法对邻域效应相关参数进行了校正，探究邻域空间内各用地间作用力受距离因素的影响。

（3）空间约束

在土地利用变化模拟研究中，土地资源、空间结构和政策导向等多方面因素，

导致区域内部的土地利用发展不均衡。如，空间规划中的自然保护区、农业生产区、古文化遗址区等。为描述这种空间不均衡现象，需要对元胞空间进行合理的划分，其数学形式如 Eq.(3-4)所示：

$$Z_{i,j} = con(S_{i,j} = suitable) \tag{3-4}$$

式中，$Z_{i,j}$为空间约束，当$S_{i,j} = suitable$，即元胞位于一定约束空间内时，返回约束函数con对应的值。若第i行j列的元胞状态为耕地且位于农业生产区，该元胞返回值为 0，限制耕地向其他用地类型的转移。本文基于研究区域的土地利用变化现状，将水体设置为约束区域，从而限制了水体向其他用地的转移。

（4）随机因素

土地利用变化过程中，人为或自然的随机因素和偶然事件的影响也不可忽视，因而需要在元胞自动机模型中引入随机扰动，来描述这种不确定性。同时为了模拟用地间的竞争，本文引入了轮盘赌机制。在该方法中，各用地的选择概率和其适宜性概率成比例，适宜性概率越大，用地竞争力越强，用地被选作元胞下一时刻的转换状态的概率也越大。其数学形式如 Eq.(3-5)所示：

$$P(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{i=1}^{N} f(x_j)} \tag{3-5}$$

式中，x_i为元胞状态，即本研究中的用地类型，$P(x_i)$为元胞转换为x_i的概率，$f(x_i)$为状态x_i的适宜性概率，而$\sum_{i=1}^{N} f(x_j)$为累积概率。

3.1.3 CA 模型局限性

元胞自动机模型是常用于时空过程建模的离散模型，在模拟和分析地理现象时空动态过程方面具有天然的优势，但同时存在以下局限性：

（1）目前 CA 模型大多忽略土地利用变化时空异质性的影响，模拟构建过程采用统一的转换规则，不符合城市土地利用演变的客观规律，不适于的城市土地利用动态模拟研究。

（2）CA 模型对邻域空间用地间相互作用的描述不足。目前，现有研究普遍通过富集指数，描述土地利用变化受区域用地的集聚特征的影响，用地间吸引或排斥的作用力受距离因素的影响往往被忽略。

（3）现有研究对模型校正的忽视，导致模型可靠性和拓展性不足。土地利用变化模型的可靠性很大程度取决于模型模拟结果的准确性，因此通过校验提高模型对真实应用情景的表达能力十分关键。目前 CA 模型主要集中于对模拟结果的验证，对校正的忽视导致模型往往存在模拟精度不稳定的现象。且土地利用模型的校正和验证没有统一的标准，无法全面地对模型进行评估。

3.2 基于卷积网络的 CA 转换规则构建

3.2.1 卷积网络基本原理

随着计算机性能与人工智能技术的高速发展，智能算法在土地利用变化研究的比重逐渐增加。卷积网络作为一种经典的智能算法，以其优越的图像数据处理和分层特征提取能力而著称，被广泛应用于以计算机视觉为代表的各领域中。卷积网络以矩阵形式作为输入，通过卷积、池化和非线性激活函数映射等一系列操作将原始数据逐层抽象，输出标签化的特征形式，最后将特征映射到任务目标维度。卷积网络能够提取图像各像素的深层邻域特征信息，现有研究已充分证明了其用于土地利用变化模拟的优势[51]，因此本文通过卷积网络构建土地利用驱动机制，兼顾混合元胞，进行用地适宜性概率的训练。

（1）卷积层

卷积网络输入数据首先经过卷积层，通过卷积核学习输入变量的特征表示。卷积层由多个用于提取输入数据不同特征的卷积核组成，是卷积神经网络的核心。卷积网络的特征映射输出，需要通过卷积核进行卷积操作，经过非线性激活函数，得到特征提取输出。卷积网络模型通过多个卷积层，逐步解析图像不同维度的抽象特征，以获取更深层的特征表示。此外，卷积层通过权重共享机制减少了运算的参数数量，有效降低了网络计算的时间复杂度和空间复杂度。卷积层数学形式如 Eq.(3-6)所示：

$$\boldsymbol{x}_j^l = f\left(\sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{k}_j^l \times \boldsymbol{x}_i^{l-1} + \boldsymbol{b}_j^l\right) \tag{3-6}$$

式中$\boldsymbol{x}_i^{l-1}$，是作为第l层卷积层的第i维输入变量；$\boldsymbol{k}_j^l$和$\boldsymbol{b}_j^l$，分别是第l层卷积层中第j个卷积核组的权重向量和偏置项；$\boldsymbol{x}_j^l$，是第l层卷积层中第j个卷积核对应的输出变量；n是第l层卷积层输入变量的总维数；f为非线性激活函数。卷积层示意图如 3-3 所示。

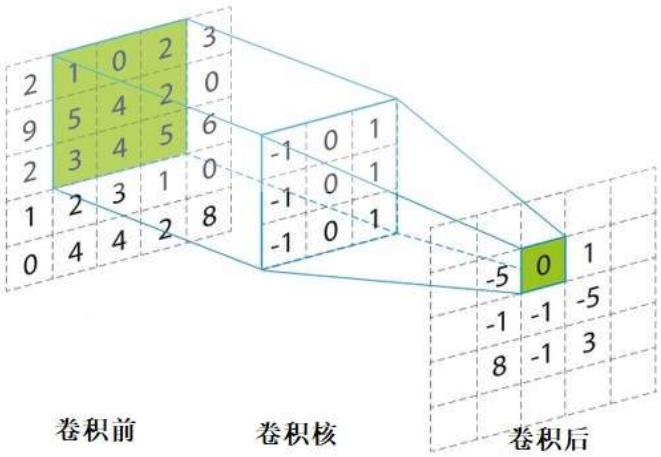

图 3-3 卷积层示意图

如图所示，卷积计算可以看作通过卷积核给元胞邻域赋予权重的过程，常用的卷积核初始化方式包括随机生成和基于拉普拉斯算子。然而基于这些方法获得的卷积网络虽然在数值上有较优的结果，但由于其“黑盒”的特性，很难将模拟结果与地理现象或规律相结合。

（2）池化层

卷积层操作完成后，参数量级虽然得到降低，但数据量仍然很大。池化层的工作主要是对卷积提取后的数据特征进行选择，根据信息量的不同筛选出符合要求的特征，从而剔除不重要特征，同时降低数据维度并避免过拟合。池化过程，其原理是对池化区域内的数据特征计算函数值，该函数值因参数的不同而有所差异。均值池化，将区域中所有元素的算术平均值作为输出；最大值池化，作为使用最为广泛的过滤函数，提取局域特征平面的最显著的特征值作为输出，适用于浅层特征的提取。池化层数学形式如 Eq.(3-7)所示：

$$\boldsymbol{x}_i^l = \boldsymbol{\beta}_i^l \times \mathrm{down}\left(\boldsymbol{x}_i^{l-1}\right) + \boldsymbol{b}_i^l \tag{3-7}$$

式中$\boldsymbol{x}_i^{l-1}$，是作为第l池化层的第i维输入变量；$\boldsymbol{\beta}_i^l$和$\boldsymbol{b}_i^l$，分别是第l池化层中第i维变量的乘法和加法偏置项；$\boldsymbol{x}_i^l$，第l池化层中第i维变量的输出变量；$down$为池化函数。

（3）全连接层

全连接层通常位于卷积网络的末尾，将前一层网络的所有输出变量进行连接。卷积网络通过逐层的特征提取和过滤，将原始输入数据的抽象表达输入到全连接层中，进行特征融合并形成与目标空间对应的一维特征向量。其数学形式如 Eq.(3-8)所示：

$$\boldsymbol{x}_j^l = f\left(\sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{k}_{j,i}^l \times \boldsymbol{x}_i^{l-1} + \boldsymbol{b}_j^l\right) \tag{3-8}$$

式中$\boldsymbol{x}_i^{l-1}$，是作为第l层全连接层的第i维神经元；$\boldsymbol{k}_{j,i}^l$是神经元i到神经元j的权重；$\boldsymbol{b}_j^l$，是神经元i到神经元j的偏置项；$\boldsymbol{x}_j^l$，是第l层卷积层中第j个卷积核对应的输出变量；n是全连接层输入神经元的总数；f为非线性激活函数。

（4）激活层

卷积网络通常在卷积层和全连接层后加一个非线性的激活函数，以模仿人类神经元的抑制行为，从而提高网络的图像识别能力。常见的激活函数包括：Sigmoid 激活函数、Tanh 激活函数和 Relu 激活函数。Sigmoid 作为使用范围最广的激活函数，将输出映射到（0，1）之间。本文兼顾混合元胞，在卷积网络适宜性训练过程中，将混合元胞的用地覆盖比作为卷积网络训练目标，因此采用 Sigmoid 作为全连接层采用的激活函数，其数学形式如 Eq.(3-9)所示：

$$\mathrm{sigmoid}\left(\boldsymbol{x}_j^l\right) = \frac{1}{1+e^{-x_j^l}} \tag{3-9}$$

式中，x_j^l对应激活层的输入，通过sigmoid函数能将输入数据压缩到 0~1 的范围内。

3.2.2 卷积网络构建

为获取 CA 模型转换规则的土地利用变化适宜性概率，本文参考 LetNet-5 构建了一个具有七层网络结构的卷积神经网络模型。模型以土地利用变化驱动因素作为输入，各用地覆盖比为输出，具体网络结构如图 3-4 所示。以研究区域土地利用分类图中每个像素为中心单元，从研究区域左上角开始选取 N 种驱动因素的中心单元及空间邻域的三维张量。结合 LetNet-5 模型，以及黎夏等对窗口大小敏感性的研究[36]，本文选取 33 个元胞作为卷积网络输入数据的高度和宽度，即 N×35×35 的元胞三维张量，N 为驱动因素的个数（N=12）。模型包括三层卷积层、一层池化层、两层全连接层。第一层由 $12\times 5\times 5$的卷积核组成，输出$12\times 29\times 29$的特征空间；第二层为 2×2 的池化层，输出$12\times 14\times 14$的特征空间；第三层构造 $16\times 5\times 5$的卷积核；第四层为 2×2的池化层，得到 $16\times 5\times 5$的特征空间；第五层为 $120\times 5\times 5$的卷积核；第六层为全连接层，包含 120 个神经元；第七层为包含 84 个神经元的连接层。最后采用 Sigmoid 激活函数，计算各用地的转换适宜性概率。卷积网络结构如图 3-4 所示。

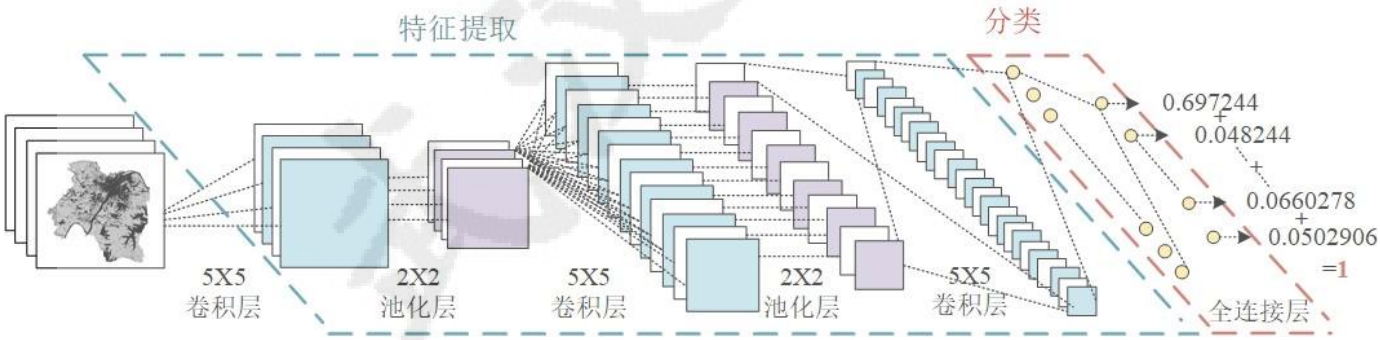

图 3-4 卷积网络结构

3.3 基于多目标遗传的 CA 转换规则校正

3.3.1 多目标遗传基本原理

多目标遗传算法源自模仿自然界中生物进化过程和机制，来求解多目标问题的较优解的启发式算法。多目标遗传算法基于研究目标的解集，构建一个初始种群，种群中的每个解（个体）被给定适应度值。在后续种群的选择、重组和变异过程中，适应度高的个体保留下来并组成新的种群。基于此，对种群中的解进行优胜劣汰，循环往复，直到获取达到终止目标的适应度最高的种群，即多目标函数的最优解集。遗传算法的优越性在于，可从一个种群出发，同时处理多个个体，从而降低了目标函数陷入局部最优的风险。同时，遗传算法基于个体适应度的筛

选方式，使多目标函数的优化问题不再受限于函数是否连续可微。近年来，遗传算法作为最成功的启发式算法，其求解复杂多目标优化问题的潜能，在各研究邻域都得到了充分的挖掘。在土地利用变化研究中，遗传算法也被证明具有挖掘 LUCC 模型转换规则参数集的能力[52]。多目标遗传算法结构如图 3-5 所示。

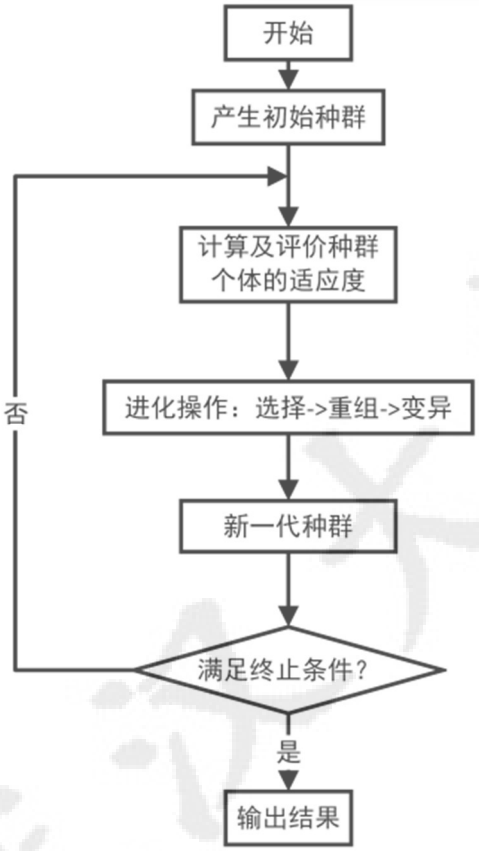

图 3-5 遗传算法结构

本研究采用由 Deb 等人在改进 NSGA 算法的基础上，提出的非支配排序遗传算法 NSGA II[53]。NSGA II 的核心在于快速非支配排序（降低帕累托排序时间复杂度）、拥挤度计算（保证种群的个体丰富度）和精英策略选择（保留父代和子代优秀个体）。该算法通过上述三种机制，改善了 NSGA 算法构造帕累托最优解时间复杂度过高，没有最优个体保留机制和共享参数的问题。

（1）快速非支配排序

快速非支配排序是在 Pareto 支配基础上提出的概念，其数学定义如下：

设$U = f(x_u) = (u_1, u_2, \cdots, u_n)$和$V = f(x_v) = (v_1, v_2, \cdots, v_n)$是目标空间中的两个解，称$U$支配$V$，当且仅当$u_i \leq v_i$且$\exists i \in (1,2,\cdots,n)$，使$u_i < v_i$。

由于种群个体间存在支配关系，解在目标空间上也呈现分级的现象，解的等级通过 Rank 值来描述。首先，将不能被其他解支配的解 Rank 值设为 0，并从解集中排除。在剩余解中，将不能被任何其余解支配的解集 Rank 值设为 1，并从解集中排除。循环往复，直到解集中所有解基于支配关系都赋予了 Rank 值。在

后续种群的迭代更新中，通过 Rank 值比较，得到帕累托前沿上的较优解。

（2）拥挤度计算

通过快速非支配排序，相同的 Rank 值可能包含多个解，如何对这些解的好坏进一步评估，则涉及到拥挤度的计算。拥挤度描述目标空间中解的分布情况，具体表示为解集的密度。拥挤度通过计算与单个解相邻的两个解，在每目标空间上的距离差之和来求取，如图 3-6 所示。其数学形式如 Eq.(3-10)所示：

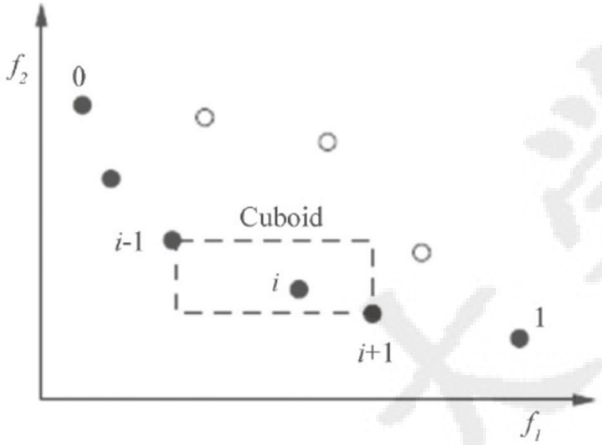

图 3-6 拥挤度计算示意图

$$D_i = \left(f_{i+1,1} - f_{i-1,1}\right) + \left(f_{i-1,2} - f_{i+1,2}\right) \tag{3-10}$$

式中，D_i为个体i的拥挤度；个体$i+1$和$i-1$为其解空间上的相邻个体；$f_{i+1,1}$和$f_{i+1,2}$为个体$i+1$在目标空间上的两个目标函数值，$f_{i-1,1}$和$f_{i-1,2}$则为个体$i-1$的两个目标函数值。当拥挤度较高时，解空间上个体的密度较大，则解的多样性则得不到保障。

（3）精英策略选择

传统多目标遗传算法通过重组和变异，产生新的个体以获取更化的目标解。重组，指群体中的父代个体通过交配将包含的遗传信息传递给子代，常见的重组算法包括：离散重组算法、实值重组算法、模拟二进制交叉和值互换重组。变异，则指个体的遗传信息发生改变，这种遗传信息的改变随着重组传递给新的子代。通过重组和变异，种群的多样性和丰富性得以保障，也有效防止了遗传算法陷入局部最优。在此基础上，NSGA II 算法进一步引入了精英策略，保留高适应度的优秀个体，淘汰低适应度的劣势个体，同时仍保留优秀的父代个体，最终将父代与子代的优秀个体混合生成新的种群。精英策略较好地保留了父代的优秀解，避免了多目标函数最优解的丢失，具体如图 3-7 所示。

