

20世纪90年代以来土地变化模型的研究趋势与未来挑战

王元慧^{1,2}, 宋长青², 高怡凡², 谢一茹², 叶思菁², 高培超^{2*}

(1. 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875;

2. 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875)

摘要:在多种自然及人文因素驱动下,中国的土地系统正发生深刻变化。建模预测土地系统变化,一方面可为国土空间规划等国家重大需求问题提供决策支持,另一方面可为土地变化机理及地表综合模拟研究提供研究支持。论文针对土地变化模型展开综述,梳理20世纪90年代以来国内外土地变化模型的起源与发展,总结发展趋势,讨论土地变化模型的现存挑战并提出展望。研究发现,目前土地变化模型存在两大发展趋势:供需关系平衡化、模型参数的组合与优化。其中供需关系平衡化体现在从单方面考虑“供”或“需”的模拟到“供—需”平衡模拟的核心思想转变,并存在两大主要路径:“自上而下”的降尺度空间化路径、“自下而上”的科学化需求耦合路径。模型参数的组合与优化一方面体现在模型中的土地变化规则从描述性规则为主逐渐转向组合式的参数化规则为主,另一方面体现在围绕参数优化开展的一系列回归模型改进及机器学习融合研究。同时,土地变化模型仍存在一系列挑战,具体包括核心机理的数学分歧、从“非监督模拟”到“监督模拟”的起步与挑战,以及新范式(矢量数据范式和混合栅格范式)未充分弥补旧范式(栅格数据范式)的遗憾。未来应重点关注土地变化模型中的数学机制,深入评估对比现有机制并在解析式中引入复杂性机制;在新范式下耦合系列规划政策,推动“监督模拟”进一步发展。

关键词:土地变化模型;模型机理;模型发展趋势;挑战

土地是人类生产生活的必要基础,能提供丰富的生态系统服务,一直受到广泛关注。一系列研究基于覆被/利用的分类视角,对土地格局及变化进行了深入探索^[1]。在此基础上,有学者进一步考虑土地利用的强度与多功能因素,构建土地系统分类,从土地系统视角进行了分析建模^[2]。相较传统的土地覆被/利用分类,土地系统分类能从人地耦合视角出发,对土地变化进行更深层次理解^[3]。研究表明,中国的土地系统正受到多种自然和人文因素驱动,发生深刻变化。例如,城市化快速发展背景下,仅

1990—2010年间,中国城市建成区面积增长便超过1.8万km²,年均增幅5.64%^[4];气候变化及人为因素干扰下,中国西藏地区出现明显的草地退化,1995—2015年际退化面积波动变化,最高一年已超过52万km²^[5]。与此同时,中国正在将主体功能区规划、土地利用规划、城乡规划等空间规划融合为统一的国土空间规划(“多规合一”),这些强有力的政策措施也将对土地系统的发展演变造成巨大影响。

作为土地变化领域的核心问题之一,土地系统

收稿日期:2022-10-06;修订日期:2023-04-08。

基金项目:国家自然科学基金项目(42230106,42171088,42271418,42171250);地表过程与资源生态国家重点实验室自主课题(2022-ZD-04)。[Foundation: National Natural Science Foundation of China, No. 42230106, 42171088, 42271418 and 42171250; Project of State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, No. 2022-ZD-04.]

第一作者简介:王元慧(1997—),女,河南洛阳市人,博士生,主要研究方向为复杂人地系统建模与分析。

E-mail: yuanhuiwang@mail.bnu.edu.cn

*通信作者简介:高培超(1991—),男,河南许昌市人,副教授,硕士生导师,主要研究方向为信息地理学。

E-mail: gaopc@bnu.edu.cn

引用格式:王元慧,宋长青,高怡凡,等. 20世纪90年代以来土地变化模型的研究趋势与未来挑战[J]. 地理科学进展, 2023, 42(6): 1192-1203. [Wang Yuanhui, Song Changqing, Gao Yifan, et al. Trends of land use change model development since the 1990s and future challenges. Progress in Geography, 2023, 42(6): 1192-1203.] DOI: 10.18306/dlxjz.2023.06.014

变化的建模与预测可为国土空间规划等国家重大需求问题提供理论支撑和决策支持,具有极强的政策实践意义。《中共中央国务院关于建立国土空间规划体系并监督实施的若干意见》(2019年)要求,至2025年要形成以国土空间规划为基础,以统一用途管制为手段的国土空间开发保护制度。2022年2月,自然资源部成立国土空间规划研究中心,专门服务于国土空间规划重大问题和基础研究等工作。这些工作中的瓶颈是如何判别不同规划方案的长期影响,科学准确的土地变化模拟预测是突破瓶颈的重要手段。与此同时,在“美丽中国”建设^[6]、“高质量发展”新理念^[7]、2030年“碳达峰”与2060年“碳中和”目标^[8-9]等新时代国家重大需求中,土地系统作为人类赖以生存的基础资源,成为了这些需求的落脚点和重要支撑。土地变化的建模及预测也为在“人类世”中构建和谐的、可持续的人地关系提供了决策支持^[10]。

与此同时,土地系统变化的建模及预测研究意义丰富,具有明显的内生及溢出作用,在地理学研究中具有重要地位。一方面,土地系统变化模拟对土地变化研究存在强有力的内生推动作用,有助于检验和增强对土地利用过程 and 变化机理的理解^[11],有助于识别关键驱动因子并对土地变化过程中的未知因素进行假设检验与推演^[12-13]。另一方面,土地系统变化模拟能为多个科学研究领域提供基础,存在明显的溢出作用。土地变化模型在众多综合评估模型中占据重要的位置,能够为全球及区域综合评估模型提供基础数据和核心驱动,被用于帮助分析和解决包括生物多样性、水循环、气候变化影响及减缓与适应行动在内的全球尺度的重要问题^[14-15],成为多种生物物理类和社会经济类模型的核心组成部分^[16]。同时,土地系统变化模拟还常用于权衡粮食产量和生态效益^[17]、陆地生态系统碳循环^[18]等问题。

20世纪90年代以来,土地变化研究受到广泛重视并迎来蓬勃发展。目前,已有研究从模拟原理、模型分类、经典模型等方面^[19-21]对土地变化模拟进行了一系列回顾。在此背景下,本文进一步梳理了20世纪90年代以来年国内外土地变化模型的起源与发展,总结出两大模型发展趋势(供需关系平衡化、参数的组合与优化),讨论土地变化建模的现存挑战,并对未来的土地变化建模研究提出展望。

1 土地变化模型的缘起与发展(1990—2010年)

土地变化及其模型研究源远流长,地理学众所周知的第一定律便和土地变化模拟密不可分:其源自半个世纪前发表的一篇模拟城市用地扩张的研究论文^[22]。20世纪90年代以来,土地变化及其模型研究开始在国际上受到广泛重视。土地变化及其模型的研究形成国际共识,各大国际组织和各地研究力量纷纷启动了相关计划。例如,联合国环境规划署于1994年启动了“土地覆被评价和模拟”项目^[23];国际地圈生物圈计划和全球环境变化的人文因素计划于1995年共同提出“土地利用和覆被变化”研究计划,并将土地变化模型列为重点^[24]。国际应用系统研究所也于1995年启动了“欧洲和北亚土地利用/覆被变化建模”项目^[25]。

