

土地利用/覆盖变化及其对森林碳收支影响研究综述

黄子豪^{1,2,3}, 杜华强^{1,2,3*}, 李雪建^{1,2,3}, 毛方杰^{1,2,3}

1. 浙江农林大学 省部共建亚热带森林培育国家重点实验室, 杭州 311300;

2. 浙江农林大学 浙江省森林生态系统碳循环与固碳减排重点实验室, 杭州 311300;

3. 浙江农林大学 环境与资源学院, 杭州 311300

摘要: 土地利用/覆盖变化(LUCC)是影响陆地生态系统碳收支平衡的直接驱动因素, 其对全球变暖的影响仅次于化石燃料和工业排放。森林是陆地生态系统中最大的碳库, 在应对全球气候变化和实现碳中和目标中具有重要的作用。目前, 有限的 LUCC 数据导致 LUCC 对碳排放的影响大大低估, 同时缺乏未来气候背景下的 LUCC 时空分布, 引起了森林碳循环对 LUCC 的响应研究面临诸多不确定性。如何模拟 LUCC, 分析 LUCC 对森林生态系统碳循环的影响是国内外研究的热点。本文系统归纳了国内外 LUCC 时空模拟方法、森林碳收支估算方法和 LUCC 对森林碳循环影响研究进展, 并列分析不同 LUCC 时空模拟、森林碳收支估算模型的优势、适用性、存在的问题。通过文献综述, 指出以遥感数据为基础, 模拟 LUCC 并驱动生态系统过程模型, 实现森林生态系统碳循环时空精准模拟, 是今后碳循环研究的发展趋势之一。

关键词: 土地利用/覆盖变化; 时空模拟模型; 森林碳循环模型; 碳中和; 遥感

中图分类号: TP701 文献标志码: A

引用格式:

1 引言

土地利用/覆盖变化(Land use and land cover change, LUCC)是影响陆地生态系统碳收支平衡的直接驱动因素(王义祥等, 2005; Su 等, 2006; 陈广生和田汉勤, 2007; 牛铮和王长耀, 2008; 王丽丽和宋

长春, 2010; Zhong 等, 2019), 其对全球变暖的影响仅次于化石燃料和工业排放(Su 等, 2006; Jiao 等, 2010; 赖力, 2010; Matthews 等, 2014)。其中土地利用变化是通过改变生态系统的结构和功能来影响生态系统碳循环过程, 而土地覆盖变化同时显著改变生态系统各部分物质生产方式, 共同影响生态系统

收稿日期: 2023-05-22; 预印本:

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 32171785, 32201553); 浙江省科技厅领雁项目(编号: 2023C02035); 百山祖国家公园科学研究项目(2022JBGS02)

第一作者简介: 黄子豪, 1997年生, 男, 博士研究生, 研究方向为土地利用变化及其对森林碳循环影响研究。E-mail: huangzihao@stu.zafu.edu.cn

通信作者简介: 杜华强, 1975年生, 男, 博士生导师, 研究方向为森林资源遥感监测、潜力预测与评价。E-mail: dhqrs@126.com

碳储存与释放。研究表明,过去 300 年,我国大约 90% 的碳释放是由热带地区土地利用变化造成的(葛全胜等, 2008)。IPCC 第五次报告也指出,森林减少及其他 LUCC 导致的碳排放量高达 1800 亿吨,占人为 CO₂ 累计排放量的 33%。因此,为减缓气候变化,造林与再造林等土地利用计划得到广泛认可(Law 等, 2018)。进入 21 世纪,LUCC 正以有史以来最快的速度增加,随之而来的是区域甚至全球尺度生态系统和环境的巨大变化(Ellis 和 Pontius, 2013; Fang 等, 2018)。因此,研究 LUCC 对陆地生态系统碳循环影响一直为国内外热点,具有重要的科学意义。