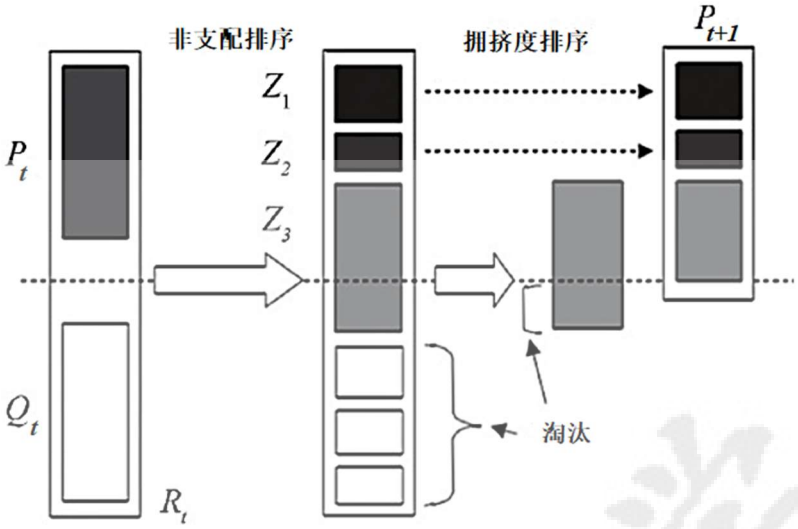

图 3-7 精英策略示意图

精英策略选择首先将父代种群P_t和子代种群Q_t合成种群R_t，为构成新的父代种群P_{t+1}，按照非支配排序从高到低，将种群R_t放入P_{t+1}中，直到 Rand=i层出现超出P_{t+1}种群规模的情况；为进一步筛选i层个体，依据拥挤度对该层个体进行从大到小的排序并继续填充，直至P_{t+1}达到种群规模。

NSGA II 相比传统多目标遗传算法，具有明显优势。首先，基于帕累托前沿的快速非支配排序，无需对不同的优化目标赋予权重，避免了主观选择导致最优解产生偏差。根据拥挤度筛选的解，保证了种群的多样性和丰富度，从而降低最优解陷入局部最优的可能性；精英保留策略，保留了父代的优势个体，增强了遗传算法的收敛性。因此，NSGA II 算法适用于土地利用变化模拟元胞自动机模型的转换规则参数校正。

3.3.2 多目标遗传模型构建

现有研究表明，未来土地利用状态的改变，主要受到当前其领域空间其他用地状态的影响。因此对 CA 模型转换规则领域效应的校正较为关键。邻域效应的校正主要涉及两个关键要素：邻域半径的大小及邻域过渡势。邻域半径决定元胞受邻近元胞影响的作用范围，直接决定元胞状态的改变。邻域半径由中心元胞在任何方向延伸的相邻元胞的数量决定；邻域过渡势，决定邻域空间用地间吸引或排斥作用力的强度。第一地理定律提出用地间作用力通常随着距离的增加而衰减，因此如何描述用地间作用力的强度与距离因素的关系是邻域过渡势的核心。

基于上述分析，本文构建基于多目标遗传 NSGA II 算法的邻域效应校正方式：首先，进行决策变量，即对邻域过渡势进行定量化描述，选择所需优化校正的参数。随后，通过构建目标函数集作为评估校正结果好坏的适应度指标。校正前，将各参数初始化为 1。校正过程，通过 NSGA II 算法进行参数调优，直至算

法满足终止条件。最后，由于 NSGA II 获得一组帕累托前沿上的较优解，为进一步筛选这些解，以获得满足研究目标的土地利用变化模拟结果，本文构建了多目标评价体系对目标解集进行综合评估。

（1）决策变量构建

本文为校正 CA 模型的邻域效应，基于 Eq.(3-11)对邻域过渡势进行计算，其数学形式如下所示：

$$N_{i,j} = \sum_{i' \in D(i)} w_{j,K(i'),d(i,i')} \tag{3-11}$$

式中，$N_{i,j}$为元胞i从当前用地类型向类型j转换的邻域过渡势，$D(i)$为以i为核心的空间邻域内所有细胞的集合，$K(i')$返回空间邻域内任一元胞i'的当前土地利用状态，$d(i,i')$为元胞i与i'之间的距离，$w_{j,K(i'),d(i,i')}$表示$K(i')$返回的土地使用类型对潜在土地利用转换类j的影响，两个元胞之间的距离为$d(i,i')$。最终，邻域过渡势，即邻域效应，等于邻域空间中距离中心元胞为d的其他元胞作用力的总和。

可以看出用地类型的个数、邻域空间范围直接影响着邻域效应计算的复杂度。随着 CA 模拟的反复迭代，模型时间复杂度和空间复杂度也进一步增大。如计算 5 元胞邻域的邻域效应，用地类型总数为 6，则存在$6 \times 6 \times 5 = 180$种权重值。因此，需要一个高效的优化算法，简化 CA 模拟邻域效应的校正过程。基于上述分析，为降低模型计算的时空复杂度，简化邻域效应的相关系数，本文采用如图 3-8 所示的高斯函数进行邻域效应参数校正，从而降低 NSGA II 决策变量构建的复杂度。

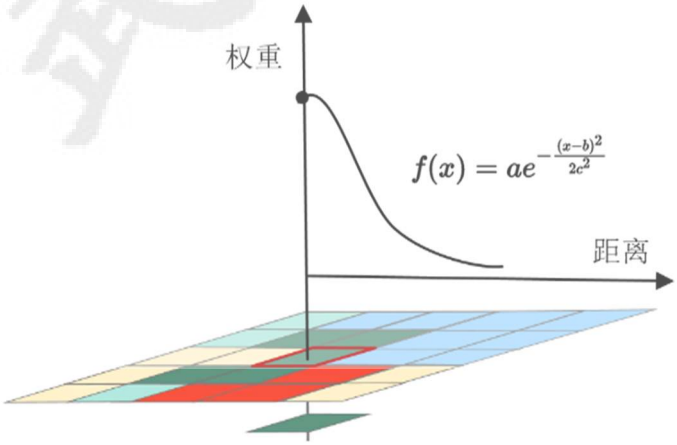

图 3-8 邻域效应参数化示意图

高斯函数用于描述以中心元胞为原点，摩尔型邻域不同半径范围内用地对中心元胞用地状态转换的影响。高斯函数在较短距离内变化最为明显，邻域用地间的相互吸引或排斥的作用力变化也最强烈。函数经过一个拐点变化趋势逐渐平缓，邻域作用力强度衰减速度也逐步减缓，直至超过一定距离后趋近于 0。其数学形

式如 Eq.(3-12)所示：

$$f(x) = ae^{-\frac{(x-b)^2}{2c^2}} \tag{3-12}$$

式中，a、b、c为需要在 NSGA II 中校正的参数，被分配给 36 种用地间的相互作用力，参数总数为$6 \times 6 \times 3 = 108$。因此，本研究通过高斯函数进行邻域过渡势线性拟合，将涉及的自校正邻域效应参数总数从 180 缩减至 108。

（2）目标函数构建

目标函数为 NSGA II 参数校正提供了方向。为评估邻域效应参数的好坏，本文综合考虑了模拟结果景观和栅格两个维度的准确性，参考已有研究选取了 Kappa[54]、FoM 指数[55]、最大斑块指数和边密度[56]作为评估指标[47]。

①栅格一致性

本文选取 Kappa 系数作为多目标遗传算法栅格一致性评估指标，其数学形式如 Eq.(3-13)所示：

$$Kappa = \frac{PO-PE}{1-PE} \tag{3-13}$$

式中，PO是模拟结果的一致性评估，即模拟土地利用变化与真实土地利用变化相一致的栅格比例，PE是分类一致性，即从模拟获得的分类与实际的用地分类的栅格一致性，其数学形式如 Eq.(3-14)所示：

$$PE = \sum_{i=1}^{m} \frac{a_i b_i}{n^2} \tag{3-14}$$

式中，为研究区域土地利用的总数，a_i为实际土地利用转换为i的元胞个数，b_i为模拟土地利用转换为i的元胞个数。最终，Kappa 系数分布于 0 到 1 之间，具体可以分为五组来表示不同级别的一致性，如表 3-1 所示。

表 3-1 Kappa 系数级别分类

0.00~0.20	0.21~0.40	0.41~0.60	0.61~0.80	0.81~1
稍微一致	一般一致	中等一致	高度一致	几乎完全一致

此外，为评估 CNN-MOGA 模型对于土地利用实际发生变化部分的模拟能力，本文还选取了 FoM 指数。该指数能够排除模拟起始年份与终止年份间没有发生改变的用地，突出模型对土地利用转换的捕捉能力，其数学形式如 Eq.(3-15)所示：

$$FoM = \frac{B}{A+B+C+D} \tag{3-15}$$

其中，A 表示与初始土地利用类型相比，在土地利用模拟结果中用地类型发生变化，但实际未发生变化的栅格数量；B 表示在土地利用模拟结果和实际土地利用类型均发生变化，且变化相一致的栅格数量；C 表示在模拟土地利用和实际土地利用均发生变化，但两者的用地变化不一致的栅格数量；D 表示模拟与实际

土地利用均未发生变化，但实际土地利用发生变化的栅格数量。FOM指数的变化范围为 0 到 1，数值越接近 1，则表明对变化区域的模拟精度越高。

②景观一致性

现有的景观指标主要被分为斑块级、地类级和景观级，然而在邻域效应校正过程中使用所有的景观评估指标是不必要和不现实的。首先，由于 CA 模型运行时，可能发生土地利用斑块的合并，也可能产生新的斑块，因此选择基于斑块数量的评估指标具有较大的不确定性。此外，本文排除了参数需要用户自定义的一系列指标，如核心区域指标和对比度量指标等。综上，本文最终选择了最大斑块指数、边缘密度作为模拟结果景观一致性的评估指标。

最大斑块指数(Largest Patch Index，LPI)，这是一种有效的优势用地度量指标。在景观生态学中，“斑块”是指与周围环境不同的相对均匀的区域(如被城市用地包围的草地)。LPI 计算了最大土地利用斑块占区域土地利用总面积的百分比。其数学形式如 Eq.(3-16)所示：

$$\mathrm{LPI} = max(a_i)/A \times 100 \tag{3-16}$$

边密度(Edge Density，ED)，度量研究区域各用地的边缘长度，量化不同地类交错带的动态演化特征，可用于推断土地利用变化的生态效应，其数学形式如 Eq.(3-17)所示：

$$\mathrm{ED} = \frac{\sum_{k=1}^{m} e_{ik}}{A} \times 10000 \tag{3-17}$$

在校正过程中，实际采用模拟土地利用景观指数与真实土地利用景观指数的差异，作为目标函数。

（3）多目标评价体系构建

基于 NSGA II 获得的帕累托前沿上包含着多个解，为了对这些基于多目标权衡的解进一步筛选，获得满足研究目标的土地利用变化模拟结果，本文采用一种基于全局敏感度的指标权重赋权方法。该方法通过计算评价指标的全局敏感度，量化其对综合评价结果变异程度的影响力，剖析帕累托解集中所包含的深层信息，并以此确定各指标权重。主要计算步骤如下：

①对帕累托解的目标值进行归一化处理。对于以最大值为最优的评价指标（Kappa 和 FoM），采用公式（3-18）对目标空间上的解进行归一化处理；对于以最小值为最优的评价指标（LPI 和 ED 变化量），采用公式（3-19）进行归一化处理。

$$C_{ij} = \frac{X_{ij} - X_{jmin}}{X_{jmax} - X_{jmin}} \tag{3-18}$$

$$C_{ij} = \frac{X_{jmax} - X_{ij}}{X_{jmax} - X_{jmin}} \tag{3-19}$$

式中，C_{ij}为获得的归一化目标值，i为进行综合评估的帕累托前沿上的所有

解，j为目标函数的个数，本文涉及 Kappa、FoM、ED 和 LPI 四种指标，因此$j \in [1,4]$；X_{jmin}和X_{jmax}分别为第j个目标函数的最小值和最大值。

②计算出第i个解第 j 个评价指标（目标函数）的敏感度，将所有解的第 j 个评价指标的敏感度相加得到该指标的全局敏感度。全局敏感度越高，说明该指标的微小变化即会带来综合评价结果的较大响应，因此认为其重要性更高，即指标权重值越大。

$$S_j = \sum_{i=1}^{m} S_{ij} = \sum_{i=1}^{m} \frac{c_{ij}^2}{\sum_{j=1}^{n} c_{ij}^2} \tag{3-20}$$

③归一化获得的全局敏感性指标，得到最终各评价指标的权重。

$$\mathrm{Ob_j} = \frac{S_j}{\sum_{\mathrm{j=1}}^{\mathrm{n}} S_j} \tag{3-21}$$

3.4 CNN-MOGA 耦合模型

CNN-MOGA 模型耦合了卷积网络、多目标遗传 NSGA II 算法和元胞自动机模型。基于卷积网络的 CA 转换规则构建和基于 NSGA II 的 CA 转换规则校正已在 3.2 节和 3.3 节详细介绍，本节重点阐述如何对其耦合。元胞自动机模型是时间、空间和状态均离散的系统动力学模型，元胞状态的转换主要受邻域范围用地适宜性$P_{i,j}$、邻域效应$N_{i,j}$、空间约束$Z_{i,j}$以及随机因素γ的影响，其数学形式如 Eq.(3-3)所示：

$$TP_{i,j} = P_{i,j} \cdot N_{i,j} \cdot Z_{i,j} \cdot \gamma \tag{3-3}$$

本研究在历史土地利用时空异质性分析后，进行研究区域的空间划分。各研究子区域的土地利用适宜性概率$P_{i,j}$由卷积网络计算获得，可表示为$P_{i,j}^r$。$P_{i,j}^r$由当前元胞状态S_t和多种土地利用变化驱动因素F_{neigh}决定，其数学形式如 Eq.(3-22)所示：

$$P_{i,j}^r = \mathrm{g}_{\mathrm{i,j}}^r(S_t,\ F_{neigh}) \tag{3-22}$$

其中，S_t为当前元胞状态，F_{neigh}为土地利用变化驱动因素的特征矩阵，$\mathrm{g}_{i,j}^r$为子区域r的 CNN 函数。

在计算各区域适宜性概率后，基于邻域效应、空间约束和随机扰动，随后 NSGA II 基于高斯函数对邻域效应进行校正，最终获得整个研究区域的土地利用变化模拟结果，其数学形式如 Eq.(3-23)所示：

$$\begin{aligned} TP_{i,j} &= P_{i,j} \cdot N_{i,j} \cdot Z_{i,j} \cdot \gamma \\ &= \sum_{r \in Area} \mathrm{g}_{\mathrm{i,j}}^r(S_t,\ F_{neigh}) \cdot N_{i,j} \cdot Z_{i,j} \cdot \gamma \\ &= \sum_{r \in Area} \mathrm{g}_{\mathrm{i,j}}^r(S_t,\ F_{neigh}) \cdot \sum_{i' \in D(i)} w_{j,K(i'),d(i,i')} \cdot Z_{i,j} \cdot \gamma \end{aligned} \tag{3-23}$$

3.5 本章小结

本章针对现有 CA 利用变化模拟在时空异质性描述及模型校验研究中的不足，提出了一种新的耦合卷积网络与多目标遗传算法的 CNN-MOGA 模型框架。本章着重阐述了卷积网络、多目标遗传算法 NSGA II 与 CA 模型的耦合方式。首先，为分析土地利用变化驱动机制，提取邻域空间内各驱动机制的相互关联，本章参考 LetNet-5 网络构建了一个具有 7 层网络结构的卷积神经网络。在以驱动因素和历史土地利用数据作为网络训练集的基础上，采用了混合用地，即各用地覆盖比，作为适宜性训练的标签，提高模型计算效率的同时，保存了高分辨率数据的信息。为提高模型的可靠性和可拓展性，同时获取土地利用变化的邻域效应，本章构建了耦合 NSGA II 的 CA 模型自校正方法。研究具体通过 NSGA II 决策变量、目标函数和多目标评价体系构建，将校正过程和基于 CA 的土地利用变化模拟进行融合。

第4章 土地利用变化及驱动机制分析

本章选取具有代表性的 5 个年份（2005、2010、2015 和 2020）作为武汉市土地利用变化研究的关键时间节点，生成 2005~2010 年、2010~2015 年和 2015~2020 年的研究数据集，从土地利用动态度和景观格局变化两个方面对武汉市土地利用时空演变特征进行了分析，进而对研究区域进行空间划分。随后，为分析各子区域土地利用变化驱动机制，本章首先按照一定原则构建了研究的驱动因素数据集，并通过 SHAP 对土地利用变化建模中各驱动因素贡献度进行计算。在此基础上，根据卷积网络生成各用地的适宜性地图，以此作为 CA 模型转换规则之一，为土地利用变化模拟做准备。

4.1 武汉市土地利用变化分析

4.1.1 单一土地利用动态度

单一土地利用动态指数，描述了某种用地类型在研究区一定时间范围内的数量的变化情况，广泛应用于 LUCC 时空变化特征分析中，其数学形式如 Eq.(4-1) 所示：

$$K = \frac{A_j - A_i}{A_i} \times \frac{1}{T} \times 100\% \qquad (4\text{-}1)$$

式中，K为目标土地利用的变化速率，为正值时表示该用地类型在T时间范围内的扩张速率，为负值则表示其收缩速度；T为时间间隔；A_j和A_i分别为目标j年份和初始i年份该用地类型的土地利用面积。为了全面揭示武汉市 LUCC 时空演变动态特征，本研究在全市尺度和内部行政区域尺度上对该指标进行了计算。

基于公式 4-1，计算得到武汉市 2005-2010 年、2010-2015 年、2015-2020 年和 2005-2020 年的单一土地利用动态度，如表 4-1 所示：

表 4-1 武汉市单一土地利用动态度

单一土地利用动态度(%)	2005-2010	2010-2015	2015-2020	2005-2020
耕地	-0.68	-0.93	-0.11	-0.63
林地	0.18	4.47	-0.21	1.66
草地	0.13	-9.09	-5.22	-4.28
水域	0.41	0.34	-1.36	-0.25
未利用地	-10.85	-2.88	12.06	-3.14
建设用地	5.57	3.26	2.45	5.19