在众多项目与计划的推动下,从20世纪90年代至今,土地变化研究迎来了蓬勃发展。其中,前20年(1990—2010年)见证了一系列土地变化模型的活跃研发,具有奠基性意义^[26]。至21世纪的头10年时,已形成了门类众多、特色各异的土地变化模型。无论从何种分类体系审视,当时的土地变化模型已相当齐全。例如,黄秋昊等^[27]认为土地变化模型的研发已同时朝着回答何时、何地、为何3类的方向发展,已应用了转移概率论、多变量统计方法、经济优化理论、“三论”(即系统论、控制论、信息论;今亦称“老三论”)等理论方法,分别形成了马尔科夫链(Markov chain)模型、多元统计模型、类似杜能(Thünen)模型、系统动力学模型等。王丽等^[28]认为学术界已从物理模型(机理模型)、数值模型、空间展布模型、综合评价模型角度展开研究。张华等^[29]通过综述认为,学术界已发展出基于行为者的模型、经验统计模型、优化模型、动力模型、混合模型共5大类模型。根据唐华俊等^[12]的梳理,学术界已研发出针对各类土地利用/覆被类型的模型(如林地模型、城市模型、农业模型等)、针对各个空间尺度的模型(如区域、国家、全球等),其中既有强调空间分布的地理模型,亦有强调数量结构的经济模型。根据余强毅等^[30]的综述,学术界的成果既有“自上而下”的土地变化模型(先确定宏观需求、后对需求进行微观上的空间配置),亦有“自下而上”模型(强调微观上的土地单元变化、通过微观变化涌现出宏观结果)。国际学者同样认为土地变化模

型众多^[11],已形成经验统计模型、随机性模型、优化式模型、基于动态过程的模型等4大类别。在这20年(1990—2010年)中,具有代表性的、国内外常用的模型主要包括:SLEUTH(slope, land, exclusion, urban extent, transportation and hill shade)模型^[31-32]、CLUE(conversion of land use and its effects)系列模型^[15]、GCMG模型^[33](该模型名称是灰色预测“grey prediction”、元胞自动机“cellular automata”、多目标决策模型“multi-criterion decision-making”、地理信息系统“Geographic Information System”的首字母集合)、LUSD(land use scenarios dynamics model)模型^[34]、UES(urban expansion scenario)模型^[35]、GeoSOS(geographical simulation and optimization system)系列模型^[36-38]、LUTI(urban land use/transport interaction model)及其扩展^[39],以及其他未独立命名的模型,例如基于马尔科夫链的模型^[40-41]、多主体模型^[42-43]等。

正如Turner等^[26]所言,这奠基性的20年见证了“土地变化科学”新领域的形成。与此同时,学术界也开始在提升土地变化模型的性能方面做出显著努力^[44]。这些努力大多始于21世纪初并在21世纪10年代达到鼎盛,具体体现在模型构建思想的革新及模型运行机制的优化上,推动了模型的革新提升。基于此,本文回顾这一时期(2000年至今)土地变化模型的建模思想和运行机制的演变趋势,并总结出两大发展趋势。

2 土地变化模型发展趋势(2000年至今)

2.1 土地变化模型发展趋势一:供需关系平衡化

在土地利用变化模型性能提升的浪潮中,供需关系平衡化是重要的努力方向之一。它的实质是重要的思维转换,引发了一系列方法革新。本节对供需关系平衡化的思维转换与方法革新分别展开介绍。

2.1.1 供需关系平衡化的思维转换

为了提升模拟和预测的性能,土地变化模型开始在模拟中同时考虑土地需求和土地供给、开始以供给—需求(简称供需)关系平衡化为目标。2010年以前的模型中大多仅考虑土地供给和需求中的单个方面。单方面考虑需求的模型追求能够准确地模拟/预测出指定年份的土地数量和结构,这类模型

以唐华俊等^[12]分类体系中的经济模型为代表。此类模型的常见应用是作为其他宏观模型的子模型,不以形成空间显式的土地变化结果(即地图)为目标;单方面考虑供给的模型以余强毅等^[30]分类体系中的“自下而上”模型为代表(其中“上”代表需求,“下”代表土地利用格局),注重对土地变化单元受环境变量影响的建模以及对变化单元间的相互作用进行建模,并以迭代的方式运行,特点是迭代终止条件的设置依据不足。例如,2010年以前的元胞自动机模型在预测未来土地变化时往往以主观设定的迭代次数为终止条件^[41]。在“供需关系平衡化”的努力中,标志性的工作是何春阳等^[34]提出耦合系统动力学模型和元胞自动机模型的思想,通过后者调配土地的供给结构实现前者运算出的需求总量。该思想在后续工作中相当常见^[45],并在Liu等^[46]的FLUS(future land use simulation)模型中起到了重要的支撑作用。

2.1.2 供需关系平衡化的方法革新

学术界逐渐意识到“供需关系平衡化”的重要性,但学者们在实现平衡化的过程中有着不同的路径。根据实现供需平衡时的攻坚方向,既有路径可分为2类,分别侧重对需求模型(“上”)和供给模型(“下”)的研究。

侧重研究需求模型的路径的核心是如何将大尺度需求空间化,整体思路是“自上而下”。其典型代表是Chen等^[47]利用复杂的降尺度工具^[48]将著名的全球综合评估模型GCAM(global change analysis model)的结果(2015—2100年每5年的土地需求量与结构)空间化,形成全球0.05°空间分辨率的预测结果。其他典型工作见Li等^[49]。该路径受制于全球综合评估模型的质量和研究区(若非全球)是否具有更详尽的综合评估模型的结果,需要专门建立动力学模型,因此,该路径并未成为地理信息科学领域学者的主要努力方向。

侧重研究供给模型的路径的核心是确定需求和寻找能实现供需平衡的可行解两大关键点,整体思路是“自下而上”。关于需求的确定,学者们开始在“自下而上”的模型中更加科学地考虑未来需求。代表性工作包括:使用“自下而上”的模型时采用全球综合评估模型GCAM的宏观需求^[50]、采用全球综合评估模型IMAGE(integrated model to access the global environment)的宏观需求^[14,16,47]、采用LUH2(land-use harmonization 2)数据集^[51]和共享社

会经济路径^[52]、采用基于马尔科夫链的需求^[53]、采用排放情景^[54]等。关于可行解的寻找,其要点在于如何通过微观尺度(土地变化单元尺度)上的变化模拟实现供需平衡,因此,关键在于微观尺度上的变化模拟机制优化,具体主要基于参数的组合与优化思想实现,这构成了原范式下模型性能改进的另一项趋势。

2.2 土地变化模型发展趋势二:参数的组合与优化

在奠基性研究的基础上、在上述供需关系平衡化的趋势下,土地变化模型研究在这一时期(2000年至今)、尤其是21世纪10年代的主要精力集中于微观尺度上变化模拟机制的优化,具体体现在两大方面:基于参数组合的土地变化规则更加参数化、参数更加科学化。