全球森林生态系统碳库为 1.15 万亿吨,占陆地生态系统的 57%,是陆地生态系统中最大的碳库(Dixon 等, 1994; 陶波等, 2001; 刘魏魏等, 2015; Harris 等, 2021; 杨元合等, 2022),因此,森林固碳减排一直是全球应对气候变化的重要方式和国际气候变化谈判的焦点议题。目前,过去与未来气候情景下森林生态系统碳循环如何演变越来越受关注(Zhou 等, 2013; 高春雨, 2015; Law 等, 2018)。如 Yao 等 (2018)研究了不同气候情景下 2010-2040 年中国森林生态系统碳汇变化; Zhu 等 (2018)分析了典型浓度路径 (Representative concentration pathway, RCP)8.5 情景下 2000-2080 年北美森林地上生物量变化。然而,多数研究并未考虑 LUCC 对森林碳汇或生物量的影响。相关研究也表明,有限的 LUCC 数据使得 LUCC 对碳排放的影响大大低估(Yu 等, 2019),而缺乏未来气候情景下的 LUCC 时空数据,

更是揭示森林生态系统碳循环对未来气候变化响应的重要限制。对于未来情景下,LUCC 对森林碳循环的影响尚不明确(陈广生和田汉勤, 2007; 葛全胜等, 2008; 唐华俊等, 2009; 赖力, 2010; Yao 等, 2018; Zhu 等, 2018)。

因此,本文将对国内外 LUCC 对碳循环的影响研究进行梳理,总结国内外历史 LUCC 变化提取方法、未来 LUCC 时空模拟方法、森林碳收支估算方法以及 LUCC 对森林碳循环影响研究进展,为我国 LUCC 对森林碳循环影响研究和实现碳中和贡献提供有益的参考。

2 历史 LUCC 变化提取方法

历史 LUCC 的准确提取是生态系统碳循环模拟以及未来 LUCC 时空模拟的重要前提(Zhao 等, 2022)。随着遥感技术的发展,实时大规模的监测使得遥感技术在 LUCC 时空探测研究中成为最有效的技术手段。遥感技术可实现对 LUCC 信息的准确提取,从而分析其时空变化规律(Zhu 等, 2022)。当前,利用遥感技术,对 LUCC 变化提取方法有阈值法、差值法、分类后比较法、以及光谱轨迹分割法(Hussain 等, 2013; Zhu, 2017)。

阈值法是通过预定义的阈值来识别时间序列 LUCC 变化(Hilker 等, 2009; Zhu, 2017)。当某个时间段内影像像元值与阈值存在显著差异时,则判定像元发生 LUCC 变化。通常设立归一化植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI) 阈值

来检测植被变化。如 Lee (2008) 基于 Landsat 影像，通过 NDVI 阈值法，生成韩国江原道地区常绿森林砍伐图以及林龄图。阈值法方法简单，但高度依赖于预设定的阈值。

差值法是通过将两幅不同时期且校准后的遥感影像进行差值运算，根据影像像元灰度值差异来提取 LUCC 变化 (Bolton 等, 2015; Cunningham 等, 2015)。如 Jin 和 Sader (2005) 利用归一化差异水分指数 (Normalized difference moisture index, NDMI) 与缨帽变换湿度指数 (Tasseled cap wetness, TCW) 差值法分别检测森林干扰，均发现 5 年间隔比 2 年间隔更能准确检测到森林皆伐。差值法的局限在于高度依赖影像的一致性，影像需要经过精确的辐射校正。

分类后比较法是最常用的 LUCC 变化提取方法，其是基于遥感影像，利用像元级或对象级分类算法，将不同类型的土地利用/覆盖进行分类，并对比不同时期的分类结果，来提取 LUCC 变化信息 (Zhu, 2017; Ma 等, 2019)。如崔璐等 (2019) 结合 MODIS 与 Landsat 影像，利用决策树与混合像元分解法提取 2003、2008 与 2014 年中国竹林时空分布，并分析其变化差异；Sun 等 (2019) 耦合深度学习中的长短记忆 (Long short-term memory, LSTM) 与递归神经网络 (Recurrent neural network, RNN) 两者模型，提高了美国北达科塔州地区土地覆盖的分类精度，从而更有效提取 LUCC 变化。分类后比较法可获得不同土地利用/覆盖之间的转换情况，但该方法依赖于分类的准确性，分类误差将转递到 LUCC 变