从表 4-1 中，可以看出研究区域建设用地呈不断扩张的趋势，2005 年至 2020 年动态度指数始终为正数，但从 2005 至 2010 年的 5.57 降至 2015 至 2020 年的 2.45，增长速率减缓超过一半。与此相对的，研究区域耕地面积持续缩减，相比 2005 至 2015 年平均-0.68 的动态指数，缩减速度在 2015 至 2020 间有所改善。

2005 至 2015 年间，由于城市周围出现了大片新兴工业开发区，使得未利用地向建设用地转移，虽然未利用地面积在 2015 至 2020 年间呈明显的上升趋势，但总体上仍有所下降。从绝对值上来看，2005 至 2020 年间，研究区域草地和未利用地的减少，以及建设用地的增加最为明显，但由于耕地面积基数较大，其减少面积是其他用地变化面积的总和。

各类用地动态度在研究区域内部也出现明显的时空差异特征，如图4-1所示。就建设用地而言，蔡甸、汉南、东西湖和江夏在 2005-2010 年、2010-2015 年和 2015-2020 年的三个阶段，都呈现较大的动态度。特别是汉南区，随着国家一系列相关政策的大力扶持，在 2015 至 2020 年间建设用地增长速率进一步提高。由于硚口、江汉、江岸、青山和武昌的城镇化发展较为成熟，区域的建设用地变化幅度较不明显。与之相比，区域耕地动态变化更为突出，除武昌外呈耕地面积的收缩速率减缓的趋势。而武昌在 2015~2020 年间呈现了为正的耕地动态度，为 0.09。

总体上，武汉市土地利用动态度呈现较为明显的空间差异特征。城市远城区（东西湖、汉南、江夏和蔡甸）呈现低耕地损失，高建设用地增长的特征；城市主城区（硚口、汉江、江岸、青山、武昌、汉阳和洪山）除汉阳和洪山，基本呈现高耕地损失，低建设用地增长的特征。

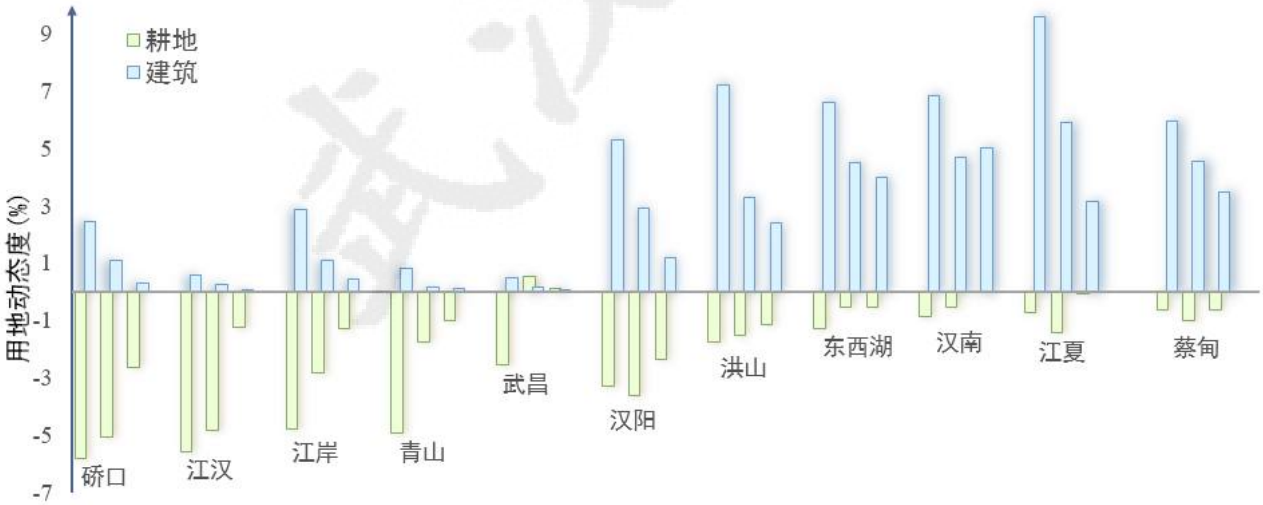

图 4-1 各行政区单一土地利用动态度（2005~2010 年、2010~2015 年、2015~2020 年）

4.1.2 土地利用程度动态度

庄大方和刘纪远提出了一种基于分级的土地利用程度的综合分析法[57]，如表 4-2 所示。通过赋予土地利用类型不同的分级指数，来描述依据土地自然综合体在社会因素影响下的自然平衡状态，其数学形式如 Eq.(4-2)所示：

$$L_a = \sum_{i=1}^{n} A_i \times C_i \times 100\% \qquad (4\text{-}2)$$

式中，L_a为土地利用程度综合指数，A_i为第i级土地利用程度分级指数（如表

4-2 所示）；C_i为第i级土地利用程度所占总面积的百分比。土地利用变化综合指数反映了研究区域土地利用程度的状态。

表 4-2 土地利用程度分级表

分级指数	类型	2005~2020 年
1	未利用地级	未利用地
2	林、草、水用地级	林地、草地及水体
3	农业用地级	耕地
4	城镇聚落用地级	建设用地

为进一步描述武汉市土地利用程度的动态度，通过计算土地利用程度变化量和土地利用程度变化率，定量化揭示研究区域土地利用程度的全局水平及变化趋势，数学公式如 Eq.(4-3)和 Eq.(4-4)所示：

$$\Delta L_{b-a} = L_b - L_a = 100 \times (\sum_{i=1}^{n} A_i \times C_{ib} - \sum_{i=1}^{n} A_i \times C_{ia}) \quad (4\text{-}3)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n} A_i \times C_{ib} - \sum_{i=1}^{n} A_i \times C_{ia}}{\sum_{i=1}^{n} A_i \times C_{ia}} \times 100\% \quad (4\text{-}4)$$

式中，ΔL_{b-a}为土地利用程度变化量；R为土地利用程度变化率；A_i为第i级土地利用程度分级指数（如表 4-2 所示）；C_{ib}和C_{ia}分别为研究时间范围内，初始时刻a和终止时刻b，第i级土地利用程度所占区域总面积的百分比。ΔL_{b-a}与R正负性一致，当$\Delta L_{b-a} > 0$，或$R > 0$时，研究区域的土地利用程度处于发展阶段；当$\Delta L_{b-a} < 0$，或$R < 0$时，该区域处于调整或衰减阶段。为了全面揭示武汉市 LUCC 时空演变动态特征，本研究在全市尺度和内部行政区域尺度上进行了计算。

基于公式 4-2，计算得到武汉市 2005 年、2010 年、2015 年和 2020 年的土地利用程度，如表 4-3 所示：

表 4-3 武汉市土地利用程度

	2005	2010	2015	2020
土地利用程度	287.06	289.16	289.22	292.31

从表 4-3 中，可以看出武汉市 2005~2010 年土地利用程度增长了 2.10，变化幅度较小。2010~2015 年间土地利用程度变化较小，仅有 0.07，但在 2015~2020 年期间有了明显的突破，土地利用程度变化率增至 1.07%。同时，武汉市内部各行政区土地利用程度也存在明显的差异性，土地利用程度变化趋势明显分为三种梯度（如图 4-2 所示）：由江汉、硚口、青山和武昌组成的第一梯队，区域土地利用程度较高，均大于 300。同时，在 2005~2020 年间除硚口外，区域土地利用程度变化起伏不大，江汉、青山和武昌的平均土地利用程度变化率分别只有 1.35%、1.37%和 0.66%。第二梯度包括江岸、汉阳和洪山，虽然在研究的初始时期（2005 年）土地利用程度相对第一梯队偏低，但在研究时期（2005~2020 年）呈现快速增长的趋势，平均土地利用程度变化率分别为 5.09%、9.01%和 8.15%。其中，江岸土地利用程度在 2020 年已突破 300，跨入较高土地利用程度的范畴。第三梯

度，东西湖、蔡甸、江夏和汉南的土地利用程度变化趋势相近。这些区域主要为武汉市的外围行政区，相比主城区城镇化发展缓慢。区域在研究的初始时期（2005年）土地利用程度均低于 140，且在研究时期变化幅度不大。2005~2020 年间蔡甸、江夏和汉南的平均土地利用程度变化率分别 5.45%、4.80%和 4.72%。虽然东西湖呈现相对较高的土地利用程度增长率，为 7.49%，由于其初始年份土地利用程度较低，所以仍划分为第三梯队。

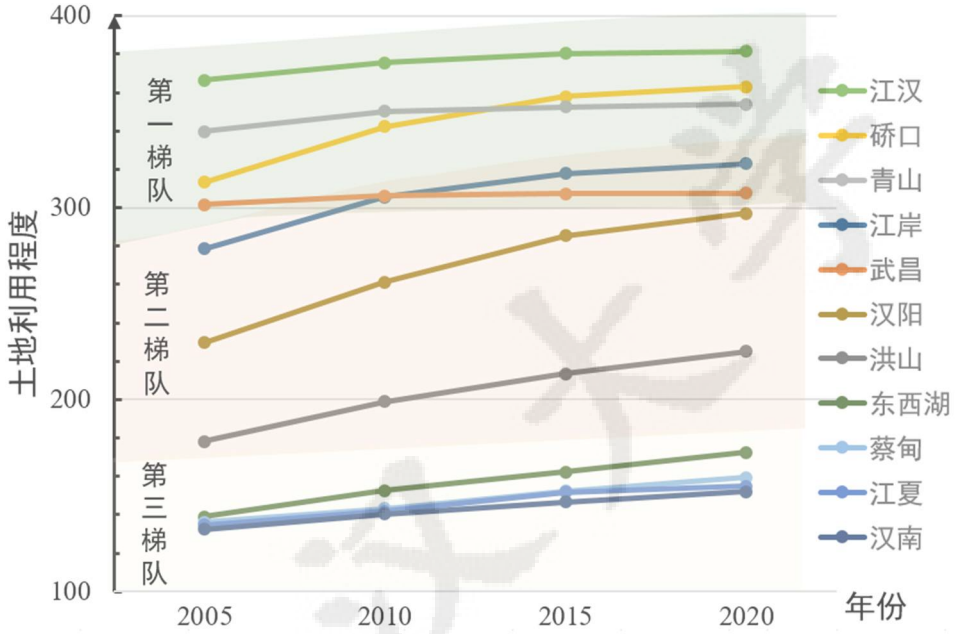

图 4-2 武汉市土地利用程度动态度分区图

表 4-4 为基于公式 4-3 和公式 4-4，计算得到武汉市各行政区 2005~2010 年、2010~2015 年、2015~2020 年的土地利用程度变化量和变化率。

表 4-4 武汉市行政区土地利用程度变化量和土地利用程度变化率

土地利用程度变化（%）	2005~2010		2010~2015		2015~2020	
	ΔL_{b-a}	R	ΔL_{b-a}	R	ΔL_{b-a}	R
江汉	9.11	2.49	4.72	1.26	1.13	0.30
硚口	29.15	9.31	15.55	4.54	5.08	1.42
青山	10.39	3.06	2.28	0.65	1.43	0.40
江岸	27.11	9.73	12.06	3.94	5.10	1.61
武昌	4.52	1.50	1.04	0.34	0.45	0.15
汉阳	31.45	13.69	24.09	9.22	11.77	9.01
洪山	20.89	11.72	14.43	7.25	11.67	8.15
东西湖	13.71	9.86	9.51	6.23	10.36	7.49
蔡甸	7.31	5.37	9.04	6.31	7.10	4.66
江夏	7.24	5.37	9.90	6.97	3.14	2.07
汉南	8.12	6.14	6.16	4.39	5.32	3.63

总体上，2005~2020 年间武汉市内部土地利用程度呈现较大的时空差异特征：远城区的土地利用程度变化呈现初始土地利用程度偏低-平稳增长-变化相近的特征，主城区则呈现初始土地利用程度较高-变化差异明显的特征。

4.1.3 景观格局变化分析

景观格局是对研究区域景观空间结构特征的刻画和描述，是形状不同、大学各异的景观要素的组合与分布，也是自然、社会、人文等多类要素共同作用的结果。为分析武汉市景观格局变化，本文采用与多目标自校正算法的多目标体系相一致的目标函数：LPI 和 ED 作为评估指标。基于公式 2-15 和 2-16，计算得到武汉市 2005、2010 年、2015 年和 2020 年的景观动态度，如表 4-5 所示：

表 4-5 武汉市景观格局指数变化

类型	年份	LPI		ED	
		主城区	远城区	主城区	远城区
耕地	2005	23.3760	41.3785	53.0953	40.7419
	2010	19.2836	23.3833	51.5442	43.9667
	2015	17.6787	22.7987	52.5151	50.5712
	2020	16.1097	38.5131	51.5126	49.4927
林地	2005	0.1850	2.1081	3.6945	8.9874
	2010	0.1364	2.0959	3.8625	9.1691
	2015	0.1278	2.6129	3.6635	12.6988
	2020	0.1240	2.5122	3.1534	11.9057
草地	2005	0.0020	0.0029	0.1154	0.3500
	2010	0.0016	0.0012	0.2816	0.3692
	2015	0.0006	0.0009	0.0509	0.2017
	2020	0.0005	0.0011	0.0223	0.1173
水体	2005	8.6504	2.5712	20.9643	19.3586
	2010	8.3667	2.5747	15.6545	19.5004
	2015	8.6019	2.6383	12.6115	20.2548
	2020	8.3358	2.5107	10.6028	17.6149
未利用地	2005	0.0051	0.0013	0.0719	0.0525
	2010	0.0003	0.0002	0.0124	0.0279
	2015	0.0004	0.0002	0.0186	0.0208
	2020	0.0005	0.0005	0.0130	0.0333
建设用地	2005	15.5636	0.3674	37.6731	15.4377
	2010	19.9182	0.7204	41.6587	18.9528
	2015	21.7552	0.9378	44.4626	21.7676
	2020	23.2412	1.3681	45.1572	23.6773

从表 4-5 中可以看出，主城区的耕地及建设用地的最大斑块指数随时间变化最为明显。建设用地的最大斑块指数从 2005 年的 15.5636 增加至 2020 年的 23.2412，年平均增长率高达 47.99%。耕地的最大斑块指数随时间变化逐渐减小，从 2005 年的 23.3760 减小至 2020 年的 16.1097，其优势地位逐步被建设用地所

替代。草地、林地、水体及未利用地的最大斑块指数在研究时间范围内，变化幅度不大，基本小于 0.1。武汉市草地及未利用地总面积较小，空间分布相对其它景观类型较为分散，是导致草地和林地最大斑块指数较低的主要原因。相比主城区，远城区的优势用地仍为耕地，其最大斑块指数随着时间变化呈减小的趋势，但仍远大于其他用地的最大斑块指数。远城区的建设用地最大斑块指数虽然也有所增加，从 2005 年的 0.3674 增加至 2020 年的 1.3681，年平均增长率 6.25%，远低于主城区建设用地的增长速度。总体上，武汉市除林地和建设用地以外，其他用地的最大斑块指数在研究时间范围内，均随时间的变化而逐渐减小，说明 2005 年至 2020 年武汉市的景观破碎化程度加剧，应该引起相关部门的重视。

2005 至 2020 年间，武汉市耕地、林地、水体及建设用地的边缘密度变化最为明显，且主城区和远城区呈现明显的时空分异特征。主城区水体和建设用地的边缘密度变化最为凸显：水体从 2005 年的 20.9643 下降至 2020 年的 10.6028，减少约 49.4%；建设用地从 2005 年的 37.6731 提升至 2020 年的 45.1572，增加约 20.0%。说明随着武汉市城镇化进程，建设用地面积增加，水体景观破碎度下降，空间分布趋于集中。远城区耕地和建设用地变化较为明显：耕地从 2005 年的 40.7419 上升至 2020 年的 49.4927；建设用地从 2005 年的 15.4377 提升至 2020 年的 23.6773，增加约 53.3%，相比主城区的建设用地变化更为剧烈。说明远城区与主城区的建设用地扩张模式不尽相同。此外，远城区建设用地的扩张侵占了原本整体化的耕地面积，导致耕地空间分布的景观破碎度增加。

总体上，主城区和远城区就最大斑块指数和边缘密度两个方面的景观格局，就草地和未利用地空间分布方面变化呈现相近的变化趋势，但在耕地、水体和建设用地方面，土地利用变化存在明显时空分异特征，体现于不同用地的变化范围和幅度上。

4.2 武汉市土地利用变化驱动机制分析

土地利用变化是多种驱动因素共同影响的结果，对土地利用驱动机制的分析既有助于加深对研究区域土地利用变化时空异质性的理解，也是 CA 建模中转换规则的必要组成部分。CA 适宜性概率的计算过程也是土地利用变化驱动机制的构建过程。本研究采用卷积网络，构建了自然地理和社会经济驱动因素与土地利用变化的复杂非线性关联，进而得到各用地适宜性概率。

在构建土地利用变化研究的驱动因素数据集时，应遵循驱动因素易获取性、全面性、时空信息一致性及可定量化的原则，综合考虑各因素的影响，以求全面分析武汉市土地利用变化驱动力。

4.2.1 驱动因素选取原则

（1）易获取性

综合考虑土地利用变化的驱动因素，应首先基于驱动因素数据的易获取性进行筛选。驱动因素数据必须有可靠的获取途径，且可应用于土地利用变化模拟研究中。

（2）全面性

影响土地利用变化的驱动因素众多，由于各驱动因素的时间尺度和空间尺度不同，导致对土地利用变化的影响程度具有差异性。因此，在驱动因素的选取过程中，应综合选取社会、自然、经济等各方面的土地利用变化影响因素，从而全面地反映研究区的土地利用变化。

（3）时空信息一致性

各驱动因素必须在同一时空尺度下，研究才具有科学性。若各驱动因素处于不同的时间空间尺度，则失去了模拟研究的必要性。因此，根据 CNN-MOGA 模型的特性，选取的土地利用变化驱动因素应当保持时空尺度的一致性，各驱动因素具有相同的时间信息和空间坐标信息，否则分析难以继续进行。只有驱动因素在同一时空尺度下，土地利用变化模拟研究才具有可行性。

（4）空间差异性

由于 CNN-MOGA 模型的特点是根据栅格上土地利用变化的驱动因素，计算地类分布概率来决定最终的土地利用类型。若各驱动因素不具备空间差异性，则每个栅格的驱动因素值相同，必然得出每个栅格的土地利用变化结果一致，研究没有任何意义。因此土地利用变化的驱动因素在空间分布上必须具有差异性。