2.2.1 基于参数组合的土地变化规则参数化

微观尺度上的变化模拟机制经历了从规则描述到参数量化组合的转变。早期的机制是决策树式、描述性的规则集合,此时的土地变化模型在国际上常被称为“基于规则的模拟模型”^[55];后期的变化模拟机制通常高度参数化并对参数进行定量组合。它们的特点分别为:(1)描述性规则为主。首先计算出每种土地类型在每个地块上的适宜度,然后执行各类描述性规则。例如,在上文提到的LUSD、GCMG等模型中,先后使用了“优先级排序法”类型的规则和“启发式搜索方法”类型的规则^[33]。(2)组合式参数化规则为主。将所有的规则都量化为不同的参数,然后通过对不同的参数进行线性组合构建出土地变化机制的解析式(通常表达为转换概率的解析式),然后各地块依据解析解进行演化。典型代表是FLUS模型^[46],该模型的转换概率公式中融合了适宜度、邻域效应、供需差距、随机性等参数。

2.2.2 参数更加科学化

在形成转换概率解析式后,学术界投入了大量的精力优化解析式中的各参数。具体特色是适宜度等参数的优化和机器学习的大量使用。

目前,最常见的适宜度计算方法是Logistic回归,但该回归模型在应用于土地变化模拟时存在要求样本独立、未考虑自组织效应、未考虑转换方向等缺点,因此形成了大量改进和替代性工作,包括使用Auto-Logistic回归^[56]、基于邻域丰度因子的改进版Logistic回归^[57]、多分类Logistic回归^[58]、人工神经网络^[36]、最大熵模型^[59]、遗传算法^[60]等。

在参数优化的过程中,大量的机器学习算法被

融合、应用,例如卷积神经网络^[61]、时空卷积网络^[62]、循环神经网络^[63]、随机森林^[64]。由于大量使用了机器学习的手段,在土地变化模型分类时,很多学者都单列了机器学习类别,例如Liu等^[65]、陈逸敏等^[66]针对机器学习的应用进行了全面综述。

上述提升模型性能的诸多努力成效显著。以模拟质量评估常用指标Kappa系数^[67]和Figure of Merit(FoM)^[68]的报道结果为例(Kappa系数和FoM的数值分别为越接近1和越接近100%越好),Kappa系数在2010年以前的报道数值通常低于0.70^[69],近年来的报道数值通常在0.85上下^[70];FoM在2010年以前的报道数值通常低于10%^[68],近年来则通常在15%上下^[71],部分研究中甚至超过了20%^[72-73]。

3 土地变化模型发展的挑战

纵观发展历程,土地变化模拟虽在模型思维原理、模拟性能等方面取得明显进展,但仍存在一系列挑战。具体体现在核心运行机理、模型功能及范式革新上。

3.1 挑战一:主流模型转换概率解析式表达存在重大分歧,且未考虑非线性复杂关系

在经过上节中“基于参数组合的变化规则参数化、参数更加科学化”的性能提升后,已有研究已将微观尺度上的变化模拟机制转化为转换概率(每个土地变化单元转换为各种土地类型的综合概率)的解析计算,并能科学地计算转换概率解析式中的不同参数。但是,转换概率的计算作为模型的核心机理,其解析式的构建存在重大分歧(如下公式)。此外,需要注意的是,尽管学术界普遍认为土地变化的核心机理是复杂的、非线性的,但下列主流模型的转换概率解析式均为线性的数学机制:

乘积式数学机制^[59]:

$$P_{c,j} = P_{\text{loc}_{c,j}} \times P_{\text{res}_j} \times P_{\text{ngh}_{c,j}} \times P_{\text{cmp}_j} \times v \quad (1)$$

加和式数学机制,典型代表为西方的CLUE系列^[74]:

$$P_{c,j} = P_{\text{loc}_{c,j}} + P_{\text{res}_j} + P_{\text{ngh}_{c,j}} + P_{\text{cmp}_j} \quad (2)$$

乘加混合式数学机制,典型代表为LUSD系列模型^[34]:

$$P_{c,j} = \left[(1 + P_{\text{loc}_{c,j}}) \times (1 + P_{\text{ngh}_{c,j}}) + P_{\text{res}_j} \right] \times v \quad (3)$$

式中: $P_{c,j}$ 表示地块 c 保持或转为土地类型 j 的概率; $P_{\text{loc}_{c,j}}$ 表示土地类型 j 在地块 c 上的适宜性;

P_{res_j} 是弹性系数,表示将土地类型 j 转换为其他类型的难易程度,可有正负之分; $P_{ngh_{c,j}}$ 是邻域效应参数,用于刻画地块 c 周边的土地类型对其本身的影响; P_{cmp_j} 表示土地类型 j 的竞争优势,即其填补供需差异的能力,有时也称为“自适应惯性系数”(adaptive inertia coefficient); v 称为随机扰动,通常是0~1之间的随机数。

需要注意的是,当前已有许多研究采用机器学习算法等工具计算转换概率或学习转换规则^[75-76],考虑了土地变化机理的非线性特征,取得了优秀的模拟结果,部分解决了当前挑战。但仍有以下方面值得继续探索:一方面,由于机器学习算法非常依赖样本,而目前常见土地变化模拟模型的验证和校准阶段的时间跨度并不长,数据不充分,在一定程度上会影响机器学习机制的发挥;另一方面,传统机器学习方法的黑箱式操作特性虽规避了解析式的构建和分歧,但也导致对真正的转换机理不明,影响机理的理解和调控,并难以在深层次判断是否正确。因此,未来应进一步关注机器学习算法与土地变化机理模型的耦合,还可以借助可解释机器学习模型的引入,深化对土地变化核心机理的理解与应用。

3.2 挑战二:以“非监督模拟”为主,“监督模拟”功能尚处起步且存在挑战

借鉴遥感科学中非监督分类和监督分类的分类视角,本文提出土地变化模型可分为“非监督模拟”与“监督模拟”2类,区别在于是否具有先验知识

的引导。其中前者是当前研究中大多数模型所归属的类别,其特点是虽能够使土地随“惯性”或基于历史的机制演变,但无法很好地模拟出人为管理(例如区域发展政策、政府规划文件等)对土地变化的影响,引入的先验知识依然以限制区(国家公园、自然保护区等)为主。这类模拟的实际缺憾出现在例如模拟图1所示的上海市浦东新区土地变化时。土地变化模型难以自然模拟出南汇新城规划对上海市土地变化的长期影响:对比图1b、1c,2000—2020年,南汇新城对应的区域建设用地陡增,出现了与周围区域截然不同的发展特征,原因是受到了强有力的政策牵引。