化空间分布图中。

光谱轨迹分割法是基于所有可用的历史时间序列遥感影像数据，根据残差与角度，将光谱轨迹分割为一系列线段，从而检测像元尺度上的土地突变与渐变 (Zhu 等, 2022)。这一方法多数应用于 Landsat 影像森林变化检测当中。较为典型的方法为基于 Landsat 的扰动和恢复趋势检测 (Landsat-based detection of trends in disturbance and recovery, LandTrendr)、持续变化检测与分类 (Continuous Change Detection and Classification, CCDC)、植被变化跟踪 (vegetation change tracker, VCT) 以及季节与趋势断点监测 (Breaks for additive season and trend monitor, BFAST) 算法等 (Huang 等, 2010; Kennedy 等, 2010; Verbesselt 等, 2010; Bright 等, 2014; Obata 等, 2020; Schleeweis 等, 2020)。与其他方法相比，基于轨迹分割的变化方法不仅可获得变化时间与转换情况，更能获取变化速率与变化强度等信息。通过轨迹分割，更能区分自然干扰与人为干扰对森林变化的影响 (Hussain 等, 2013; Zhu, 2017; Zhu 等, 2022)。

综合运用不同的 LUCC 变化提取方法，能够更加准确提取 LUCC 变化类型、分布、程度以及归因等信息 (Zhu 等, 2022)。分类后比较法与光谱轨迹法是国内外目前较为主流的 LUCC 变化提取方法 (Hussain 等, 2013; Zhu, 2017)。由于人工智能的快速发展，两种方法仍处于不断的完善中。深度学习方法如卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 和 RNN 等，可通过大规模的遥感影像数据提

取大量有效特征，训练模型，极大地提高图像分类精度和变化检测精度。未来，通过遥感耦合深度学习方法，提高 LUCC 变化提取精度将仍会是热点研究方向(Ma 等, 2019; Yuan 等, 2020)。

3 未来 LUCC 时空模拟方法

精确模拟 LUCC 是在 LUCC 影响陆地生态系统碳收支背景下提出的迫切需求(Liu 等, 2017)。而 LUCC 时空模拟模型作为有效可复现的方法，可分析自然环境和人为干扰驱动机制下未来景观动力学的原因与后果(Costanza 和 Ruth, 1998; Verburg 等, 2004)，并解释不同土地利用/覆盖(LULC)之间的复杂联系与反馈结构，从而来预测未来 LULC 变化轨迹(Kline 等, 2007; Schulp 等, 2008)。目前 LUCC 时空模拟方法主要分为数量模型、空间模型以及二者的耦合模型。

2.1 数量模型

数量模型采取的方式是“自上而下 (Top-down)”，着重于模拟分析各 LULC 的数量、与面积变化，主要用于规划土地用地需求量的计算。此类模型包括马尔科夫链(Markov chain, MC)、灰色预测(Gary Forecast Model, GM)以及系统动力学(System Dynamic, SD)等模型，简要介绍如下：

(1) MC 模型。MC 模型是根据上一时刻到当前时刻的转移面积，计算获得转移概率矩阵，并通过矩阵乘积的方式，从而预测获得未来 LUCC 的面积

需求(Surabuddin Mondal 等, 2013)。如郭变青等(2012)利用 1990、2002 年两期 TM 影像，通过 MC 模型分析沁阳市土地利用面积变化；Zhang, Du, 等(2020)利用 MC 模型预测杭州市 2015-2035 年土地利用面积，发现 20 年后杭州市森林面积逐渐减少；Huang 等(2020)利用 MC 模型预测浙江省安吉县竹林变化情况，研究表明未来 2014-2049 年安吉县竹林面积缓慢增加。

(2) GM 模型。GM 模型是通过从已知部分时间序列信息提取有价值的信息，建立微分方程确定灰色系统特征，从而实现对其未来变化的定量预测。其中，GM(1, 1)模型是基于灰色理论系统最为常用的预测模型。赵国华等(2020)以森林清查数据为基础，利用 GM(1, 1)模型，预测了浙江省森林资源未来发展趋势，发现浙江省森林面积将呈现稳步增长态势；Jiao 等(2019)将 GM(1, 1)模型作为数量模型，模拟了珠江三角洲区域土地利用变化，各地类的模拟面积与实际面积误差仅在 0.09~5.70%之内。

(3) SD 模型。SD 模型是一种利用库、流以及之间的反馈回路来模拟社会经济系统的数学模型。该模型通过理解系统内物理过程、信息流和管理政策，建立 LUCC 系统内各系统变量之间的反馈关系，从而模拟 LUCC 面积变化过程(Luo 等, 2010)。如汤发树等(2007)结合人口、经济等人为因素建立 SD 模型，仿真模拟了三工河流域 LUCC，结果发现各因子对区域内 LUCC 具有显著驱动作用；许联芳等(2014)利用 SD 模型建立 5 个系统模块，对湖南省不