（5）可定量化

CNN-MOGA 模型模拟土地利用变化过程，利用卷积网络对驱动因素与地类空间分布的关系进行非线性关联。驱动因素对土地利用变化的影响需要输入至卷积网络中，进行定量分析才能得出模拟结果，因此驱动因素必须可量化。在影响土地利用变化的驱动因素选取过程中，法律等因素虽然对土地利用变化影响较大，但难以定量表示，所以一般不将此类因素纳入研究。

4.2.2 驱动因素数据集构建

武汉市土地利用变化受到自然地理和社会经济的多种驱动因素的影响。已有研究表明，坡度、高程等被认为是影响城市土地利用变化的重要自然地理驱动因素[58]，同时到河流和湖泊的距离因素也会影响武汉市耕地和建设用地的空间分布。从社会经济方面来看，由于人类活动是影响土地利用变化变化的决定性因素，人口密度、国内生产总值以及到政府的距离在城镇化进程中发挥着至关重要的作用[59]。此外，交通要素是评估空间相互作用强度与广度的重要维度，而可达

性作为交通系统的主要产品，直接决定了各区域的区位优势，因而与区域经济发展水平、社会福祉与生态环境密不可分。现有研究为了量化交通要素对土地利用变化的影响，普遍采用交通可达性的方式进行计算，如到公路的距离[60]，到城市中心的距离[61]等。

本文根据武汉市自身发展的特点与所处环境的特殊性，全面地选取 12 种影响武汉市土地利用变化的驱动力（如表 4-6），基于卷积网络对武汉市土地利用变化驱动机制进行分析。

表 4-6 土地利用变化驱动因素

类型	数据名称	描述	数据来源
自然地理驱动因素	高程数据	每个栅格的高程值	NASA SRTM1 v3.0
	坡度数据	每个栅格的切平面与水平地面的夹角	
	距离水体	每个栅格与最近水体的距离	
社会经济驱动因素	距离高速	每个栅格的中心与最近高速距离	https://lbsyun.baidu.com/
	距离铁路	每个栅格的中心与最近铁路距离	
	距离主干道	每个栅格的中心与最近主干道距离	https://www.openstreetmap.org/
	距离一级道路	每个栅格的中心与最近一级道路距离	
	距离二级道路	每个栅格的中心与最近二级道路距离	
	距离三级道路	每个栅格的中心与最近三级道路距离	
	距离政府	每个栅格的中心与政府距离	https://lbsyun.baidu.com/
	人口	每个栅格的人口	http://www.geodoi.ac.cn/WebCn/Default.aspx
	GDP	每个栅格的 GDP	

4.2.3 基于卷积网络驱动机制分析

定量描述土地利用变化建模中各驱动因素的贡献，有助于城市规划者进一步了解这些因素是如何影响土地利用的演变，对于制定土地利用规划政策至关重要。本研究采用了 CNN 网络，根据自然地理和社会经济的多个驱动因素得出土地利用的适宜性。与可解释模型（例如线性回归或基于树的模型）相比，基于卷积网络的方法由于其固有的“黑箱”特性，通常难以对输出特征进行定量的解释。然而，SHAP 是一种通过计算每个特征对模型的贡献，对机器学习网络架构进行启发式解释的有效方法。本文通过推导研究分区（主城区与远城区）各土地利用类型的驱动因素总体 SHAP 值，评估驱动因素对土地利用变化的重要性，具体如图 4-3 所示。由于武汉市草地和未利用地的样本较少，导致输出存在较大的不确定性，因此本文着重分析耕地、林地、水体及建设用地的空间分布受驱动因素的影响。

从图 4-3 中，可以看出武汉市主城区和远城区的土地利用变化驱动机制具有

差异性。主城区耕地空间分布受人口和 GDP 的影响较大，SHAP 值分别为 10.27%和 9.85%；自然地理因素的影响次之，距离水体、坡度及高程对耕地的影响较为接近，SHAP 值分别为 6.75%、6.61%和 6.56%。相比主城区，远城区自然地理因素对耕地空间分布情况具有更大的贡献度。远城区高程和坡度的 SHAP 值分别提高了 3.98%和 2.70%，水体的贡献度则没有较大变化。

此外，林地和水体的 SHAP 值在主城区和远城区基本呈现相近的变化趋势，以高程为代表的自然地理驱动因素对林地和水体空间分布更有影响力，远超交通可达性、人口和 GDP。以林地为例，主城区和远城区的高程 SHAP 值分别为 2.79%和 3.33%，而社会经济因素的 SHAP 值，如人口、GDP 及距离主干道等，均小于 0.5%。总体上，农业和林地的演变主要受自然环境的影响，因此自然地理驱动因素对这两种土地利用变化的贡献度最大。与之相比，建设用地作为城市的中心区域，其动态在很大程度上取决于人类活动和规划政策。

建设用地适宜性受驱动因素的影响如图 4-3（e）和图 4-3（f）所示，在主城区和远城区具有最显著的差异特征。首先，人口和 GDP 对主城区建设用地空间分布有较大贡献度，SHAP 值分别为 15.18%和 10.37%，其次是高程的 SHAP 值为 8.67%。其他驱动因素的影响较为平均，普遍小于 3.0%。对于远城区，GDP 的影响减弱，基本小于交通可达性对建设用地空间分布的贡献度。距离主干道与人口的 SHAP 值较为接近，分别为 2.47%和 2.71%。其次是高程和距离铁路，对建设用地影响力分别为 1.67%和 1.64%。

综上，武汉市土地利用变化驱动机制具有空间分异特征；以人口和 GDP 为主的社会经济因素及以高程和坡度为主的自然地理因素，对各土地利用类型的空间分布起主导作用。通过基于 SHAP 的特征解释，增强了卷积网络透明度的同时，提高了耦合模型的可解释性，为决策者和规划者制定城市管理政策提供理论支持。

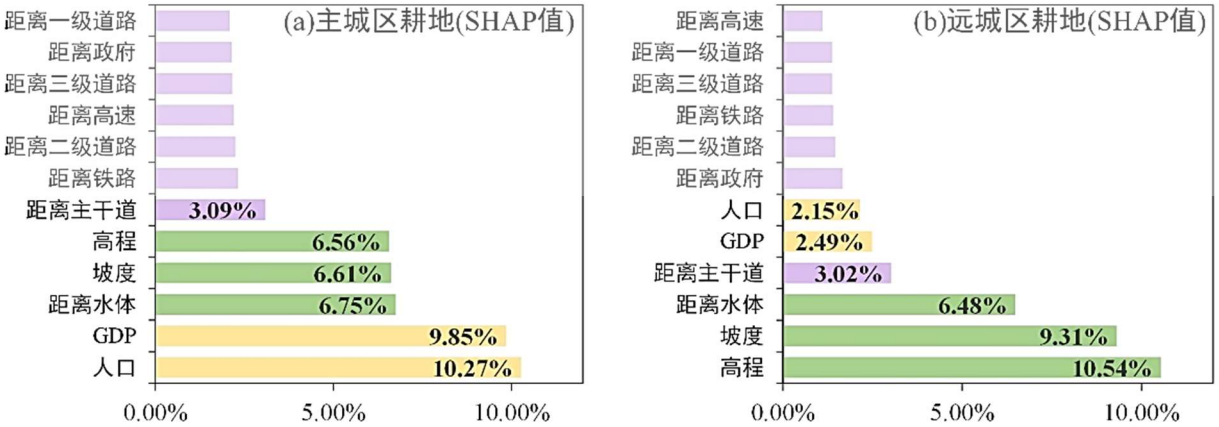

图 4-3 各驱动因素对用地贡献度(SHAP 值)

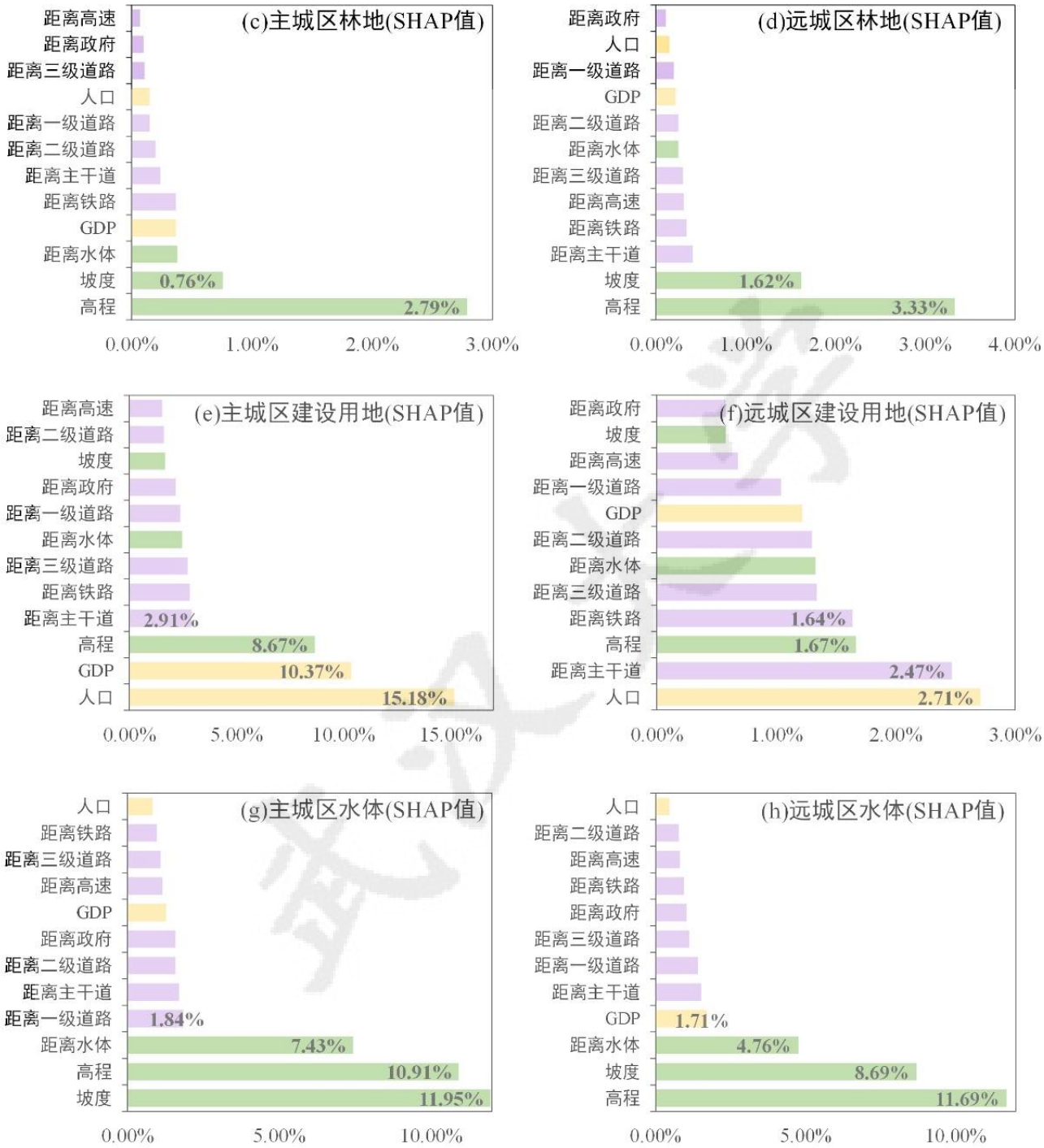

图 4-3 各驱动因素对用地贡献度(SHAP 值)

图 4-4 和图 4-5，分别显示了主城区和远城区各用地基于混淆矩阵的卷积网络训练结果，总体上混合用地模拟结果与真实混合用地一致性较高，普遍大于 0.8。由于草地和未利用地的样本较少，卷积网络训练准确度有所下降。此外，基于卷积网络获取了各土地利用类型的适宜性的空间分布，为耦合模型的土地利用动态演变模拟提供数据支持。

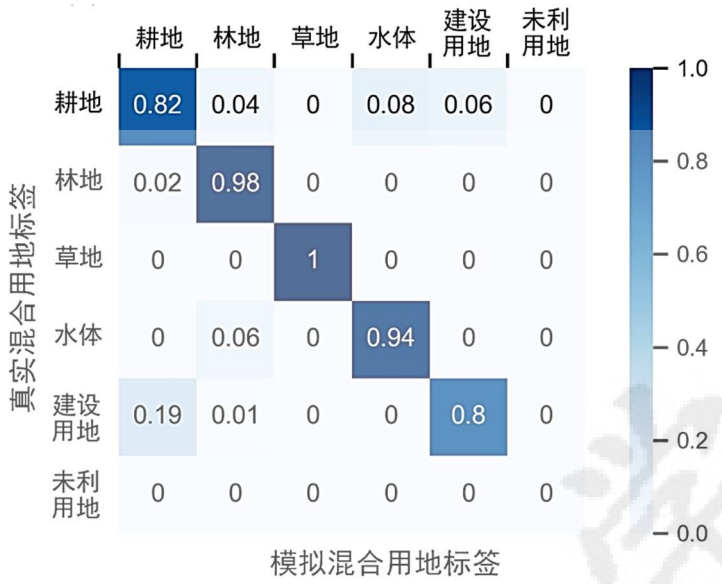

图 4-4 主城区卷积网络适宜性训练混淆矩阵

图 4-5 远城区卷积网络适宜性训练混淆矩阵

由于卷积网络的标签为单元各用地类型的覆盖比，因此输出与土地利用类型一致的多波段适宜性概率地图。适宜性概率高意味着该用地类型在邻域内易发生扩张，以占据更大土地覆盖面积，因此其他用地在土地利用演变过程中容易向该用地状态转换。各用地适宜性地图具体如图 4-6 所示。如图 4-6（a）所示，耕地空间分布适宜性主要受水体和建设用地的影响。图 4-6（e）则显示建设用地的空间分布呈现由外至内的圈层结构发展。主城区建设用地高度集聚，适宜性概率呈现由内向外逐步下降的变化特征。

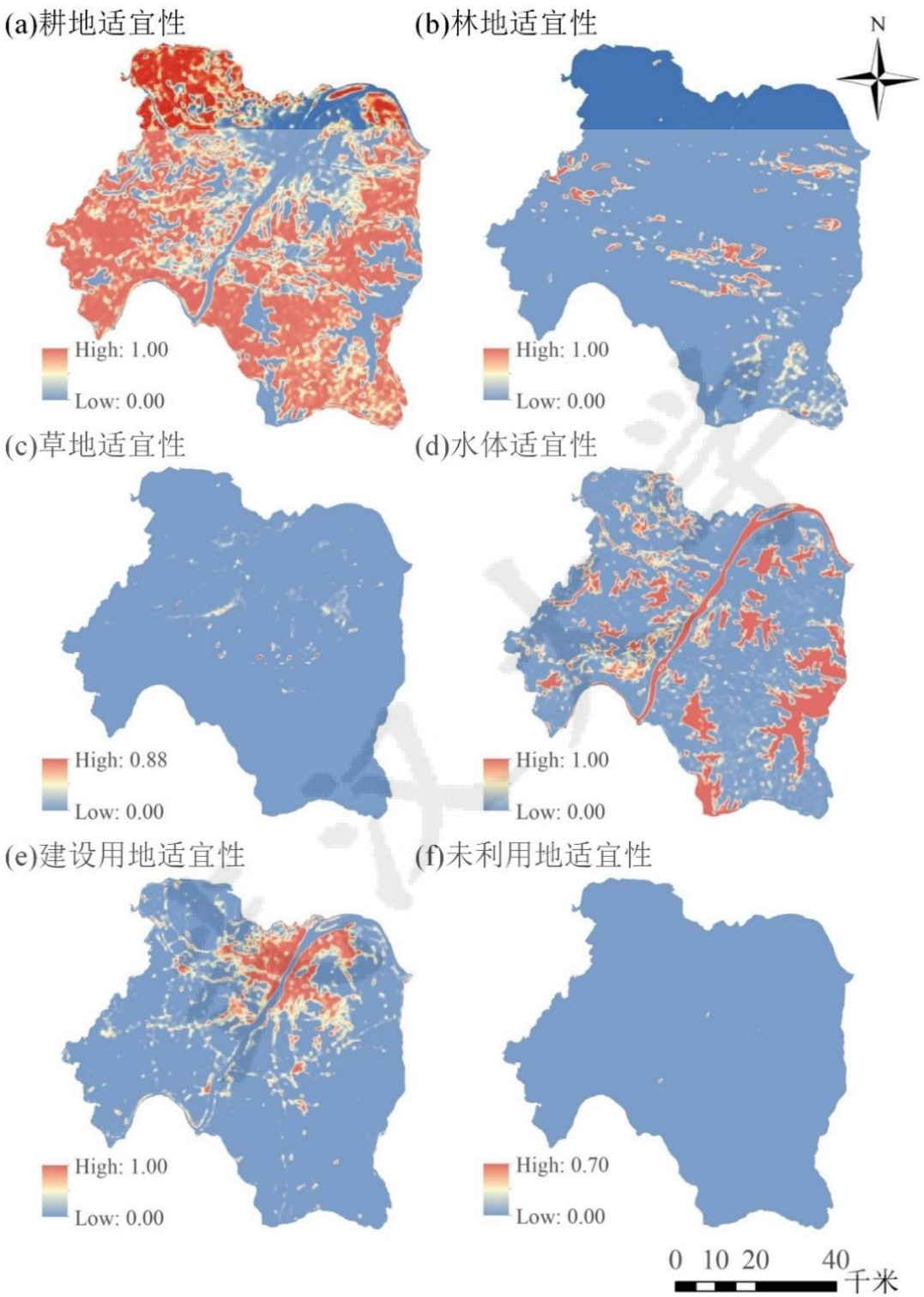

图 4-6 武汉市土地利用适宜性图

4.3 本章小结

本章从土地利用动态度变化和景观格局变化两个角度对武汉市土地利用变化进行了分析，得出以下结论：（1）2005~2020 年，武汉市土地利用变化，呈现耕地减少和城市建设用地快速扩张；研究期间，武汉市耕地和城市建设用地变化最为活跃，林地和草地变化较为缓慢，而水体和未利用地保持相对稳定。（2）武汉市内部土地利用程度呈现较大的时空差异特征：远城区的土地利用程度变化呈现，初始土地利用程度偏低-平稳增长-各行政区变化特征集聚的特征，主城区则呈现，初始土地利用程度较高-各行政区变化特征离散的特征。（3）2005~2020 年，武汉市主城区建设用地面积增加，水体景观破碎度下降，水体空间分布趋于集中。远城区与主城区的建设用地扩张模式不尽相同，远城区城市扩张更为松散。远城区建设用地的扩张侵占了原本整体化的耕地面积，导致耕地空间分布的景观破碎度增加。（4）武汉市土地利用变化驱动机制具有空间分异特征，但总体上以人口和 GDP 为主的社会经济因素及以高程和坡度为主的自然地理因素，对各土地利用类型的空间分布起主导作用。