值得关注的是,目前已有一些学者围绕“监督模拟”的实现开展了一系列前沿探索。例如,刘小平等^[77]模拟城市发展时,考虑了“城市中心”等不同发展模式,是“监督模拟”的早期奠基性工作;Liang等^[73]在元胞自动机模型中实现了考虑交通线路规划和开发区规划的模拟,有效增强了规划政策在土地变化模拟中的引导力度。但从整体来看,“监督模拟”功能的发展尚处起步阶段。在前人工作基础上,未来还有以下方向可继续拓展。第一,空间规划数据的获取限制给“监督模拟”的校准与验证带来了一定困难。第二,已有研究中“监督模拟”的实现主要以元胞自动机模型为依托,模型参数较少;对于CLUE系列等具有复杂转换规则参数的模型,规划政策的耦合、牵引尚需探索。第三,目前的“监督模拟”主要关注研究区内有明确空间范围或位置

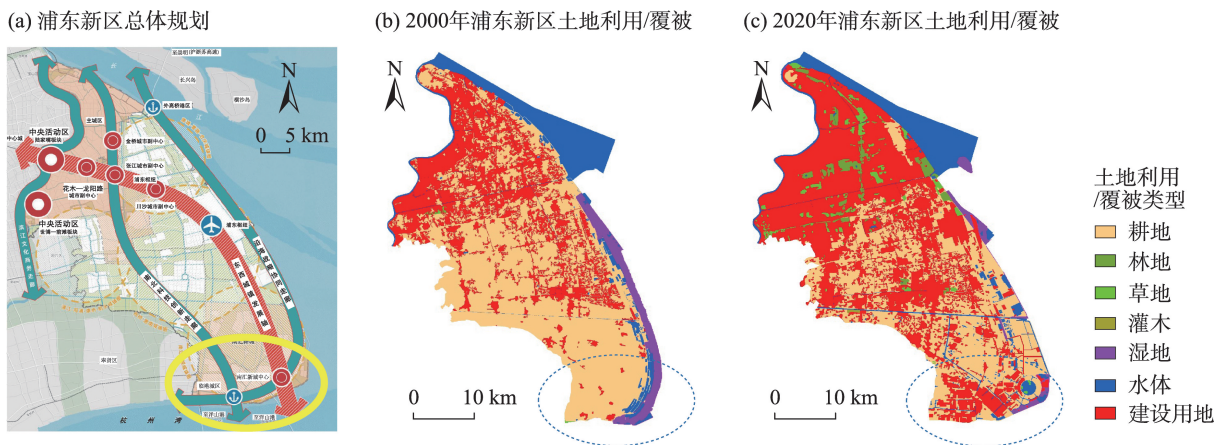


图1 上海市浦东新区土地变化受政府规划的影响(对比图a^①~c的虚线圈)
Fig.1 Land use changes of Pudong New District in Shanghai Municipality, affected by government planning (comparing dotted circles in Figs. a-c)

① 资料来源:上海市浦东新区国土空间总体规划(2017—2035年)。

的面状(区域)或线状规划要素(道路)的影响,但对点状要素考虑较少。现实中重要的点状规划要素的影响,例如河南省中牟县土地利用变化受新郑国际机场(2000年前后通航)和郑州东站(2012年开始运行)的影响,如图2所示:新郑机场周边、中牟县西部临近郑州东站的区域建设用地集中陡增,与其他区域存在明显差异。此外,已有研究已利用引力模型等工具探测了城市群内相邻城市的发展影响;在此基础上,除了模拟区域内的规划政策,城市群内相邻城市发展规划的影响同样值得关注与解析。

3.3 挑战三:新范式逐渐成为潮流和趋势,但却未面对旧范式的遗憾与问题

近年来,土地变化模型研究经历的更大革新是研究范式的转变:从现有的“土地利用/覆被栅格”范式转换向两大新范式:“矢量数据”范式和“混合栅格”范式。前文提及的模型尽管在科学文献中通常被简称为“土地变化模型”,但它们的全称和实质实际是“土地利用/覆被变化模型”,并以处理栅格形式的土地利用/覆被数据为主。但近些年来出现了“矢量数据”和“混合栅格”的新范式。

3.3.1 “矢量数据”新范式

现有“土地利用/覆被栅格”范式的一大问题是无法完整地模拟复杂的地物。在现有范式下,无论地物简单或复杂均被栅格化为规则的土地变化单元。而新的“矢量数据”范式解决了这一问题,在新范式下的土地变化单元不再是规则的格网,而是形状不一、大小不同的矢量多边形。代表性工作是基于矢量的元胞自动机^[61,78]、多层次矢量元胞自动机^[79]等。有学者^[80]指出了“矢量数据”范式的挑战:土地和驱动因子的矢量数据难以获取,尤其对于零散、不规律分布的非城市用地(例如森林、草地),因而该范式只适用于模拟城市土地变化。

3.3.2 “混合栅格”新范式

新范式“混合栅格”解决了现有范式“土地利用/覆被栅格”忽略土地变化单元内地理异质性的问题。在新范式下,栅格数据的每个格子不再认为是匀质化的存在。目前,国内外学者已经开始在“混合栅格”新范式下开展研究工作。例如,Chen等^[81]扩展的元胞自动机模型能够考虑土地利用的强度;基于混合栅格的元胞自动机模型也于2021年刚刚问世^[82]。该范式代表了土地变化模型的最前沿,其

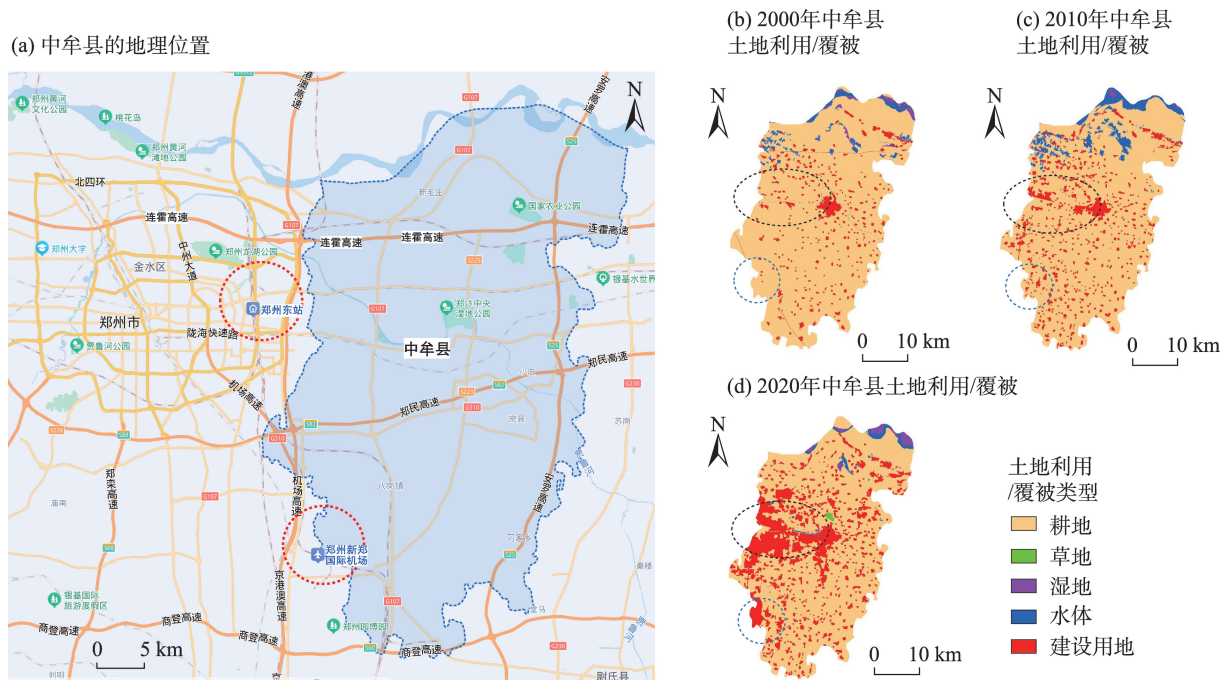


图2 河南省中牟县土地变化受郑州新郑国际机场和郑州东站(图a^②中红虚线圈所示)的影响(对比图b-d图的虚线圈)