同社会经济发展情景模式下的土地需求进行了预测, 结果表明粮食需求的巨大差异将导致不同情景下水域与耕地差异最大; Tian 等 (2017)利用 SD 模型模拟了中国 2010-2050 年不同情景下的土地利用需求, 各情景下 LUCC 结果差异较大; Huang 等 (2022)基于 CMIP5 气候模式下四种 RCP 情景, 利用 SD 模型结合气候、社会经济数据, 预测了未来 70 年浙江省土地利用需求。

因 SD 模型在模拟 LULC 的数量、面积变化以及变化速率等方面能够充分考虑了市场、政策、气候适应策略等变量的影响, 因此备受青睐, 成为国内外较为广泛使用的模型(Yu 等, 2011; Rasmussen 等, 2012)。Jiao 等也比较了三类数量模型的模拟结果, 研究表明 SD 模型模拟 LULC 数量需求的效果好于 MC、GM 模型(Jiao 等, 2019)。

2.2 空间模型

空间模型采取的方式是“自底而上 (Bottom-up)”, 主要是结合遥感与地理信息科学, 突破数量模型在空间尺度上的缺点, 侧重于空间地理位置上的表现, 可揭示 LUCC 在多时空尺度上的变化, 主要有元胞自动机(Cellular Automata, CA)、CLUE-S (Conversion of Land Use and its Effects at Small regional extent)、状态转换模型(State-and-transition simulation model, STSM)、多智能体系统(Multi-agent system, MAS)、GeoMod 等方法(Luo 等, 2010; 曹雪等, 2011)。主要空间模型简要介绍如下:

(1) CA 模型。该模型最初由 Ulam 与 Von Neumann 在 20 世纪 40 年代提出, 之后 Tobler 将 CA 应用于 LUCC 空间规划后, 逐渐得到广泛使用(Gomes 等, 2021)。CA 模型包括元胞, 状态, 邻域与转换规则四个元素, 并通过制定 LUCC 的转换规律来实现 LUCC 空间格局模拟(Li 和 Yeh, 2002; Huang 等, 2020; Huang 等, 2022)。如 Khatibi 等 (2018)利用 DINAMICA EGO 软件建立 CA 模型, 模拟了 Karaj 城市的 LUCC, 研究表明至 2029 年, 该区域森林面积稳定不变, 耕地将减少, 而居民地将继续扩张; 黎夏和叶嘉安 (2005)耦合人工神经网络(ANN)与 CA 模型, 实现复杂 LUCC 的模拟; 张正明等 (2016)将 CA 模型与约束性 BP 神经网络耦合, 开发了 GeoCA 模型。

(2) CLUE-S 模型。CLUE-S 模型是在量化 LUCC 的生物物理驱动因素和人类驱动因素的基础上模拟 LUCC 的动态模型框架, 其可应用于国家和大陆尺度。CLUE-S 模型包括四个模块: 需求模块、土地适宜性(区位特征)、转换设置、空间政策, 各模块计算后进行空间分配, 完成空间模拟(Verburg 等, 2002)。如梁友嘉等 (2011)利用 SD 模型建立数量需求, 输入到 CLUE-S 模型, 完成张掖市三种情景的土地利用模拟; Zhang 等 (2021)利用 CLUE-S 模拟泾河市 LUCC, 发现水资源保护情景下该区域的生态风险为最低; Batisani 和 Yarnal (2009)结合交叉表、logistic 回归与 CLUE-S 模型, 区分了 LUCC 中随机变化与非随机变化, 准确获取了 LUCC 净变化。