第5章 CNN-MOGA 自校正 CA 模型的实现

前面的章节中，根据土地利用变化时空异质性和模型校正研究中的不足，提出了 CNN-MOGA 自校正 CA 模型，在对模型总体框架进行论述的基础上，分别讨论了基于元胞自动机的土地利用变化空间模拟、基于卷积网络的元胞转换规则获取、基于多目标遗传 NSGA II 的元胞转换规则校正的概念及计算方法。此外，基于历史土地利用变化及驱动机制分析，获取了研究分区及用地适宜性地图，为后续土地利用变化模拟提供数据支持。本章根据前面讨论的理论，建立了一个完整的 CNN-MOGA 自校正 CA 模型，并以武汉市土地利用变化为例，对该模型进行了实证研究。

5.1 模型总体架构

CNN-MOGA 模型总体框架如图 5-1 所示。模型主要由三个部分组成：基于 CA 的空间模拟、基于 CNN 的 CA 转换规则构建、基于 NSGA II 的 CA 转换规则校正。

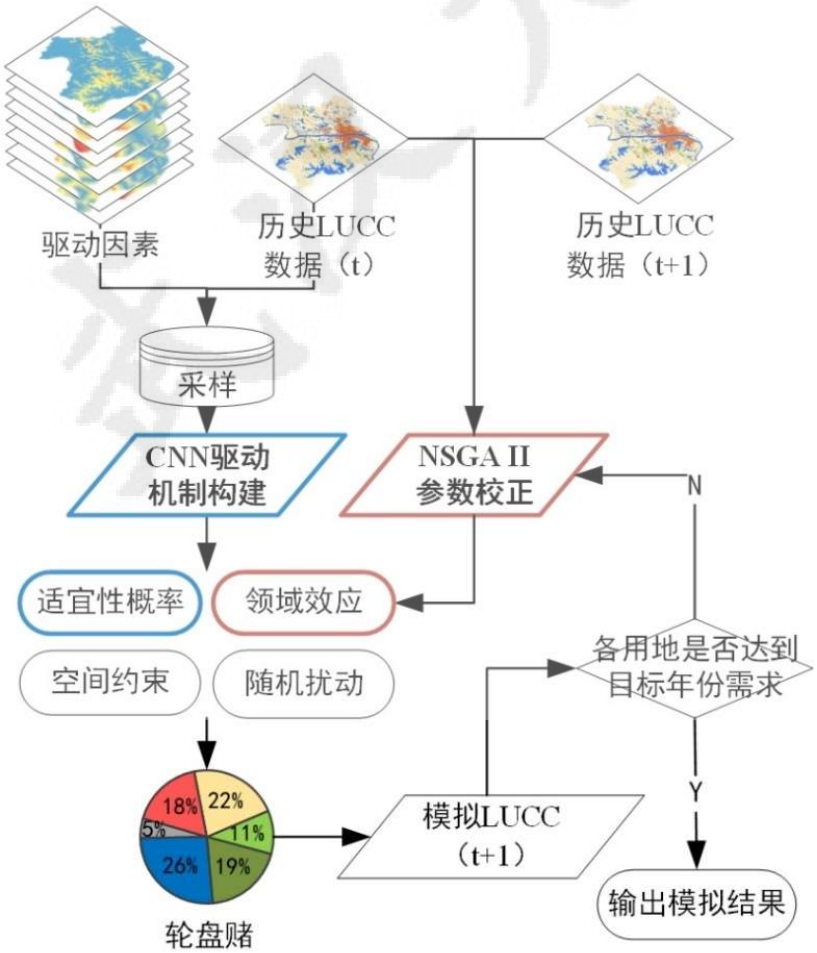

图 5-1 CNN-MOGA 模型总体构架

（1）空间模拟：模型在传统 CA 模型的基础上采用了混合元胞，将高分辨率的土地利用数据与低分辨率的数据进行融合，在降低模型计算复杂度的同时，防止了高分辨率数据的丢失；（2）转换规则构建: CNN 具有提取图像高维邻域信息的能力，能够捕捉邻域范围内多种驱动因素的复杂关联。模型基于 CNN 计算土地利用适宜性，简化 CA 转换规则构建过程；（3）转换规则校正:模型采用多目标遗传算法 NSGA II，从位置一致性和景观一致性两个维度，对 CA 转换规则邻域效应的相关参数进行校正。模型通过校正邻域效应相关参数，为理解邻域空间用地相互作用力与距离因素的关联机制，构建高精度、高拓展性的土地利用变化模拟模型提供了新的方案。

5.2 模型实现

5.2.1 自校正算法设计

尽管土地利用变化模型通常需要敏感性分析，以降低模型的不确定因素对模拟精度的影响，但对多目标遗传算法的相关参数，如种群规模、突变概率和交叉概率等进行敏感性分析，需要较长的计算时间和较大的计算成本，因此不切实际。由此，本研究基于现有 NSGA II 研究进行参数设置，具体如表 5-1 所示。

表 5-1 NSGA II 参数表

参数名称	取值
决策变量维数	108
目标维数	2~3
决策变量	[-50，50]
交叉概率	0.9
变异概率	0.009
种群规模	120
最大进化代数	500

NSGA II 的校正目标是 CA 邻域效应，本研究通过高斯函数进行邻域过渡势线性拟合，将自校正邻域效应参数（决策变量）的维数从 180 缩减至 108。现有研究表明，当决策变量维数较大时，只有种群规模大于决策变量维数时，多目标遗传算法才能找到非支配解，因此本研究的种群规模为 120。此外为保证 NSGA II 的收敛性，本研究选取的最大进化代数为 500。对于 NSGA II 的校正目标，本研究选取景观维度和栅格维度的 4 种评估指标，包括 Kappa、FoM、LPI 及 ED。

5.2.2 代码实现

采用 Python 语言，利用 geatpy、cupy、rasterio、multiprocessing 等第三方依赖包，实现了本研究提出的 CNN-MOGA 自校正元胞自动机模型。基于矢量运算的元胞自动机算法、邻域效应模拟算法及元胞自动机多目标校正算法，如算法 5.1、算法 5.2 和算法 5.3 所示：

算法 5.1 元胞自动机模型解析

```
输入：待校正邻域效应参数 neighbour_weight，初始年土地利用数据 lu_begin，
      目标年土地利用数据 lu_end，适宜性地图 probability_of_occurrence，
      空间约束条件 con，迭代最大次数 number_of_iter;
输出：评估指标 target;
初始化土地利用模拟数据，lu_simu = lu_begin.copy();
初始化转换矩阵，bol;
计算 lu_end 各用地需求量，land_use_count_goal=count_land_use(lu_begin);
For   iter_idx in range(number_of_iter):{
  If   count_land_use(lu_simu)== land_use_count_goal:{
    target=Kappa(lu_simu)，FoM(lu_simu);
    输出模拟结果的评估指标，target;}
  计算邻域效应，lu_ neighbour =count_neighbour_vectorize(lu_simu);
  计算转换概率，possibility_of_change = lu_neighbour *probability_of_occurrence;
  计算不发生转换概率，possibility_of_unchange = lu_ neighbour
                                  *probability_of_occurrence;
  引入随机因子轮盘赌，roulette;
  获取满足 possibility_of_change> possibility_of_unchange 的元胞，con_ch;
  If   con_ch& roulette&con&bol:{
      元胞状态转换，lu_temp;
      If   count_land_use(lu_temp)> land_use_count_goal:{
          diff_count = count_land_use(lu_temp) - land_use_count_goal;
          随机减少状态转换的元胞;
          lu_temp- =diff_count;}
      更新元胞状态，lu_simu= lu_temp;
      更新转换矩阵，已发生转换的元胞状态不再改变，bol[lu_temp]=False;}}
超出最大迭代次数，没有达到 land_use_count_goal
输出 target=[0.1，0.1]
```

算法 5.2 邻域效应算法解析

```
输入：待校正邻域效应参数 neighbour_weight，土地利用模拟数据 lu_simu，
      邻域半径 moor_radius;
输出：邻域效应 neighbour_output;
计算基于摩尔邻域的元胞间距，distence(lu_simu， moor_radius);
获取高斯函数系数，a，b，c=guss(neighbour_weight， lu_simu);
计算邻域过渡势，decay_weight= a*exp(-pow((distence -b)， 2)/(2*pow(c， 2)));
For   row in range(moor_radius) :{
  For   col in range(0， moor_radius) :{
      计算摩尔邻域范围，row_end =  moor_radius - 1 – row;
                          col_end =  moor_radius - 1 – col;
      获取空间邻域用地过渡势， neighbourr_output +=
                          decay_weight [row:row_end， col:col_end] ;}}
输出 neighbour_output；
```

算法 5.3 元胞自动机多目标校正算法解析

```
输入：种群规模 nind，目标维数 target_dim，决策变量维数 deci_dim，
      决策变量范围 deci_range，最大进化代数 max_gen，
      目标函数 target=CA{}，算法性能评估函数 GD{};
输出：最后一次进化种群 population;
生成校正对象，problem = MyProblem(target_dim，deci_dim，deci_range，CA{});
获取目标参考值[1,1];
初始化种群，population=init_ population (nind, max_gen=500)；
计算种群目标函数，target=CA(population)；
种群个体进行非支配分层，levels=sort(population，target，nind)；
基于 levels 来获取个体的适应度，population.fit = (1 / levels)；
选择种群个体参与进化，offspring =select(population.fit, nind)；
重组，recomb(offspring )；
变异，mutat(offspring )；
计算进化个体目标函数，target=CA(offspring )；
重插入生成新一代种群，population =reinsertion(population, offspring, nind)；
计算评估函数，GD（population）；
If  50 次进化ΔGD<0.5%:{
      进化终止；
      输出 population；
```

5.3 模拟结果

为充分评估研究所提出的 CNN-MOGA 模型的有效性，本文设计了 6 种评估方案（如表 5-2 所示），包括未校正方案：①基于 ANN-CA(FLUS 模型) ②基于未分区 CNN-CA（CNN-MOGA 模型未进行校正）③基于分区 CNN-CA（CNN-MOGA 模型未进行校正），以及多目标校正方案：①基于 Kappa+FoM 校正②基于 Kappa+FoM+LPI 校正③基于 Kappa+FoM+ED 校正，对 CNN-MOGA 模型进行全面的评估。

表 5-2 评估方案设计

未校正方案	多目标校正方案
ANN-CA(FLUS 模型)	Kappa+FoM 校正
未分区 CNN-CA（CNN-MOGA 模型）	Kappa+FoM+LPI 校正
分区 CNN-CA（CNN-MOGA 模型）	Kappa+FoM+ED 校正

5.3.1 未校正方案模拟结果

以 2005 年武汉市土地利用为起点，采用本研究提出的 CNN-MOGA 模型对武汉 2005~2015 年的城市土地利用演变进行模拟。为对比分析分区与否，以及是否采用卷积网络进行适宜性训练进而构建 CA 转换规则对元胞自动机模型模拟结果的影响，在未加入校正模块的基础上，分别采用 ANN-CA(FLUS 模型)的方式、不分区 CNN-MOGA 的方式以及分区 CNN-MOGA 的方式对研究区域土地利

用情况进行模拟，模拟结果如图 5-2 所示。

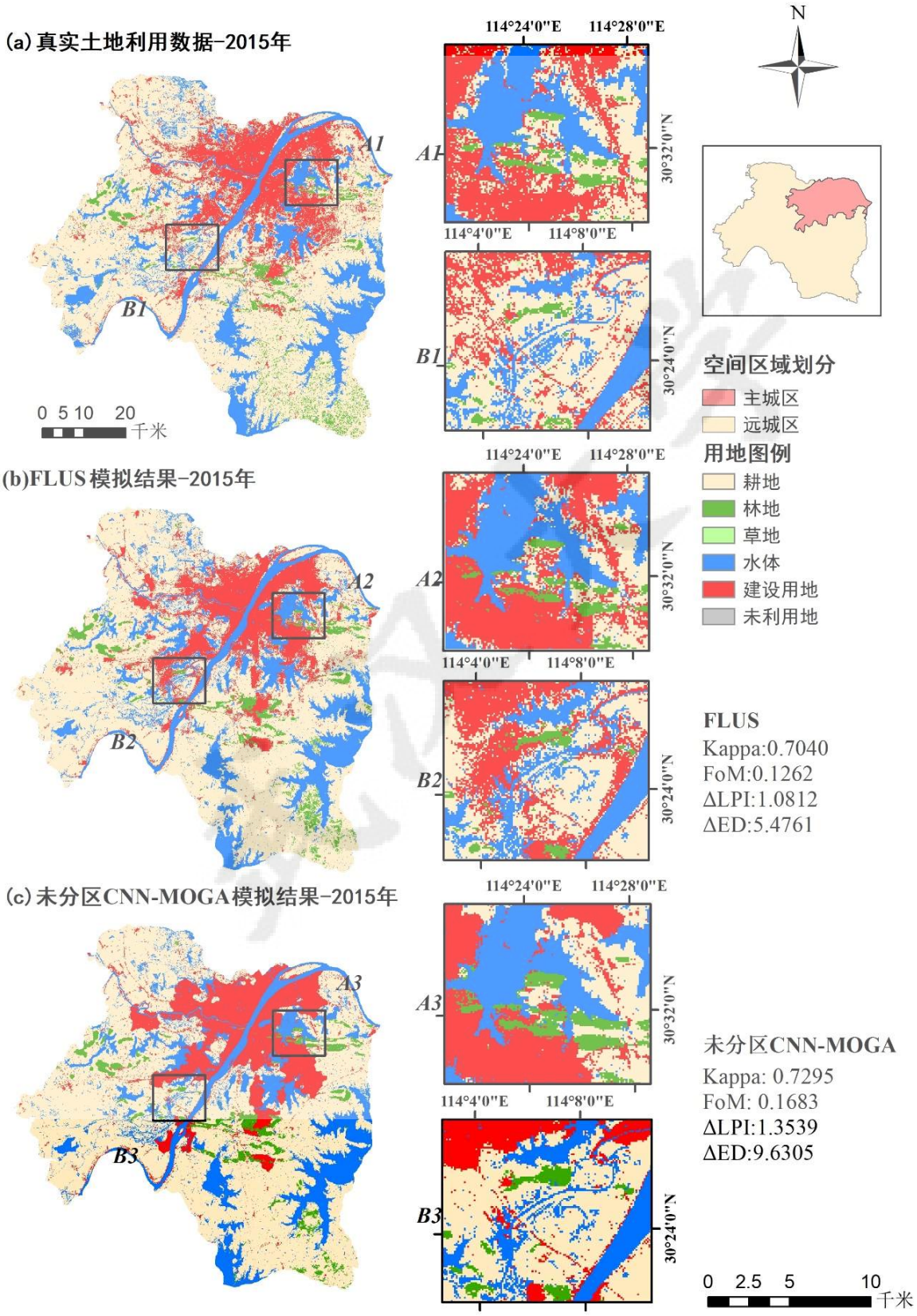

图 5-2 武汉市土地利用变化模拟结果对比图

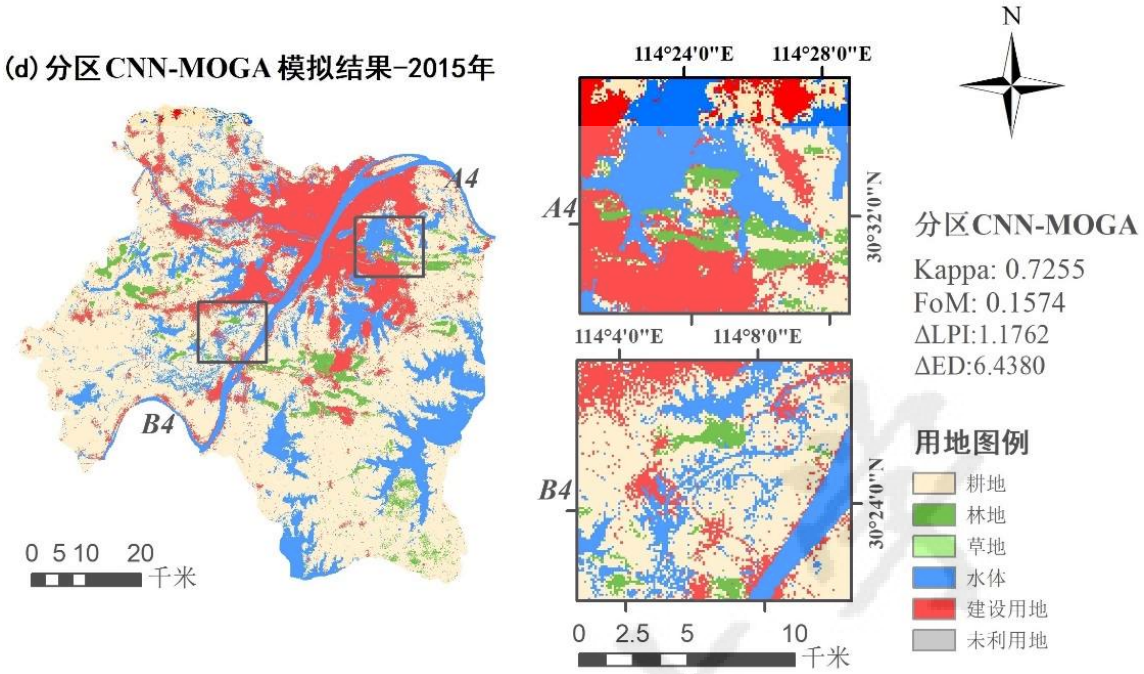

图 5-2 武汉市土地利用变化模拟结果对比图

通过对比分析武汉市 2015 年实际城市土地利用情景，与 FLUS 模型、未分区 CNN-MOGA 模型的模拟结果可以看出，建设用地模拟结果在远城区呈现过度集聚的特征。由于未考虑空间分区，ANN 和 CNN 的在建设用地适宜性训练过程中，采集了大量来自主城区的具有空间聚集特征的建设用地信息，从而导致对远城区建设用地的扩张进行模拟时，容易呈现过度集聚的特征。虽然未分区 CNN-MOGA 模型的模拟精度相对较高，相比 ANN-CA 模型 Kappa 和 FoM 提高了 3.05% 和 2.47%，但从图 5-2（c）中可以明显看出该模型对土地利用景观格局的描述能力较差：相比 FLUS 模型模拟结果，ΔLPI 和ΔED 分别提高了 0.2727 和 4.1544。推测由于武汉市建设用地扩张主要表现为边缘式增长，因此以主城区建设用地为中心的高聚集度的模拟扩张方式，反而提高了模型模拟精度，但也导致用地丰富度等景观格局指数准确度的下降。通过对比不分区的 CNN-MOGA 模型与分区 CNN-MOGA 模型的模拟结果，可以明显看出，分区元胞自动机模型的模拟结果具有更加真实的土地利用结构，在土地利用空间格局方面与真实的土地利用的土地利用空间格局更为接近。