Fig.2 Land use changes of Zhongmou County of Henan Province, affected by Xinzheng International Airport and Zhengzhou East Railway Station (comparing the dotted circles in Figs. b-d)

② 资料来源:百度地图在线版(<https://map.baidu.com>),截取于2023年3月。

因需求而生,但依然以旧范式的核心机理为基础,所以不能解决旧范式的问题和弥补遗憾。

4 结论与展望

本文回顾国内外土地变化模拟模型的发展历程,发现两大发展趋势清晰可辨。第一大趋势为供需关系平衡化:已有研究经历了从仅考虑“供”或“需”的单方面模拟到供需耦合模拟的思维转变,并研发出“自上而下”的降尺度空间化路径、“自下而上”的科学化需求耦合模拟路径这两大路径。第二大趋势是模型参数的组合与优化:土地变化模型模拟机制从规则描述逐渐转向参数量化与组合,并引入大量数理模型及机器学习工具以实现参数优化。伴随上述趋势,土地变化模型模拟效果显著提升,模型性能得到明显优化。

但与此同时,土地变化模拟模型也仍存在系列挑战,具体包括核心机理的数学分歧、从“非监督模拟”到“监督模拟”的起步与挑战,以及新范式(“矢量数据”范式和“混合栅格”范式)对旧范式(“栅格数据”范式)的遗憾的弥补不足。这一背景下,如何基于土地变化模拟的新范式,解决新旧范式共有的核心挑战,将成为未来土地系统建模研究的关键。基于此,本文提出如下展望:

在未来研究中,第一应重点关注土地变化模型中的数学机制,基于适宜性、转换成本、邻域效应等参数间的数学关系表达及深层机理谨慎选型;深入评估、对比现有数学机制有效性,基于长时序高空间分辨率数据开展对比分析;引入参数系数,同时考虑引入非线性复杂机制,基于激活函数进行非线性转换输出,有效改进数学机制。

第二,应适应“混合栅格”新范式的新特点:复杂数据结构、精细化过程刻画,在模型构建中考虑栅格内部土地利用及覆被类型的非均质特性;基于空间区划格局,科学量化具有空间异质特征的供给能力;考虑“多对多”供需关系,分类分级测定供需差异;深入栅格微观层面,设置空间分配机制,结合“混合栅格”的数据结构特征及土地变化的“粗粒化”程度,有针对性设计混合模式下的建模机制。

第三,应推动新范式下“监督模拟”的进一步发展,解决验证校准问题和复杂参数模型的功能实现;综合考虑地方发展规划及国土空间规划图景中指标类规划指导的“弱引导”作用和地图类规划指

导的“强引导”作用,将前者的结构及功能类指标“地图化”,针对后者的局部及全局引导作用分别建模,构建集成点、线、面及外部辐射区域规划要素的综合引导体系;充分发挥政府层面地理规划图景的引导作用,有效提升模拟性能。

此外,“混合栅格”新范式提高了土地数据的信息量,为土地变化分析视角的拓展提供了机遇。未来研究可在新范式下进一步推进基于深层次机理(热力学定律等)的土地变化解译与政策影响分析。

参考文献(References)

- [1] 刘晓娟,黎夏,梁迅,等. 基于FLUS-InVEST模型的中国未来土地利用变化及其对碳储量影响的模拟[J]. 热带地理, 2019, 39(3): 397-409. [Liu Xiaojuan, Li Xia, Liang Xun, et al. Simulating the change of terrestrial carbon storage in China based on the FLUS-InVEST model. Tropical Geography, 2019, 39(3): 397-409.]
- [2] Wang Y, van Vliet J, Debonne N, et al. Settlement changes after peak population: Land system projections for China until 2050 [J]. Landscape and Urban Planning, 2021, 209: 104045. doi: 10.1016/j.landurbplan.2021.104045.
- [3] Schmid M, Heinimann A, Zaehringer J G. Patterns of land system change in a Southeast Asian biodiversity hotspot [J]. Applied Geography, 2021, 126: 102380. doi: 10.1016/j.apgeog.2020.102380.
- [4] 安乾, 李小建, 吕可文. 中国城市建成区扩张的空间格局及效率分析(1990—2009) [J]. 经济地理, 2012, 32(6): 37-45. [An Qian, Li Xiaojian, Lv Kewen. A research on the spatial structure and efficiency of China's expansion of urban built-up area (1990-2009). Economic Geography, 2012, 32(6): 37-45.]
- [5] 武爽, 冯险峰, 孔玲玲, 等. 气候变化及人为干扰对西藏地区草地退化的影响研究 [J]. 地理研究, 2021, 40(5): 1265-1279. [Wu Shuang, Feng Xianfeng, Kong Lingling, et al. Effects of climate variation and human activities on grassland degradation in Tibet. Geographical Research, 2021, 40(5): 1265-1279.]
- [6] 周宏春, 江晓军. 习近平生态文明思想的主要来源、组成部分与实践指引 [J]. 中国人口·资源与环境, 2019, 29(1): 1-10. [Zhou Hongchun, Jiang Xiaojun. Ideological sources, components and practical guidelines of Xi Jinping thought on eco-civilization. China Population, Resources and Environment, 2019, 29(1): 1-10.]
- [7] 方创琳. 中国新型城镇化高质量发展的规律性与重点方向 [J]. 地理研究, 2019, 38(1): 13-22. [Fang Chuanglin. Basic rules and key paths for high-quality development of the new urbanization in China. Geographical Research,