(3) MAS 模型。MAS 是复杂适应理论、人工生命以及分布式人工智能技术的融合，其可根据特定目标构建一个智能体(Agent)相互作用的环境，每个 Agent 可主动且自主地识别其所在虚拟环境，以此来模拟生物物理过程、人类影响背景下的 LUCC(Rocha 等, 2017)。如刘小平等 (2006)利用 MAS 模型模拟广州市海珠区 1995 年至 2004 年的 LUCC，结果表明 MAS 模拟精度要高于简易 CA 模型的模拟精度；Crooks (2010)提出一种基于 MAS 模型的地理显式智能体模型(ABM)，同时与矢量 GIS 松散耦合，捕获和使用矢量的几何数据与社会经济属性，提高了 LUCC 的空间建模精度；Yang 等 (2016)融合 MAS 和决策规则，对 1661-1952 年山东省耕地空间格局进行重构，模拟的生产精度达到了 80%以上，总精度达到了 62%以上。

(4) STSM 模型。STSM 模型是一种通用的空间直观景观模型(Chee 等, 2016; Phillips 和 Van Dyke, 2017)，其理论基础为非平衡生态学即一个给定的生态系统具有多个稳定状态(Bestelmeyer 等, 2017)。STSM 首先将森林景观分为“未受干扰”、“采伐”、“火灾”等具备离散状态的空间单元，然后进行各空间单元上离散时间随机过程模拟，最后定义转换概率，添加计数器，从而实现多种类型间的状态转换模拟(Daniel 等, 2016)。与其他空间模型不同，STSM 能够添加离散计数器(如林龄和转换后时间)作为模型状态变量，可模拟景观内各种动态过程。如 Miller 和 Frid (2021)耦合 Agent-based 与 STSM 模型为

ABM-STSM 模型，简化了模型输入输出，同时更好地反映 Agent 与环境交互作用，从而模拟较为准确的时空格局；Wilson 等 (2016)利用 STSM 模型预测了发达(城市与工业)和农业用地的未来 LUCC，以此来估计 2012 到 2062 年用水需求。

(5) GeoMod 模型。GeoMod 是 GIS 软件 TerrSet 中的一种基于栅格的土地变化建模工具，可以模拟在指定时间间隔内土地类别的收益或损失，但模型仅能模拟两种土地类型过去与未来的动态变化。如杨济达等 (2014)以 1995、2003 年 ETM+影像为基础，利用 GeoMod 预测了西双版纳橡胶林的变化情况；Sakieh 和 Salmanmahiny (2016)利用各项景观指标量化了 GeoMod 模型的性能，发现 GeoMod 模型输出过于简单，模拟结果往往产生更紧凑的景观而低估斑块数量。

以上五种空间模拟的方法各有特点，其中 CA 模型逐渐成为最有效且最广泛采用的空间模型，主要原因在于其 CA 不仅能够以“自底而上”的方式模拟 LUCC 空间变化，而且也能建立 LULC 与驱动力间的联系(即土地适宜性)来制定 LULC 的转换规则(Gomes 等, 2021)。因此，CA 模型具有着其他空间模型所不具备的灵活性，并可以耦合不同的统计与机器学习方法，来计算更为准确的土地适宜性概率，从而能够更加有效地掌握 LUCC 演变规律和精确地模拟未来 LUCC。随着人工智能与深度学习的快速发展，尝试利用深度学习方法提高 CA 模型土地适宜性概率的计算精度，已成为空间模型优化的

热点方向(Qian 等, 2020; Zhai 等, 2020; Wang 等, 2021)。

2.3 耦合模型

单一模型解释 LUCC 复杂结构不够全面, 比如 CLUE-S 模型等空间模型的模拟并不令人满意, 它依赖于数量模型提供的相关结果, 才能进行 LUCC 的准确预测(Verburg 等, 2006; Han 等, 2015; Sleeter 等, 2017)。因此, 为充分考虑 LUCC 系统内在变化机制, 提高模型模拟精度, 数量模型与空间模型的耦合成为精确预测 LUCC 时空格局的热点(秦贤宏等, 2009; Marta 等, 2018)。

耦合模型是将“自上而下”的数量模型与“自底而上”的空间模型有效地集成为一体, 极大地提高了 LUCC 时空模拟的准确度。如陈倩 (2018)以南京老山地区为例, 运用 CA-Markov 与 STSM 模型模拟了其 2016 年土地覆盖分类, 对比发现 CA-Markov 模型模拟精度高于 STSM 模型; 黎夏等 (2009)集成开发 CA、MAS 和 SI(生物质能)三类模型为 GeoSOS 系统, 证明 GeoSOS 比单一模型的预测效果更佳; Khoshnood Motlagh 等 (2021)利用集成 ANN、CA、MC 的耦合模型准确地分析与预测了 semiarid 流域的土地覆盖变化, kappa 系数达到了 74%; Zheng 等 (2012)耦合 CLUE-S 与 SD 模型, 预测并对比了不同情景下济南长庆区的 LUCC; Leemans 等 (1996)和 van Meijl 等 (2006)的研究结果均表明耦合模型对于模拟不同情景下 LUCC 的状态更具有优势。