5.3.2 校正方案模拟结果

为评估 NSGA II 算法对 CA 模型的校正结果，本文就 5.2.1 章节提出的三种多目标校正方案获得的 NSGA II 帕累托最优解集，分别计算 Kappa、FoM、LPI 及 ED 评估指标的平均值。以方案一为例，该方案以栅格一致性为目标，采用 Kappa、FoM 作为评估指标，因此对模拟获得的帕累托最优解集，分别计算其

Kappa 和 FoM 的平均值。在此基础上，通过对比参考模型与 CNN-MOGA 模型模拟结果之间的差异，评估了所提出自校正 CA 模型的实用性。模型评估结果如表 5-3 所示。

表 5-3 模型评估结果

评估方案	真实	CNN-CA（CNN-MOGA）	ANN-CA（FLUS）	方案一 Kappa+FoM	方案二 Kappa +FoM+LPI	方案三 Kappa +FoM+ED
Kappa	1	0.72	0.71	0.80	0.68	0.70
FoM	1	0.13	0.13	0.20	0.21	0.19
ΔLPI	0	5.76	3.30		8.26	
ΔED	0	6.85	6.48			5.35

对比表 5-3 可以看出，三种校正方案的 Kappa 值和 FoM 值，相比 CNN-CA 和 ANN-CA 均取得较优的模拟效果。相比其他两种方案，方案一的校正结果在栅格一致性方面获得最优，相比 ANN-CA 模型，Kappa 和 FoM 模拟精度分别提高 12.67%和 53.84%。而方案二和方案三，由于增加了目标函数的个数，需要考虑多个目标函数的权衡，虽然对土地利用变化景观动态变化的模拟能力有所提升，但栅格级模拟精度有所下降。方案二在将 LPI 指数加入多目标校正体系中，获得的 LPI 指数差异性甚至高于 CNN-CA 的模拟效果。意味着，方案二的模拟效果较差，不能通过 LPI 指数捕捉研究区域土地利用景观格局的变化特征。方案三，将 ED 加入多目标校正指标之后，获得的模拟效果在 ED 方面有明显的提升，相比 ANN-CA 模型，景观一致性的模拟精度提高 21.90%。认为方案三的模拟效果基本达到预期，能够通过 ED 指标优化校正过程中的土地利用变化景观格局。

5.3.3 武汉市土地利用变化模拟结果分析

在对获得的邻域参数校正结果进行评估之后，本节基于栅格一致性评估指标（Kappa 和 FoM）选取较优的方案（S1），将其对应的邻域效应参数，代入高斯函数获得最终的邻域值，实现 2015 年武汉市的土地利用变化的模拟。真实数据和模拟输出如图 5-3 所示。

基于方案 S1 的武汉市 2015 年土地利用变化模拟结果，如图 5-3（a）所示，Kappa 值为 0.81，FoM 值为 0.20，总体模拟精度较优。相比 2015 年武汉市真实土地利用情况，基于 CNN-MOGA 模型输出的武汉市土地利用模拟结果，呈现明显的空间集聚特征，尤其是建设用地过于紧凑，导致边缘密度指数和最大斑块指数，难以对景观特征进行校正。推测由于 CA 迭代过程中，建设用地相比其他用地，具有较大的用地适宜性概率，尤其在主城区。同时矢量化 CA 运算减少了模型的迭代次数，从而导致建设用地较短周期内急速扩张。但总体上，模拟结果与真实结果呈现相近的土地利用空间分布特征，基本达到模型模拟需求。

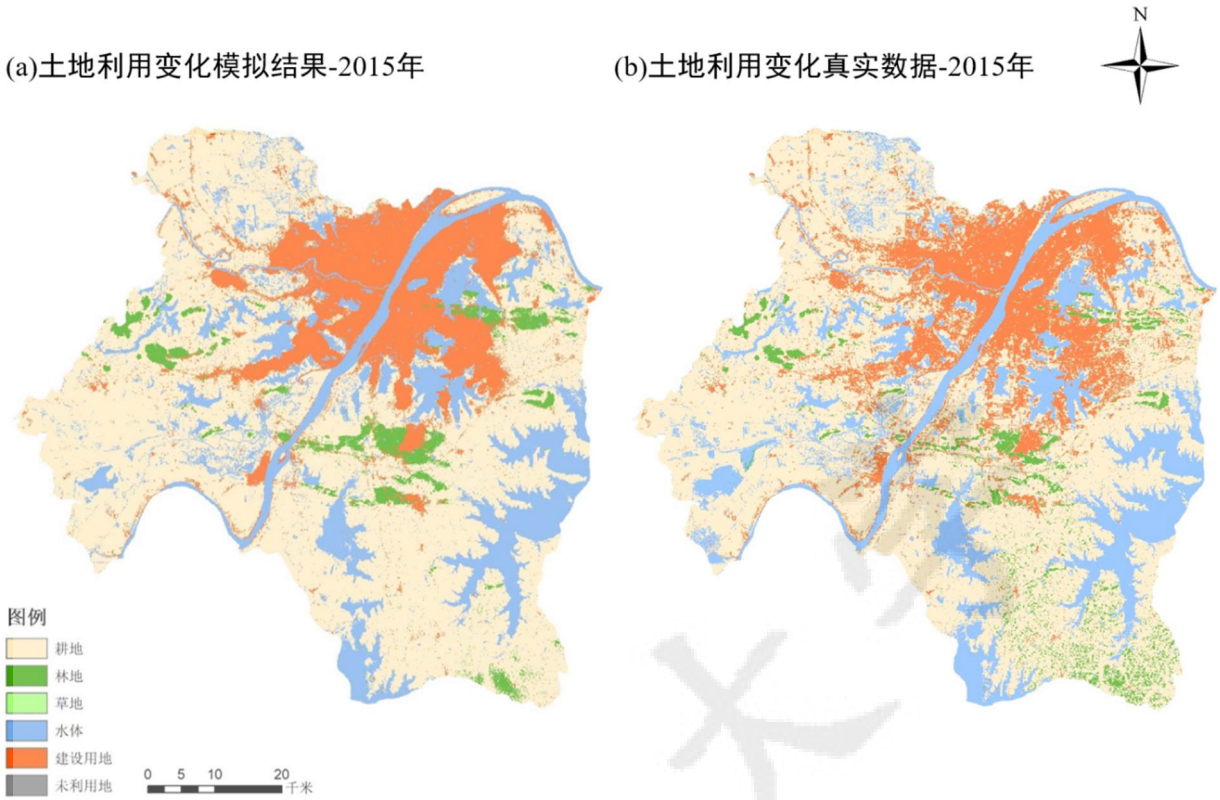

图 5-3 2015 年武汉市土地利用结果对比

5.4 武汉市土地利用变化邻域效应分析

CNN-MOGA 模型运行结束后，得到一系列土地利用变化邻域效应参数集以及对应的目标函数集，表现在帕累托图上，分别如图 5-4、图 5-5 和图 5-6 所示，图中的每个点，代表一种土地利用变化邻域效应，最终得到一系列帕累托前沿解作为土地利用变化邻域效应优化方案。本研究基于栅格一致性评估指标（Kappa 和 FoM）选取较优的方案，并将对应的邻域效应参数，代入高斯函数获得最终的邻域值，实现目标年份（2015 年）的土地利用变化的模拟。

本节对帕累托前沿解的目标空间进行分析，以评估不同用地之间的相互作用是否符合预期，并通过参数值设置，深入了解不同目标函数（评估指标）是否对模型校正过程有所影响。考虑到模型中涉及了大量参数，本文首先通过第三章提出的 NSGA II 多目标评价体系，获取帕累托前沿上的较优解，随后重点围绕建设用地和耕地的邻域效应展开分析。

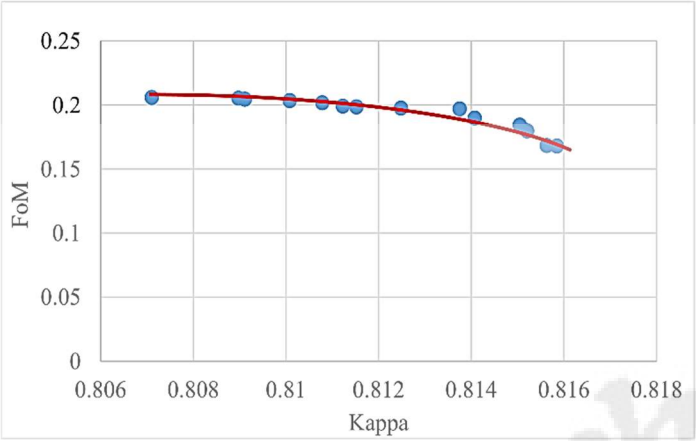

图 5-4 方案一帕累托解

图 5-4 为方案一的帕累托前沿解集在二维目标空间上的投影，Kappa 为横轴，FoM 为纵轴。图中的红线代表二维平面上的帕累托前沿，该曲线上的点为权衡土地利用变化模拟结果 Kappa 值和 FoM 值的非支配解。可以看出，随着 Kappa 值提升，FoM 值反而下降，两者呈明显负相关。Kappa 值从 0.807 缓慢变化到 0.816，精度提高 1.27%，FoM 值却发生了更为明显的变化，从 0.205 下降至 0.169，精度下降 21.30%。推测这种现象的发生，是由于研究区域总面积较大，实际土地利用变化面积占比较小，导致 NSGAII 在模拟校正过程中为获取更高的 Kappa 模拟效果，将校正过程侧重于对位置不变区域的模拟中，因此 Kappa 值和 FoM 值呈负相关关系。

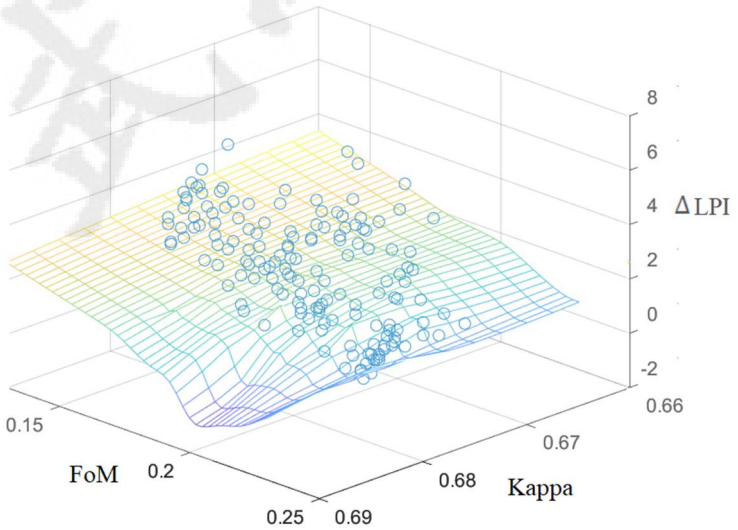

图 5-5 方案二帕累托解

图 5-5 则展示了方案二的帕累托解在三维目标空间上的投影，三个坐标轴分别代表 Kappa、FoM 以及模拟 LPI 与真实 LPI 的差值，即ΔLPI。图中可以明显看出 FoM 与ΔLPI 呈负相关关系，随着 FoM 的增大ΔLPI 减小，且当 FoM 值大于 0.17 时，ΔLPI 减小速度减缓。与之相对应的，随着 FoM 和ΔLPI 的变化，Kappa 值变化幅度较小，基本分布于 0.67 至 0.68 之间。土地利用变化模拟的总体精度相对维持稳定，随着土地利用变化动态模拟精度提升，景观格局的模拟精度也在缓慢上升。

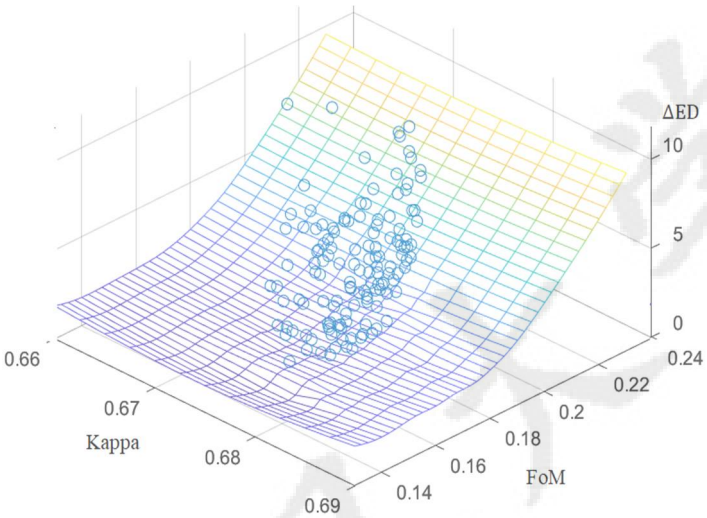

图 5-6 方案三帕累托解

方案三获得的帕累托解在三维目标空间的投影如图 5-6 所示，三个坐标轴分别代表 Kappa、FoM 以及模拟 ED 与真实 ED 的差值，即ΔED。方案三呈现与方案二相近的变化趋势。Kappa 值在目标空间上变化范围较小，基本位于 0.67 至 0.68 之间，但 FoM 变化范围从 0.15 增加至 0.23，变化率达 53.3%。当 FoM 值大于 0.2 时，ΔED变化加剧，从 5 增加至 9，变化率高达 80%。

总体来看，相比 FoM 指数，Kappa 在多目标土地利用变化模拟中敏感性较差，受土地利用景观空间分布情况的影响较小，不适合作为景观格局发生较大变化的土地利用变化的评估指标。

在对 CNN-MOGA 模型获得的帕累托图进行评估之后，综合在模拟结果在栅格一致性和景观一致间的权衡，选定帕累托前沿上的较优解，获取与之相对应的邻域效应参数集，以研究邻域空间不同用地间的相互作用随距离因素的变化趋势。为进一步获取帕累托前沿上的较优解，基于公式（3-18）至（3-21）获得了各评估指标的权重，如表 5-4 所示。

表 5-4 基于全局敏感性的评估指标权重

评价指标	方案一		方案二		方案三	
	全局敏感性	归一化权重	全局敏感性	归一化权重	全局敏感性	归一化权重
Kappa	6.18	0.44	252.22	0.30	343.42	0.32
FoM	7.82	0.56	312.39	0.37	337.38	0.31
ΔLPI			274.38	0.33		
ΔED					407.04	0.37

从表5-4可以看出，在校正过程中多个评估指标具有同等的重要性。基于此，对各方案的帕累托解进行多目标评价，将获得的结果按照从大到小的顺序进行排序。每种方案选择多目标评价最优的两组解，最终获得了 6 组解（如表 5-5）。如 S1 和 S2 为方案一对应的两组最优解。由于方案一只考虑了位置一致性的评估指标，因此只基于 Kappa 和 FoM 进行帕累托最优解的计算。

表 5-5 基于权重体系加权排序的帕累托最优解

	序号	Kappa	FoM	ΔLPI	ΔED	总值
方案一	S1	0.819116371	0.204459776			0.474908679
	S2	0.808974046	0.20522659			0.470875471
方案二	S3	0.697722769	0.207419802	2.05521994		0.964284738
	S4	0.698018024	0.207287405	2.05849209		0.965404137
方案三	S5	0.687689736	0.195460323		3.85331504	1.706379980
	S6	0.686767405	0.194980531		3.81839650	1.693016239

图 5-7 显示了以耕地和建设用地为中心元胞的邻域效应，其中（a1）至（a6）为耕地的邻域效应，（b1）至（b6）为建设用地的邻域效应。如，（a1）表示以耕地为中心元胞，5 元胞邻域范围内（5 元胞，即本文中距离中心元胞小于 500 米），耕地与草地的相互作用。当邻域效应参数为正数时，耕地对于草地为吸引作用，即中心元胞转换为耕地的概率增加。当邻域效应参数为负数时，耕地对于草地为排斥作用，中心元胞转换为草地的概率下降。（a3）和（a4）分别为邻域内耕地对耕地的作用力，以及建设用地对建设用地的作用力，本文为了与不同地类的相互作用进行区分，采用聚集效应来描绘相同地类间的作用力。

从下图5-7可以看出，校正过程产生的邻域效应相关参数存在明显变化趋势。在所有 6 个评估的解决方案中，耕地和建设用地的邻域效应具有明显差异性，并非严格遵循“距离衰减”的特征。