- 2019, 38(1): 13-22.]
- [8] 高培超, 宋长青. 评《气候经济与人类未来》[J]. 经济地理, 2021, 41(10): 41. [Gao Peichao, Song Changqing. Comment on '*Climate economy and human future*'. *Economic Geography*, 2021, 41(10): 41.]
- [9] 陈朝, 吕昌河, 范兰, 等. 土地利用变化对土壤有机碳的影响研究进展 [J]. 生态学报, 2011, 31(18): 5358-5371. [Chen Zhao, Lv Changhe, Fan Lan, et al. Effects of land use change on soil organic carbon: A review. *Acta Ecologica Sinica*, 2011, 31(18): 5358-5371.]
- [10] 龙花楼. 区域土地利用转型与土地整理 [J]. 地理科学进展, 2003, 22(2): 133-140. [Long Hualou. Land rehabilitation and regional land use transition. *Progress in Geography*, 2003, 22(2): 133-140.]
- [11] Lambin E F, Rounsevell M D A, Geist H J. Are agricultural land-use models able to predict changes in land-use intensity? [J]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2000, 82(1-3): 321-331.
- [12] 唐华俊, 吴文斌, 杨鹏, 等. 土地利用/土地覆被变化 (LUCC)模型研究进展 [J]. 地理学报, 2009, 64(4): 456-468. [Tang Huajun, Wu Wenbin, Yang Peng, et al. Recent progresses of land use and land cover change (LUCC) models. *Acta Geographica Sinica*, 2009, 64(4): 456-468.]
- [13] 王秀兰, 包玉海. 土地利用动态变化研究方法探讨 [J]. 地理科学进展, 1999, 18(1): 81-87. [Wang Xiulan, Bao Yuhai. Study on the methods of land use dynamic change research. *Progress in Geography*, 1999, 18(1): 81-87.]
- [14] Li X, Chen G Z, Liu X P, et al. A new global land-use and land-cover change product at a 1-km resolution for 2010 to 2100 based on human-environment interactions [J]. *Annals of the American Association of Geographers*, 2017, 107(5): 1040-1059.
- [15] Verburg P H, Soepboer W, Veldkamp A, et al. Modeling the spatial dynamics of regional land use: The CLUE-S model [J]. *Environmental Management*, 2002, 30(3): 391-405.
- [16] van Asselen S, Verburg P H. Land cover change or land-use intensification: Simulating land system change with a global-scale land change model [J]. *Global Change Biology*, 2013, 19(12): 3648-3667.
- [17] 谢一茹, 高培超, 王翔宇, 等. 经济发展预期下的粮食产量与生态效益权衡: 黑龙江省土地利用优化配置 [J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2020, 56(6): 873-881. [Xie Yiru, Gao Peichao, Wang Xiangyu, et al. Exploring the trade-offs between grain yield and ecological benefits in an economic development context: Land-use optimization of Heilongjiang Province. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 2020, 56(6): 873-881.]
- [18] 葛全胜, 戴君虎, 何凡能, 等. 过去300年中国土地利用、土地覆被变化与碳循环研究 [J]. 中国科学: 地球科学, 2008, 38(2): 197-210. [Ge Quansheng, Dai Junhu, He Fanneng, et al. Land use, land cover change, and carbon cycle in China over the past 300 years. *Scientia Sinica (Terrae)*, 2008, 38(2): 197-210.]
- [19] 吴健生, 冯喆, 高阳, 等. CLUE-S模型应用进展与改进研究 [J]. 地理科学进展, 2012, 31(1): 3-10. [Wu Jiansheng, Feng Zhe, Gao Yang, et al. Recent progresses on the application and improvement of the CLUE-S model. *Progress in Geography*, 2012, 31(1): 3-10.]
- [20] 赵莉, 杨俊, 李闯, 等. 地理元胞自动机模型研究进展 [J]. 地理科学, 2016, 36(8): 1190-1196. [Zhao Li, Yang Jun, Li Chuang, et al. Progress on geographic cellular automata model. *Scientia Geographica Sinica*, 2016, 36(8): 1190-1196.]
- [21] 乔治, 蒋玉颖, 贺瞳, 等. 土地利用变化模拟研究进展 [J]. 生态学报, 2022, 42(13): 5165-5176. [Qiao Zhi, Jiang Yuying, He Tong, et al. Land use change simulation: Progress, challenges, and prospects. *Acta Ecologica Sinica*, 2022, 42(13): 5165-5176.]
- [22] Tobler W R. A computer movie simulating urban growth in the Detroit region [J]. *Economic Geography*, 1970, 46: 234-240.
- [23] 刘纪远, 邓祥征. LUCC时空过程研究的方法进展 [J]. 科学通报, 2009, 54(21): 3251-3258. [Liu Jiyuan, Deng Xiangzheng. Progress of LUCC spatio-temporal process research methods. *Chinese Science Bulletin*, 2009, 54(21): 3251-3258.]
- [24] 李晓兵. 国际土地利用—土地覆盖变化的环境影响研究 [J]. 地球科学进展, 1999, 14(4): 395-400. [Li Xiaobing. International research on environmental consequence of land use/cover change. *Advances in Earth Science*, 1999, 14(4): 395-400.]
- [25] 李秀彬. “欧洲和北亚土地利用/土地覆盖变化模拟”项目简介 [J]. 地理译报, 1996, 15(3): 40-42. [Li Xiubin. Introduction of 'land use/land cover change simulation in Europe and North Asia' Project. *Progress in Geography*, 1996, 15(3): 40-42.]
- [26] Turner B L, Lambin E F, Reenberg A. The emergence of land change science for global environmental change and sustainability [J]. *PNAS*, 2007, 104(52): 20666-20671.
- [27] 黄秋昊, 蔡运龙. 国内几种土地利用变化模型述评 [J]. 中国土地科学, 2005, 19(5): 25-30. [Huang Qiuhaohao, Cai Yunlong. Review on several domestic land use change models. *China Land Science*, 2005, 19(5): 25-30.]
- [28] 王丽, 钱乐祥. 土地利用和土地覆被变化模型方法综述 [J]. 河南大学学报(自然科学版), 2005, 35(1): 52-57.