耦合模型耦合方式一般包括松散耦合和交互耦

合两种。其中松散耦合是将目标年份数量模型获得的土地利用需求作为限制条件, 一次输入到空间模型进行空间模拟。如 Huang 等 (2020)将 MC 模型松散耦合 CA 模型为 CA-Markov 模型, 模拟得到安吉县在 CMIP5 未来气候情景下的竹林变化。而交互耦合则是需要数量模型与空间模型相互协同, 前一时刻数量模型的土地数量需求预测结果作为后一时刻空间模型的输入, 而空间模拟的 LULC 分布将输入数量模型获得下一时刻的土地利用需求。交替循环这种输入与输出模式, 则是交互耦合的机制核心。如 Luo 等 (2010)交互耦合 SD 模型与 CLUE-S 模型, 改善了区域尺度未来情景下 LUCC 模拟精度; Liu 等 (2017)将 SD 模型、ANN-CA 模型、轮盘机制交互耦合为 FLUS 模型, 并结合人类活动与自然因素, 预测了中国 2010-2050 年 4 种不同情景下的 LUCC, 研究发现交互耦合机制可提高 2%的总体精度, 而 FLUS 模型比常规空间模型提高了大约 8%的精度, 因此 FLUS 模型备受国内外学者青睐, 并开发扩展该模型, 开展了大量的 LUCC 模拟研究(Liao 等, 2020; Zhang, Wang, 等, 2020; Chen 等, 2021; Gu 等, 2021)。

综上所述, 国内外针对 LUCC 模拟研究不断细化, 从数量变化到空间变化、驱动力描述到土地适宜性概率计算、单一模型的开发到耦合模型的集成。尽管国内外学者做了大量研究, 但至今尚未形成一个全球通用模型模拟并诠释 LUCC 演变规律, 而且由于数据来源、研究时空尺度以及方法的差异,

LUCC 模拟结果也不尽相同。

3 森林生态系统碳收支估算方法

目前, 森林生态系统碳收支估算方法包括清查法、涡度相关法、遥感监测法、模型模拟法以及大气反演法 5 种方法。其中, 清查法、涡度相关法、遥感监测法与模型模拟法采用“自底而上”的方式, 是利用样点或网格尺度实测数据或模拟结果, 推广至区域尺度, 而大气反演法采用“自上而下”方式, 利用大气 CO₂ 浓度, 反演大尺度生态系统碳汇。

3.1 清查法

清查法主要是基于森林资源连续清查数据, 计算木材蓄积量, 并利用生物量转换方程推导出森林生态系统碳储量(Dixon 等, 1994; Fang 等, 2001; Piao 等, 2009; Pan 等, 2011)。此方法能够最直接最准确地测算样点尺度植被、枯落物以及土壤碳储量, 能够作为有效的样地验证数据(Piao 等, 2022)。但该方法清查周期长, 会耗费大量人力物力。陆地生态系统较强的空间异质性会导致样地到区域尺度碳储量的转换过程中存在误差传递问题, 结果不确定性较高。同时, 其容易受到时空限制, 观测时间长短与样地覆盖密度高低都将影响区域尺度碳储量估算精度(Brown, 2002; Mickler 等, 2002)。该方法无法保证时间上的连续性与空间转换的准确性, 以及不考虑生态系统碳横向转移, 因此其难以准确反映区域与全球森林碳收支的时空动态变化(Piao 等, 2022)。