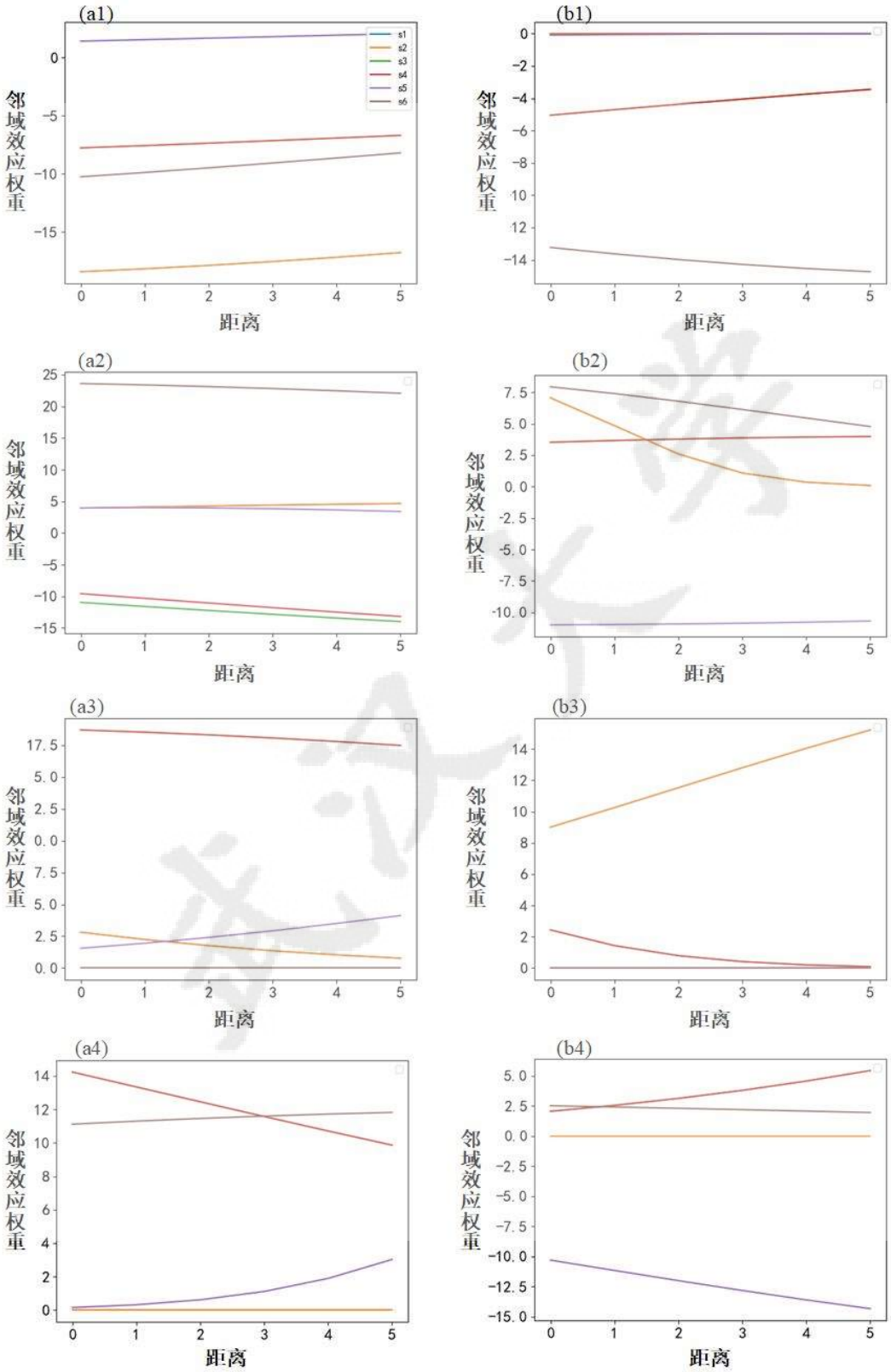

图 5-7 耕地及建设用地领域效应(距离单位：/元胞)

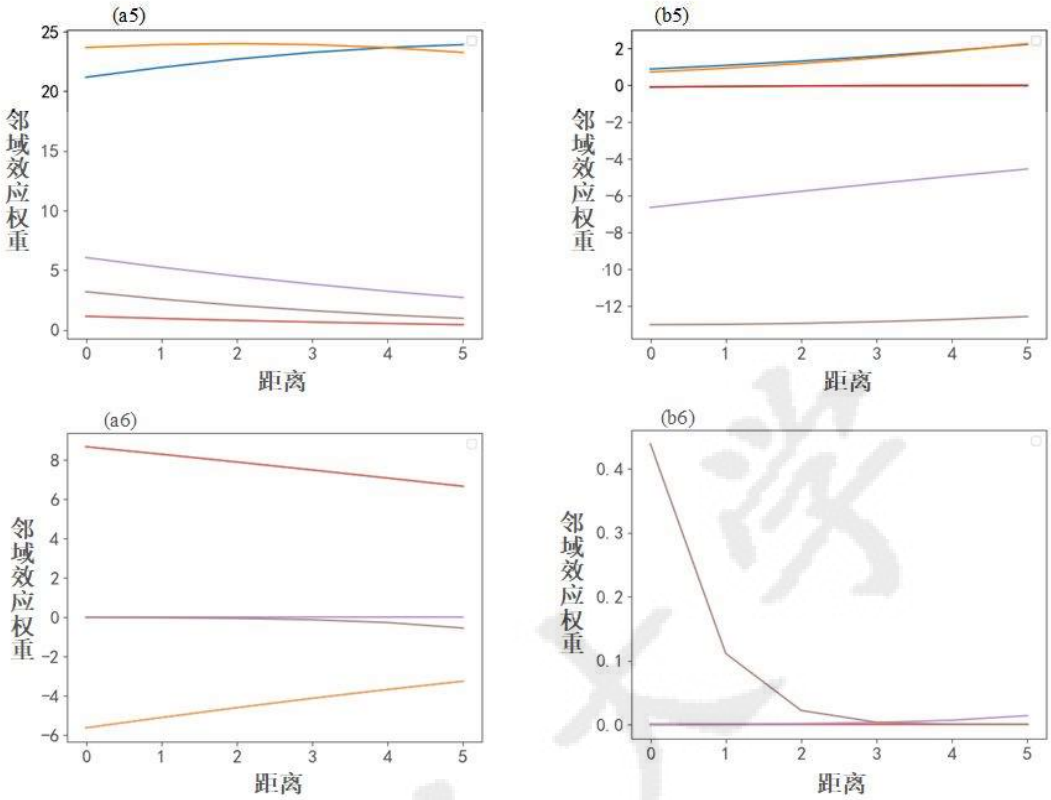

图 5-7 耕地及建设用地领域效应(距离单位：/元胞)

首先，图 5-7（a1）及图 5-7（b1）为耕地和建设用地对邻域内草地的邻域效应。在邻域范围内，草地的邻域效应权重基本小于 0，耕地和建设用地对草地呈现较强的排斥作用。其中，方案一所描述的“耕地-草地”及“建设用地-草地”邻域效应的排斥作用最为强烈，分别为-19 和-16。但随着距离的增大，排斥作用逐步衰减。

图 5-7（a2）及图 5-7（b2）为耕地和建设用地对邻域内林地的邻域效应。图 5-7（a2）中，三种方案所对应的邻域效应具有较大的差异。方案一和方案三虽然邻域效应权重的变化范围不同，但呈现相似的变化趋势：“耕地-林地”邻域效应大于 0，为吸引作用，且随距离的增加变化幅度不明显。方案二得到的邻域效应与之相反。图 5-7（b2）中，“建设用地-林地”邻域效应除方案三的 S5 解外，均为大于 0 的吸引作用，且呈现“距离衰减”的变化特征。当邻域距离大于 2 元胞（即本研究中距离大于 200 米），这种吸引作用明显减弱。

图 5-7（a3）为邻域内耕地的聚集作用，方案三的邻域效应变化趋势与其他两种方案不同，呈现随距离增加而增大的趋势。由于方案二在参数校正过程中增加景观维度的评估指标，推测主要是由于景观维度与位置维度的权衡过程中，耕地变化的模拟精确度 Kappa 指数下降，邻域效应参数为防止耕地变化呈现一边倒的倾向，增强了耕地聚集效应。

图 5-7（b4）建设用地的聚集作用与图 5-7（a3）耕地的聚集作用呈现近似的变化规律。方案一对应的建设用地的聚集作用在邻域范围变化不明显，而在方案二和三 4 个帕累托解对应的邻域效应中，呈现相反的变化趋势。

本文为重点分析耕地和建设用地间的邻域相互作用，将图 5-7（a4）及图 5-7（b3）单独拿出进行对比。图 5-7（a4）为耕地为中心元胞的“耕地-建设用地”相互作用力，图 5-7（b3）为建设用地为中心元胞的相互作用力，两种作用力均大于 0，为吸引力。以方案一的 S2 解为例，图 5-7（b3）中，耕地和建设用地的相互吸引力随着距离的增加以相同的增长率稳步增长。与之相对应的，图 5-7（a4）中，“耕地-建设用地”邻域效应反而变化不明显。推测这种差异性来源于 CNN 训练获取的适宜性概率，以及基于历史土地利用变化分析用地动态度的差异。图 5-7（b3）中，由于建设用地具有较大的土地利用适宜性和动态度，在模拟过程中，特别是主城区，容易出现过度集聚的现象，导致耕地面积的大幅度减少。模型在邻域系数的校正的过程中，通过增强邻域内对耕地的吸引力，抑制建设用地的过度集聚。图 5-7（a4）中，耕地在研究区范围内普遍具有较高的适宜性概率，变化幅度不大的吸引力即可抑制耕地向建设用地的过度转换。

图 5-7（a5）及图 5-7（b5）为耕地和建设用地对未利用地的邻域效应。基于第四章历史土地利用动态度分析，未利用地面积较小但动态度较大，耕地和建设用地在三种方案中，呈现不同的相互作用。图 5-7（a5）和图 5-7（b5）中，方案一和二“耕地-未利用地”和“建设用地-未利用地”领域效应均为吸引作用，且随着邻域距离的增加作用力增强，其中耕地对为未利用地的吸引力最为明显。在方案三中，“耕地-未利用地”和“建设用地-未利用地”领域效应呈现“距离衰减”的特征，其中建设用地对邻域内未利用地呈现明显的排斥作用。

图 5-7（a6）及图 5-7（b6）为耕地和建设用地对水体的邻域效应。图 5-7（a5）中，耕地对水体的作用虽然具有“邻域衰减”特征，但方案一和二呈现明显的两级分化，方案三则无明显变化趋势。图 5-7（b6）中，建设用地虽然在邻域范围内对水体呈现吸引作用，但均小于 0.5。在所有帕累托解获得的邻域效应中，方案三的相关参数模拟的邻域效应变化最为平缓。

5.5 本章小结

本章为评估 CNN-MOGA 模型的实用性，从参考模型、模型输出、邻域效应挖掘三个角度展开分析。首先，本研究以 2005~2015 年武汉市土地利用数据和多种驱动因素作为基础，对比参考模型输出结果的 Kappa、FoM、LPI 和 ED 值，以评估 CNN-MOGA 模型有效性。研究结果表明，耦合卷积网络与 NSGAII 的自校正 CA 能够提升 CA 模型的模拟性能，相比 ANN-CA（FLUS）模型，Kappa 和 FoM 模拟精度分别提高 12.67%和 53.84%。但权衡景观评价指标和位置评价指标后，尤其是加入 LPI 指标，难以真实捕捉研究时期内土地利用景观维度的变化特征。相比 FoM 指数，Kappa 在多目标土地利用变化模拟中的敏感性较差，受土地利用景观格局影响较小，不适合作为土地利用景观格局发生较大变化的土地利用变化模拟的评估指标。接着，对模拟输出的邻域效应相关参数和武汉市 2015 年的土地利用变化模拟图进行评估。研究发现，由于景观指标的选择问题和研究区域的历史土地利用演变特征，耕地向建设用地过度转移和建设用地过度集聚，难以通过 LPI 和 ED 进行控制，导致模型的准确度下降。对邻域效应的研究分析可以看出，在所有 6 个评估方案中，耕地和建设用地的邻域效应具有明显差异性，并非严格遵循“距离衰减”规律。

第6章 结论与展望

6.1 结论

针对当前基于 CA 的土地利用变化模拟研究中，忽视了时空异质性和模型校验对土地利用变化的作用机制，难以实现土地利用变化模型在真实应用场景的可靠性和拓展性问题，本文提出一种耦合卷积网络、多目标遗传算法和元胞自动机模型的 CNN-MOGA 模型。卷积网络具有提取图像高维邻域信息的能力，能够捕捉邻域范围内多种驱动因素的复杂关联机制。基于 NSGA II 的多目标遗传算法，进一步校正了 CA 模型的邻域效应相关参数，为理解邻域空间用地相互作用力与距离因素的关联机制，进而为构建高精度的土地利用变化模拟模型提供了新的方案。本文的研究主要从三个方面展开：首先，从土地利用动态度变化和景观格局变化两个角度对武汉市 2005-2010 年、2010-2015 年及 2015-2020 年的土地利用演变格局时空差异特征进行了分析，并划分出了研究空间分区，即主城区和远城区。从而在各空间分区上进行基于 CNN 的土地利用驱动机制研究，获取土地利用适宜性概率。其次，基于矢量运算设计了元胞自动机模型，并采用多目标遗传算法 NSGA II 对模型的转换规则进行校正。选择综合栅格一致性（Kappa、FoM）和景观一致性（LPI 和 ED）两个维度，设计了三种不同的 CA 自校正方案，探讨两个维度的权衡关系对土地利用变化模拟和校正的影响。最后，深入探讨邻域效应参数与土地利用演变过程的关联，并将其运用于武汉市 2015 年的土地利用变化模拟，验证 CNN-MOGA 模型的有效性。本研究得出以下结论：

（1）武汉市土地利用程度呈现较大的时空差异特征。2005-2020 年，武汉市土地利用变化的主要表现为以耕地为主的农业用地的减少和城市建设用地的快速扩张。远城区的土地利用程度变化呈现“初始土地利用程度偏低-平稳增长”的特征，主城区则呈现“初始土地利用程度较高-变化趋势差异性大”的特征。随着武汉市城镇化进程的加快，主城区建设用地面积增加，水体景观破碎度下降，水体空间分布趋于集中；而远城区建设用地的扩张侵占了原本整体化的耕地面积，导致耕地空间分布的景观破碎度增加。

（2）CNN-MOGA 模型与 FLUS 模型的模拟精度相比，其 Kappa 和 FoM 分别提高了 12.67%和 53.84%，其模拟结果在土地利用空间格局方面与真实的土地利用的空间格局更为接近。研究结果证明了分区元胞自动机模型的模拟结果具有更加真实的土地利用结构。但由于景观指标的选择问题和研究区域的历史土地利用演变特征，耕地向建设用地过度转移和建设用地过度集聚的难以通过 LPI 和 ED 进行控制，可能会导致模型的准确度下降。

（3）耕地和建设用地的邻域效应具有明显差异性，并非严格遵循“距离衰

减”规律。这种差异性受多目标校正方案以及中心元胞用地类型的影响，以耕地为中心元胞的“耕地-建设用地”相互作用力，在校正过程中变化不明显，推测这种差异性来源于 CNN 训练结果，以及历史土地利用动态度的差异。以建设用地为中心元胞的“耕地-建设用地”相互作用力，耕地和建设用地的相互吸引力，随着距离的增加以相同的增长率稳步增长。推测是由于建设用地具有较大的土地利用适宜性和动态度，在模拟过程中，特别是主城区，容易出现过度集聚的现象，导致耕地面积的大幅度减少，使得模型在校正的过程中，通过增强邻域内对耕地的吸引力，抑制建设用地的过度集聚。

6.2 创新点

（1）本文针对现有土地利用变化模拟研究中的不足，提出了 CNN-MOGA 模型。该模型通过空间划分，解决了土地利用变化模拟中由于时空异质性考虑不充分导致模拟精度降低的问题。模型基于 CNN 分别分析了各区域的土地利用变化驱动机制，CNN 训练总体精度达 83%以上，简化了元胞自动机转换规则构建过程，提高了对邻域空间内自然地理和社会经济等多土地利用驱动因素的感知。

（2）针对现有研究对 LUCC 模型校验的忽视，导致模型拓展性和解释性不足的问题，本文采用 NSGA II 算法提取了邻域内用地间作用力随距离因素的变化规律，构建了自校正的元胞自动机模型，即 CNN-MOGA 模型。该模型有效地提高了土地利用变化的模拟精度。与现有的 FLUS（ANN-CA）模型相比，土地利用变化的模拟精度提高了 12.67%。

6.3 展望

尽管本文提出了 CNN-MOGA 模型能够通过自校正算法对土地利用变化模拟的 CA 模型转换规则，特别是邻域效应进行参数优化，以达到模型精度提高的效果，但由于数据获取、计算机性能以及个人能力的限制，本研究仍有诸多不足之处。在未来工作中，可以从以下几个方面进行拓展和深入：

（1）CNN-MOGA 模型存在数据量较少的情况下，用地间的状态转换很容易出现一边倒的变化趋势。因此，本研究虽然考虑了空间分区，并在各子区域空间分别进行了卷积网络训练，但在邻域效应的校正过程中反而没有考虑空间异质性的影响。针对这种问题，可以在提高数据量的同时，在模型迭代过程中增加筛选条件，从而能够分区进行 CA 参数的校正。

（2）本研究缺乏模型对未来多情景土地利用变化的预测分析，后续研究可以基于校正后的邻域效应，设计多种土地利用变化情景，探讨城市在不同社会经济背景下的土地利用演变趋势。具体可以通过 2010~2020 年的历史土地利用数据进行模型校正，对 2020~2030 年的土地利用变化进行多情景预测。此外，在进行