- [Wang Li, Qian Lexiang. An reviews of model methods on land use and land cover change. *Journal of Henan University (Natural Science)*, 2005, 35(1): 52-57.]
- [29] 张华, 张勃. 国际土地利用/覆盖变化模型研究综述 [J]. *自然资源学报*, 2005, 20(3): 422-431. [Zhang Hua, Zhang Bo. Review on land use and land cover change models. *Journal of Natural Resources*, 2005, 20(3): 422-431.]
- [30] 余强毅, 吴文斌, 唐华俊, 等. 复杂系统理论与 Agent 模型在土地变化科学中的研究进展 [J]. *地理学报*, 2011, 66(11): 1518-1530. [Yu Qiangyi, Wu Wenbin, Tang Hua-jun, et al. Complex system theory and agent-based modeling: Progresses in land change science. *Acta Geographica Sinica*, 2011, 66(11): 1518-1530.]
- [31] Chaudhuri G, Clarke C K. The SLEUTH land use change model: A review [J]. *Environmental Resources Research*, 2013, 1(1): 88-105.
- [32] Silva E A, Clarke K C. Calibration of the SLEUTH urban growth model for Lisbon and Porto, Portugal [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2002, 26(6): 525-552.
- [33] 邱炳文, 陈崇成. 基于多目标决策和 CA 模型的土地利用变化预测模型及其应用 [J]. *地理学报*, 2008, 63(2): 165-174. [Qiu Bingwen, Chen Chongcheng. Land use change simulation model based on MCDM and CA and its application. *Acta Geographica Sinica*, 2008, 63(2): 165-174.]
- [34] 何春阳, 史培军, 陈晋, 等. 基于系统动力学模型和元胞自动机模型的土地利用情景模型研究 [J]. *中国科学: 地球科学*, 2005, 35(5): 464-473. [He Chunyang, Shi Pei-jun, Chen Jin, et al. Study on land use scenario model based on system dynamics model and cellular automata model. *Scientia Sinica (Terrae)*, 2005, 35(5): 464-473.]
- [35] He C Y, Okada N, Zhang Q F, et al. Modeling urban expansion scenarios by coupling cellular automata model and system dynamic model in Beijing, China [J]. *Applied Geography*, 2006, 26(3): 323-345.
- [36] Li X, Yeh A G O. Neural-network-based cellular automata for simulating multiple land use changes using GIS [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2002, 16(4): 323-343.
- [37] Li X, Yeh A G O. Data mining of cellular automata's transition rules [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2004, 18(8): 723-744.
- [38] 李丹, 胡国华, 黎夏, 等. 耦合地理模拟与优化的城镇开发边界划定 [J]. *中国土地科学*, 2020, 34(5): 104-114. [Li Dan, Hu Guohua, Li Xia, et al. Delineating urban development boundaries (UDBs) by coupling geographical simulation and spatial optimization. *China Land Science*, 2020, 34(5): 104-114.]
- [39] 牛方曲, 王芳. 城市土地利用—交通集成模型的构建与应用 [J]. *地理学报*, 2018, 73(2): 380-392. [Niu Fangqu, Wang Fang. Modelling urban spatial impacts of land-use/transport policies. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(2): 380-392.]
- [40] 张新长, 梁金成. 城市土地利用动态变化及预测模型研究 [J]. *中山大学学报(自然科学版)*, 2004, 43(2): 121-125. [Zhang Xinchang, Liang Jincheng. Study on change of urban land-use and forecasting model. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2004, 43(2): 121-125.]
- [41] 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. [Yang Guoqing, Liu Yaolin, Wu Zhifeng. Analysis and simulation of land-use temporal and spatial pattern based on CA-Markov model. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(5): 414-418.]
- [42] 袁满, 刘耀林. 基于多智能体遗传算法的土地利用优化配置 [J]. *农业工程学报*, 2014, 30(1): 191-199. [Yuan Man, Liu Yaolin. Land use optimization allocation based on multi-agent genetic algorithm. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30(1): 191-199.]
- [43] 郭欢欢, 李波, 侯鹰, 等. 元胞自动机和多主体模型在土地利用变化模拟中的应用 [J]. *地理科学进展*, 2011, 30(11): 1336-1344. [Guo Huanhuan, Li Bo, Hou Ying, et al. Cellular automata model and multi-agent model for the simulation of land use change: A review. *Progress in Geography*, 2011, 30(11): 1336-1344.]
- [44] 吴浩, 周璐, 史文中, 等. 基于正交试验设计的土地利用变化元胞自动机模拟过程的尺度敏感性分析 [J]. *地理科学*, 2013, 33(10): 1252-1258. [Wu Hao, Zhou Lu, Shi Wenzhong, et al. Scale sensitive of cellular automata model for the simulation of land use change based on orthogonal experiment. *Scientia Geographica Sinica*, 2013, 33(10): 1252-1258.]
- [45] Luo G P, Yin C Y, Chen X, et al. Combining system dynamic model and CLUE-S model to improve land use scenario analyses at regional scale: A case study of Sangong watershed in Xinjiang, China [J]. *Ecological Complexity*, 2010, 7(2): 198-207.
- [46] Liu X P, 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]. *Land-landscape and Urban Planning*, 2017, 168: 94-116.

- [47] Chen M, Vernon C R, Graham N T, et al. Global land use for 2015–2100 at 0.05° resolution under diverse socio-economic and climate scenarios [J]. *Scientific Data*, 2020, 7(1): 320. doi: 10.1016/j.apgeog.2020.102380.
- [48] Chen M, Vernon C R, Huang M Y, et al. Calibration and analysis of the uncertainty in downscaling global land use and land cover projections from GCAM using Demeter (v1.0.0) [J]. *Geoscientific Model Development*, 2019, 12(5): 1753-1764.
- [49] Li X C, Yu L, Sohl T, et al. A cellular automata downscaling based 1 km global land use datasets (2010–2100) [J]. *Science Bulletin*, 2016, 61(21): 1651-1661.
- [50] Dong N, You L, Cai W J, et al. Land use projections in China under global socioeconomic and emission scenarios: Utilizing a scenario-based land-use change assessment framework [J]. *Global Environmental Change*, 2018, 50: 164-177.
- [51] Liao W L, Liu X P, Xu X Y, et al. Projections of land use changes under the plant functional type classification in different SSP-RCP scenarios in China [J]. *Science Bulletin*, 2020, 65(22): 1935-1947.
- [52] Chen G Z, Li X A, Liu X P, et al. Global projections of future urban land expansion under shared socioeconomic pathways [J]. *Nature Communications*, 2020, 11(1): 537. doi: 10.1038/s41467-020-14386-x.
- [53] Feng Y J, Lei Z K, Tong X H, et al. Spatially-explicit modeling and intensity analysis of China's land use change 2000–2050 [J]. *Journal of Environmental Management*, 2020, 263: 110407. doi: 10.1016/j.jenvman.2020.110407.
- [54] Yang H, Huang J L, Liu D F. Linking climate change and socioeconomic development to urban land use simulation: Analysis of their concurrent effects on carbon storage [J]. *Applied Geography*, 2020, 115: 102135. doi: 10.1016/j.apgeog.2019.102135.
- [55] Hu Z Y, Lo C P. Modeling urban growth in Atlanta using logistic regression [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2007, 31(6): 667-688.
- [56] Jiang W G, Chen Z, Lei X, et al. Simulating urban land use change by incorporating an autologistic regression model into a CLUE-S model [J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2015, 25(7): 836-850.
- [57] Mei Z X, Wu H, Li S Y. Simulating land-use changes by incorporating spatial autocorrelation and self-organization in CLUE-S modeling: A case study in Zengcheng District, Guangzhou, China [J]. *Frontiers of Earth Science*, 2018, 12(2): 299-310.
- [58] Lin Y Z, Deng X Z, Li X, et al. Comparison of multinomial logistic regression and logistic regression: Which is more efficient in allocating land use? [J]. *Frontiers of Earth Science*, 2014, 8(4): 512-523.
- [59] 张亦汉, 刘小平, 陈广亮, 等. 基于最大熵的CA模型及其城市扩张模拟 [J]. *中国科学: 地球科学*, 2020, 50(3): 339-352. [Zhang Yihan, Liu Xiaoping, Chen Guangliang, et al. Simulation of urban expansion based on cellular automata and maximum entropy model. *Scientia Sinica (Terrae)*, 2020, 50(3): 339-352.]
- [60] Gao P C, Wang H Y, Cushman S A, et al. Sustainable land-use optimization using NSGA-II: Theoretical and experimental comparisons of improved algorithms [J]. *Landscape Ecology*, 2021, 36(7): 1877-1892.
- [61] Zhai Y Q, Yao Y, Guan Q F, et al. Simulating urban land use change by integrating a convolutional neural network with vector-based cellular automata [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2020, 34(7): 1475-1499.
- [62] Qian Y H, Xing W R, Guan X F, 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. doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.137738.
- [63] Xing W R, Qian Y H, Guan X F, et al. A novel cellular automata model integrated with deep learning for dynamic spatio-temporal land use change simulation [J]. *Computers & Geosciences*, 2020, 137: 104430. doi: 10.1016/j.cageo.2020.104430.
- [64] Talukdar S, Eibek K U, Akhter S, et al. Modeling fragmentation probability of land-use and land-cover using the bagging, random forest and random subspace in the Teesta River Basin, Bangladesh [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 126: 107612. doi: 10.1016/j.ecolind.2021.107612.
- [65] Liu T, Yang X J. Land change modeling: Status and challenges [M]// Li J, Yang X J. *Monitoring and modeling of global changes: A geomatics perspective*. Dordrecht, The Netherlands: Springer, 2015: 3-16.
- [66] 陈逸敏, 黎夏. 机器学习在城市空间演化模拟中的应用与新趋势 [J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2020, 45(12): 1884-1889. [Chen Yimin, Li Xia. Applications and new trends of machine learning in urban simulation research. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(12): 1884-1889.]
- [67] Tong X H, Feng Y J. A review of assessment methods for cellular automata models of land-use change and urban growth [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2020, 34(5): 866-898.