模型校正时，应增加景观一致性评估指标，将多种景观指数纳入校正过程，基于模拟结果分析，选择合适的景观指数以预测未来的土地利用变化，探索土地利用发展战略的潜在影响。

武汉大学

代码实现

```
def ca(neighbour_weight):
    neighbour_weight = neighbour_weight.reshape((6, 6, 3))
    begin_img_path = 'lu_05.tif'
    end_img_path = 'lu_15.tif'
    p_path = 'cnn_dispart.tif'

    global EFFECT_OF_INERTIA
    EFFECT_OF_INERTIA = cp.ones(6)
    number_of_iter = 35
    moor_radius = 11
    img_begin, con0 = read_img(begin_img_path)
    img_end, con1 = read_img(end_img_path)
    img_possibility_of_occurence, con2 = read_img(p_path)

    img_init = img_begin.copy()   # 初始地图
    valid_con = con1 & con0 & con2
    del con1, con2, con0

    goal_list = count_land_use(img_end)
    land_use_count_begin = count_land_use(img_begin)
    land_use_count_cur = land_use_count_begin.copy()
    land_use_count_pre = land_use_count_begin.copy()
    land_use_count_goal = goal_list

    bol = cp.full((879, 879), True) & valid_con
    for iter_idx in range(number_of_iter):
        land_use_count_cur = count_land_use(img_begin)   # 在迭代中更改
        cur_diff_list = land_use_count_goal - land_use_count_cur   # t-1
        pre_diff_list = land_use_count_goal - land_use_count_pre   # t-2
        land_use_count_pre = land_use_count_cur.copy()
        if iter_idx > 10:
            if (sum(abs(x) for x in cur_diff_list) < 100):
                result = target(img_begin, img_end, img_init, valid_con)
```

```
            return result
        # 计算邻域效应
        img_neighbour = count_neighbour_vectorize(
            img_begin, moor_radius, neighbour_weight)
        possibility_of_change = img_neighbour * img_possibility_of_occurence
        possibility_of_change_mtx = possibility_of_change / \
            cp.sum(possibility_of_change, axis=2, keepdims=True)
        roulette_r = (cp.cumsum(possibility_of_change_mtx, axis=2) > cp.random.uniform(size=(
            possibility_of_change_mtx.shape[0], possibility_of_change_mtx.shape[1], 1),
dtype=cp.float32)).astype(cp.int8)  # 获得轮盘结果
        # 轮盘赌
        roulette_r = (6 - cp.sum(roulette_r, axis=2)) + 1
        land_type_list_1 = cp.arange(1, 7)
        cp.random.shuffle(land_type_list_1)
        land_type_list_2 = cp.arange(1, 7)
        cp.random.shuffle(land_type_list_2)
        for old_land_type in land_type_list_1:
            for new_land_type in land_type_list_2:
                if old_land_type == new_land_type:
                    continue
                if CHANGE_COST[old_land_type-1, new_land_type-1] == 0:
                    continue
                old_begin_count = land_use_count_begin[old_land_type-1]
                old_goal_count = land_use_count_goal[old_land_type - 1]
                old_cur_count = land_use_count_cur[old_land_type-1]
                new_begin_count = land_use_count_begin[new_land_type-1]
                new_goal_count = land_use_count_goal[new_land_type - 1]
                new_cur_count = land_use_count_cur[new_land_type-1]
                possib_old = possibility_of_change[:, :, old_land_type-1]
                possib_new = possibility_of_change[:, :, new_land_type-1]

                un_possib_old = possib_old
                ch_possib_new = possib_new
                con_ch = ch_possib_new > un_possib_old
```

```
# 轮盘赌的获胜用地
roul_con = roulette_r == new_land_type
# 用地状态改变改变
chan_con = img_begin == old_land_type
con_all = valid_con & roul_con & chan_con & bol & con_ch
del con_ch, roul_con, chan_con
count_of_change = cp.count_nonzero(con_all)
if count_of_change > 0:
    # 限制一次转移不过量
    limit_cnt= int(land_use_count_begin[old_land_type-1])*0.05
    if count_of_change > limit_cnt:
        row_list, col_list = cp.where(con_all)
        randomize = cp.arange(len(row_list))
        cp.random.shuffle(randomize)
        diff_count = count_of_change-limit_cnt
        randomize = randomize[:diff_count]
        row_adj = row_list[randomize]
        col_adj = col_list[randomize]

        con_all[row_adj, col_adj] = False
        count_of_change = cp.count_nonzero(con_all)
    old_tmp_count = old_cur_count - count_of_change
    new_tmp_count = new_cur_count + count_of_change

    if ((old_begin_count >= old_goal_count) and (old_tmp_count < old_goal_count)) or \
            ((new_begin_count <= new_goal_count) and (new_tmp_count > new_goal_count)):
        diff_old = old_cur_count - old_goal_count
        diff_new = new_goal_count - new_cur_count

        count_of_change_adj = min(diff_old, diff_new)
        diff_count_of_change = count_of_change - count_of_change_adj
        row_list, col_list = cp.where(con_all)
```

```
            randomize = cp.arange(len(row_list))
            cp.random.shuffle(randomize)
            randomize = randomize[:diff_count_of_change]
            row_list_adj = row_list[randomize]
            col_list_adj = col_list[randomize]

            con_all[row_list_adj, col_list_adj] = False

        count_of_change = cp.count_nonzero(con_all)
        land_use_count_cur[old_land_type-1] -= count_of_change
        land_use_count_cur[new_land_type-1] += count_of_change
        img_begin[con_all] = new_land_type
        bol[con_all] = False

    del roulette_r, img_neighbour, possibility_of_change_mtx
return [0.1, 0.1]
```

参考文献

[1] Zhou Y, Li X, Liu Y. Land use change and driving factors in rural China during the period 1995-2015[J]. Land Use Policy, 2020, 99(December 2019): 105048.

[2] Song X, Feng Q, Xia F, et al. Impacts of changing urban land-use structure on sustainable city growth in China: A population-density dynamics perspective[J]. Habitat International, 2021, 107.

[3] Sovacool B K. Who are the victims of low-carbon transitions? Towards a political ecology of climate change mitigation[J]. Energy Research and Social Science, 2021, 73.

[4] Tian Z, Wang J W, Li J, et al. Designing future crops: challenges and strategies for sustainable agriculture[J]. Plant Journal, 2021, 105(5): 1165–1178.

[5] Yu B. Ecological effects of new-type urbanization in China[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 135: 110239.

[6] Winkler K, Fuchs R, Rounsevell M, et al. Global land use changes are four times greater than previously estimated[J]. Nature Communications, 2021, 12(1).

[7] Jiang Y, Long H, Ives C D, et al. Modes and practices of rural vitalisation promoted by land consolidation in a rapidly urbanising China: A perspective of multifunctionality[J]. Habitat International, 2022, 121.

[8] Dado J M, Narisma G T. The Effect of Urban Expansion in Metro Manila on the Southwest Monsoon Rainfall[J]. Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences, 2022, 58(1).

[9] 陈明星, 陆大道, 张华. 中国城市化水平的综合测度及其动力因子分析[J]. 地理学报, 2009, 64(04): 387–398.

[10] 顾朝林, 管卫华, 刘合林. 中国城镇化2050:SD模型与过程模拟[J]. 中国科学:地球科学, 2017, 47(7): 818–832.

[11] 张晓彤, 张立新. 中国城镇化进程概述和未来城镇化水平预测[J]. 云南农业大学学报(社会科学), 2021, 15(01): 20–25.

[12] Nourqolipour R, Mohamed Shariff A R B, Balasundram S K, et al. A GIS-based model to analyze the spatial and temporal development of oil palm land use in Kuala Langat district, Malaysia[J]. Environmental Earth Sciences, 2015, 73(4): 1687–1700.

[13] Kindu M, Schneider T, Teketay D, et al. Drivers of land use/land cover changes in Munessa-Shashemene landscape of the south-central highlands of Ethiopia[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2015, 187(7): 452.

[14] Wu H, Lin A, Xing X, et al. Identifying core driving factors of urban land use change from global land cover products and POI data using the random forest method[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 103.

[15] Tasser E, Leitinger G, Tappeiner U. Climate change versus land-use change—What affects the mountain landscapes more? [J] Land Use Policy, 2017, 60: 60–72.

[16] Dang A N, Kawasaki A. Integrating biophysical and socio-economic factors for land-use and land-cover change projection in agricultural economic regions[J]. Ecological Modelling, 2017, 344: 29–37.

[17] Liang X, Guan Q, Clarke K C, et al. Understanding the drivers of sustainable land expansion using a patch-generating land use simulation (PLUS) model: A case study in Wuhan, China[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2021, 85(November 2020): 101569.

[18] 刘纪远, 张增祥, 徐新良, 等. 21世纪初中国土地利用变化的空间格局与驱动力分析[J].

地理学报, 2009, 64(12): 1411–1420.
[19] 韩会然, 杨成凤, 宋金平. 北京市土地利用空间格局演化模拟及预测[J]. 地理科学进展, 2015, 34(8): 976–986.
[20] Ke X, Vliet J VAN, Zhou T, et al. Land Use Policy Direct and indirect loss of natural habitat due to built-up area expansion : A model-based analysis for the city of Wuhan , China[J]. Land Use Policy, 2017(December 2016): 0–1.
[21] Shu B, Zhu S, Qu Y, et al. Modelling multi-regional urban growth with multilevel logistic cellular automata[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2020, 80.
[22] Verburg P H, Alexander P, Evans T, et al. Beyond land cover change: towards a new generation of land use models[J]. Current Opinion in Environmental Sustainability, 2019, 38: 77–85.
[23] Gao J, O'Neill B C. Mapping global urban land for the 21st century with data-driven simulations and Shared Socioeconomic Pathways[J]. Nature Communications, 2020, 11(1).
[24] 刘纪远, 宁佳, 匡文慧, 等. 2010-2015年中国土地利用变化的时空格局与新特征. 地理学报, 2018, 73(5): 789–802.
[25] Liu M, Tian H. China's land cover and land use change from 1700 to 2005: Estimations from high-resolution satellite data and historical archives[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2010, 24(3).
[26] 范树平, 程从坤, 刘友兆, 等. 中国土地利用/土地覆盖研究综述与展望[J]. 地域研究与开发, 2017, 36(02): 94–101.
[27] 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(05): 29-36+127.
[28] Liu X, Liang X, Li X, et al. A future land use simulation model (FLUS) for simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects[J]. Landscape and Urban Planning, 2017, 168: 94–116.
[29] Verburg P H, Schot P P, Dijst M J, et al. Land use change modelling: current practice and research priorities[J]. GeoJournal 2004 61:4, 2004, 61(4): 309–324.
[30] Ren Y, Lü Y, Comber A, et al. Spatially explicit simulation of land use/land cover changes: Current coverage and future prospects[J]. Earth-Science Reviews, 2019, 190: 398–415.
[31] Barredo J I, Kasanko M, McCormick N, et al. Modelling dynamic spatial processes: Simulation of urban future scenarios through cellular automata[J]. Landscape and Urban Planning, 2003, 64(3): 145–160.
[32] 刘兴权, 涛吴, 甘喜庆. 基于可控邻域作用 CA 的城市扩张研究[J] 国土资源遥感, 2011(02): 110–114.
[33] Lei Z, Feng Y, Tong X, et al. A spatial error-based cellular automata approach to reproducing and projecting dynamic urban expansion[J]. Geocarto International, 2022, 37(2): 560–580.
[34] Ke X, Qi L, Zeng C. A partitioned and asynchronous cellular automata model for urban growth simulation[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2016, 30(4): 637–659.
[35] 周丹, 袁永博. 基于地理加权和元胞自动机的建设用地发展模拟[J]. 国土资源科技管理, 2011, 28(02): 72–77.
[36] 黎夏, 叶嘉安. 基于神经网络的元胞自动机及模拟复杂土地利用系统[J]. 地理研究, 2005(01): 19–27.
[37] Qian Y, Xing W, Guan X, 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.
[38] 杨健鹏，罗泽，张应明. 土地利用演变过程的人工智能建模[J]. 数据与计算发展前沿，2020，2(3), 2020, 2(3): 137–145.
[39] van Vliet J, Bregt A K, Brown D G, et al. A review of current calibration and validation practices in land-change modeling[J]. Environmental Modelling and Software, 2016, 82: 174–182.
[40] Brown D G, Page S, Riolo R, et al. Path dependence and the validation of agent-based spatial models of land use[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2005, 19(2): 153–174.
[41] Jafarnezhad J, Salmanmahiny A, Sakieh Y. Subjectivity versus Objectivity: Comparative Study between Brute Force Method and Genetic Algorithm for Calibrating the SLEUTH Urban Growth Model[J]. Journal of Urban Planning and Development, 2016, 142(3): 05015015.
[42] García A M, Santé I, Boullón M, et al. Calibration of an urban cellular automaton model by using statistical techniques and a genetic algorithm[J]. Application to a small urban settlement of NW Spain. International Journal of Geographical Information Science, 2013, 27(8): 1593–1611.
[43] van Vliet J, Bregt A K, Brown D G, et al. A review of current calibration and validation practices in land-change modeling[J]. Environmental Modelling & Software, 2016, 82: 174–182.
[44] 王海军，畅夏，张安琪，等. 利用生物地理学优化算法获取城市扩展元胞自动机模型参数[J]. 武汉大学学报, 2017, 42(09): 1323–1329.
[45] 杨青生，夏黎. 基于遗传算法自动获取CA模型的参数——以东莞市城市发展模拟为例[J]. 地理研究, 2007(02): 229–237.
[46] Blecic I, Cecchini A, Trunfio G A. How much past to see the future: a computational study in calibrating urban cellular automata[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2015, 29(3): 349–374.
[47] Lin J, Li X, Li S, et al. What is the influence of landscape metric selection on the calibration of land-use/cover simulation models? [J]Environmental Modelling & Software, 2020, 129: 104719.
[48] Li X, Lin J, Chen Y, et al. Calibrating cellular automata based on landscape metrics by using genetic algorithms[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2013, 27(3): 594–613.
[49] Yang J, Huang X. The 30m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019[J]. Earth System Science Data, 2021, 13(8): 3907–3925.
[50] Verburg P H, de Nijs T C M, van Eck J R, et al. A method to analyse neighbourhood characteristics of land use patterns[J]. Computers,Environment and Urban Systems, 2004, 28(6): 667–690.
[51] Liu H, Liu J, Yang W, et al. Analysis and prediction of land use in Beijing-Tianjin-Hebei region: A study based on the improved convolutional neural network model[J]. Sustainability, 2020, 12(7).
[52] Newland C P, van Delden H, Zecchin A C, et al. A hybrid (semi) automatic calibration method for Cellular Automata land-use models: Combining evolutionary algorithms with process understanding[J]. Environmental Modelling & Software, 2020, 134: 104830.
[53] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-

II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182–197.

[54] van Vliet J, Bregt A K, Hagen-Zanker A. Revisiting Kappa to account for change in the accuracy assessment of land-use change models[J]. Ecological Modelling, 2011, 222(8): 1367–1375.

[55] Pontius R G, Boersma W, Castella J-C, et al. Comparing the input, output, and validation maps for several models of land change[J]. The Annals of Regional Science, 2008, 42(1): 11–37.

[56] McGarigal K, Cushman S ., Ene E. FRAGSTATS v4: Spatial Pattern Analysis Program for Categorical and Continuous Maps. Computer Software Program Produced by the Authors at the University of Massachusetts, Amherst. [2022-04-26]. http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/fragstats.html.

[57] 庄大方, 刘纪远. 中国土地利用程度的区域分异模型研究[J]. 自然资源学报, 1997(02): 10–16.

[58] Zhang Y, Liu X, Chen G, et al. Simulation of urban expansion based on cellular automata and maximum entropy model[J]. Science China Earth Sciences, 2020, 63(5): 701–712.

[59] Wang Y, Sha Z, Tan X, et al. Modeling urban growth by coupling localized spatio-temporal association analysis and binary logistic regression[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2020, 81: 101482.

[60] Müller K, Steinmeier C, Küchler M. Urban growth along motorways in Switzerland[J]. Landscape and Urban Planning, 2010, 98(1): 3–12.

[61] Vermeiren K, Van Rompaey A, Loopmans M, et al. Urban growth of Kampala, Uganda: Pattern analysis and scenario development[J]. Landscape and Urban Planning, 2012, 106(2): 199–206.

在读期间科研成果

论文：

1 近三十年土地利用变化情景模拟研究进展。

参加科研项目：

1 国家重点研发计划（项目批准号：2018YFB2100603），城市日常管理数据汇聚融合与事件动态仿真；

2 国家自然科学基金（项目批准号：42101259），长江流域植被变化与水资源时空耦合及其空间优化；

3 中国博士后科学基金面上项目（项目批准号：2021M702508），长江流域植被变化与水资源时空耦合；

4 南京北斗创新应用科技研究院实验室开放基金（项目批准号：20210102），巨型水库群农林用地变化遥感监测及模型预测。

致谢

时光飞逝，岁月如梭，转移已在武大度过了两年的时光。回首来时路，风雨伴征途。研究生两年，是认识科研，突破自我的过程。实验室严谨浓厚的学术氛围，前沿创新的导师团队，轻松自由的生活环境，让我的科研启蒙少走了很多弯路。能够加入王伟教授团队，跟一群志同道合的同门共同进步，让我感到非常荣幸。回首两年的研究生时光，由于本科为计算机专业，对 GIS 的认知少之又少，刚进入实验室的我，懵懵懂懂地踏上了一条崭新的“求索之路”。面对浩如烟海的知识，我首先感受到的是迷惘和孤独。还记得研一期间，我初次尝试对论文进行代码复现。由于实验效果远不及预期，我在调试和自我怀疑间徘徊不前。好在始终有室友的鼓励和支持，及小组师兄师姐的关心和引导，让在我怀疑自身能力时得到充分的肯定，在我遇到难题时得到有效的意见。我感受到个人的能力终究是有限的，无论是科研还是生活都需要有一颗兼容并蓄的心，广泛汲取他人的经验，与自身实践相结合才能走得更远。

始终非常感谢我的导师王伟老师、王超老师和李柏延师兄，在研究生两年多的时间里提供的指导和支持，让我能够在一个无忧无虑的环境中潜心学术，专心学习。王伟老师在我实验进展不顺利的时候，始终鼓励我以积极乐观的心态去面对种种挑战。王超老师在我研究进入困局时，提议我多和师兄师姐交流沟通，汲取多方经验和建议。李柏延师兄严谨的治学态度、缜密的研究思路深深影响着我，也激励着我不断向前探索新的未知。在此谨向王伟老师、王超老师和李师兄致以由衷的谢意和崇高的敬意。

感恩我的父母一直以来在物质上和精神上给我提供的支撑，让我能够心无旁骛地沉浸在科学研究之中，无忧无虑地享受象牙塔的生活。感谢一路以来的知心好友张可心、宋旭颖和任晖，让我对科研与生活有了更加全面的认识，对未来与未知有了更清晰的思考。感谢我的师兄廖思远，师姐纪仁可等人的支持和帮助，是你们让我度过了两年充实而快乐的时光。

能在武汉大学度过研究生两年的黄金时光是多么的幸运，愿此去前程似锦，归来仍是珞珈少年！

武汉大学学位论文使用授权协议书

（一式两份，一份论文作者保存，一份留学校存档）

本学位论文作者愿意遵守武汉大学关于保存、使用学位论文的管理办法及规定，即：学校有权保存学位论文的电子版和印刷本，并提供文献检索与阅览服务；学校可以采用影印、缩印、数字化或其它复制手段保存论文；在以教学与科研服务为目的前提下，学校可以向本校认证用户公布部分及全部内容。

1、 在本论文提交当年，同意向本校认证用户以及中国高等教育文献保障系统（CALIS）之高校学位论文系统提供查询及前十六页浏览服务。

2、 在本论文提交□当年/□一年/☑两年/□三年以后，允许本校认证用户在线浏览全文，学校可以为存在馆际合作关系的图书馆提供全文文献传递服务。

论文作者（签名）：李沐春

学　　号：2020286190092

学　　院：测绘遥感信息工程国家重点实验室

日期：2022 年 6 月 7 日