- [68] Kim O S. An assessment of deforestation models for reducing emissions from deforestation and forest degradation (REDD) [J]. *Transactions in GIS*, 2010, 14(5): 631-654.
- [69] 杨青生, 黎夏. 基于支持向量机的元胞自动机及土地利用变化模拟 [J]. *遥感学报*, 2006, 10(6): 836-846. [Yang Qingsheng, Li Xia. Cellular automata for simulating land use changes based on support vector machine. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(6): 836-846.]
- [70] Zhu G F, Qiu D D, Zhang Z X, et al. Land-use changes lead to a decrease in carbon storage in arid region, China [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 127: 107770. doi: 10.1016/j.ecolind.2021.107770.
- [71] Andaryani S, Sloan S, Nourani V, et al. The utility of a hybrid GEOMOD- Markov Chain model of land- use change in the context of highly water-demanding agriculture in a semi- arid region [J]. *Ecological Informatics*, 2021, 64: 101332. doi: 10.1016/j.ecoinf.2021.101332.
- [72] Cao M, Zhu Y H, Quan J L, et al. Spatial sequential modeling and predication of global land use and land cover changes by integrating a global change assessment model and cellular automata [J]. *Earth's Future*, 2019, 7(9): 1102-1116.
- [73] Liang X, Liu X P, Li D, et al. Urban growth simulation by incorporating planning policies into a CA-based future land-use simulation model [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2018, 32(11): 2294-2316.
- [74] van Vliet J, Verburg P H. A short presentation of CLU-Mondo [C]// Camacho Olmedo M T, Paegelow M, Mas J F, et al. *Geomatic approaches for modeling land change scenarios*. Cham, UK: Springer International Publishing, 2018: 485-492.
- [75] He J L, Li X, Yao Y, et al. Mining transition rules of cellular automata for simulating urban expansion by using the deep learning techniques [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2018, 32(10): 2076-2097.
- [76] Bununu Y A. Integration of Markov chain analysis and similarity-weighted instance-based machine learning algorithm (SimWeight) to simulate urban expansion [J]. *International Journal of Urban Sciences*, 2017, 21(2): 217-237.
- [77] 刘小平, 黎夏, 张啸虎, 等. 人工免疫系统与嵌入规划目标的模拟及应用 [J]. *地理学报*, 2008, 63(8): 882-894. [Liu Xiaoping, Li Xia, Zhang Xiaohu, et al. Embedding urban planning objective by integrated artificial immune system and cellular automata. *Acta Geographica Sinica*, 2008, 63(8): 882-894.]
- [78] Yao Y, Liu X P, Li X, et al. Simulating urban land-use changes at a large scale by integrating dynamic land parcel subdivision and vector-based cellular automata [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017, 31(12): 2452-2479.
- [79] 孙毅中, 杨静, 宋书颖, 等. 多层次矢量元胞自动机建模及土地利用变化模拟 [J]. *地理学报*, 2020, 75(10): 2164-2179. [Sun Yizhong, Yang Jing, Song Shuying, et al. Modeling of multilevel vector cellular automata and its simulation of land use change. *Acta Geographica Sinica*. 2020, 75(10): 2164-2179.]
- [80] Liang X, Guan Q F, Clarke K, 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: 101569. doi: 10.1016/j.compenvurb-sys.2020.101569.
- [81] Chen Y M. An extended patch-based cellular automaton to simulate horizontal and vertical urban growth under the shared socioeconomic pathways [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2022, 91: 101727. doi: 10.1016/j.compenvurb-sys.2021.101727.
- [82] Liang X, Guan Q F, Clarke K, et al. Mixed-cell cellular automata: A new approach for simulating the spatio-temporal dynamics of mixed land use structures [J]. *Landscape and Urban Planning*, 2021, 205: 103960. doi: 10.1016/j.landurbplan.2020.103960.

Trends of land use change model development since the 1990s and future challenges

WANG Yuanhui^{1,2}, SONG Changqing², GAO Yifan², XIE Yiru², YE Sijing², GAO Peichao^{2*}

(1. State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: Driven by various natural and human factors, the land system in China is undergoing profound changes. Modeling land system changes can provide not only decision support for major national needs such as territorial spatial planning but also research support for mechanisms of land use changes and modeling of the integrated terrestrial system. This study reviewed studies of land use change modeling through analyzing the origin and development of land use change models. We summarized the development trends since the 1990s and discussed existing challenges and future prospects. The review showed that there exist two development trends in land use change models: the balance between demand and supply, and the combination and optimization of model parameters. The former trend is reflected in an ideological transformation from consideration of only supply or demand to consideration of supply-demand balance when modeling land use changes. Also, there exist two routes to realizing this ideological transformation, namely the top-down route of downscaling spatialization and the bottom-up route of coupling scientific demands and models. The latter trend is not only reflected in the changes of modeling rules from descriptive rules to combined parameterized rules but also in a series of efforts aiming at the optimization of model parameters, specifically in the improvement of regression models and the combination of machine learning methods. Existing challenges of land use change models lie in the divergence of core mathematical mechanisms, challenges of the fledging transformation from unsupervised to supervised simulation, and the deficiency of the new paradigms (vector data-based and integrated data-based) to overcome the shortcomings of the old paradigm (raster data-based). This study recommends more attention to the mathematical mechanisms of land use change models, through evaluations of existing mechanisms, and the incorporation of complexity in analytic expressions. Future land use change models could be improved through coupling series of planning policies under the new paradigms to promote the further development of supervised simulation.

Keywords: land use change models; model mechanisms; trends; challenges