3.2 涡度相关法

涡度相关法是利用国际上先进的通量观测(Eddy Flux)仪器, 观测森林 CO₂ 通量、微气候等动态变化, 分析森林碳通量动态过程及其与环境的关系。该方法是国际碳通量观测网(FLUXNET)的标准方法, 它主要是基于微气象学原理, 通过计算垂直风速与 CO₂ 之间的协方差来计算固定覆盖范围内植被冠层与大气的 CO₂ 交换通量(Jung 等, 2011; Yu 等, 2014; Wang 等, 2015; Yao 等, 2018)。周国模等 (2017) 利用涡度相关技术分析毛竹林生态系统净生态系统碳交换量(Net Ecosystem Exchange, NEE)日变化、月变化, 表明毛竹年均碳汇, 且计算得到年净固定 CO₂ 量为 24.309 t·hm⁻²·a⁻¹; 宋霞等 (2004) 基于 ChinaFLUX 通量观测网络, 分析并比较了开路与闭路涡度相关系统森林 CO₂ 通量日变化; Jung 等 (2011) 基于涡度相关法与尺度上推方法, 估算得到全球陆地净生态系统生产力(Net ecosystem productivity, NEP)约为 23.8 Pg C a⁻¹。涡度相关法的优势在于可以实现生态系统碳通量的长期连续观测(于贵瑞等, 2014; Yang 等, 2022), 但也具有一定的局限性: (1)复杂的下垫面与气象条件、能量收支闭合、夜间泄露等因素导致了不可避免的观测缺失; (2)观测站点常设于人为影响较小的区域, 难以兼顾林龄差异和生态系统异质性, 导致碳汇估算存在偏差; (3)测定的碳通量不包括干扰、火灾等干扰因素, 往往高估了区域尺度碳汇能力。总之, 通量观测站点个数有限, 有效区范围小, 从站点尺度扩展到区域

尺度存在不确定性，因此涡度相关法主要用于研究站点尺度上碳循环对气候变化的响应过程，而非直接估算区域碳汇大小(Piao 等, 2022)。

3.3 遥感监测法

遥感技术具有大面积同步观测、覆盖范围广、时间序列长等特点，为森林生态系统碳循环研究添加了新的手段，在提取地表碳通量、碳储量的某些分量或与其相关的植被参数等方面发挥着重要的作用，主要包括：提取叶面积指数(Leaf area index, LAI)等碳固定关键地表驱动参数(Chen 等, 2003)、估算地上碳储量(above-ground carbon storage, AGC)(Zhang 和 Kondragunta, 2006)及将遥感信息与生态模型同化(Quaife 等, 2008)。近年来，MODIS 数据等产品的免费共享，使得遥感监测法被广泛应用于陆地生态系统碳循环的研究中。国内众多学者应用 MOD17A3 数据对不同时空尺度下的不同陆地生态系统生产力的时空分布特征、变化规律、驱动因子分析等内容展开了研究(Lu, 2006; 李登科等, 2011; 谢宝妮等, 2014; 李晓荣等, 2017)。Zhang 等 (2019) 基于 Landsat TM/OLI 反射率影像，结合光谱纹理特征，估算了杭嘉湖地区的森林 AGC，估算精度在 0.6 以上；Dong 等 (2020) 利用 Worldview2 高分影像，耦合卷积神经网络和随机森林算法，来估算地上生物量，估算精度 R^2 达到了 0.97 以上；Li 等 (2018) 在采用 EnKF 数据同化算法，对 MODIS LAI 产品进行同化，然后将 LAI 时空数据作为重要变量参与竹林地上碳储量 AGB 遥感估算模型构建，实现了竹林

AGB 较高精度估算；Arévalo 等 (2023) 结合 Lidar、时间序列 Landsat 数据以及机器学习算法来估算 Amazon 流域生物量，研究表明 XGBoost 方法估算误差最低；Duncanson 等 (2022) 基于 GEDI 收集的星载 Lidar 数据估算全球地上生物量，并发现最大树高是跨地域生物量估算的重要影响因素；Qin 等 (2022) 利用 L-VOD 数据预测 AGB，并与 PALSAR 数据估算结果作比较，研究表明基于 L-VOD 的 AGB 与 PALSAR HV 具有高相关性($R^2=0.79$)，表明月尺度 L-VOD 数据能够有效估算 AGB。

遥感监测法具有综合、快速、动态等特点，比传统的估算方法更优越，为实现区域尺度碳循环的估算提供了可能，在森林碳汇估算中持续发挥着重要的作用。但是，由于地表的不均一、遥感变量饱和性和等问题，不同分辨率的遥感影像反演得到的模型驱动变量或参数存在不确定性。但遥感为森林碳汇监测提供了时间连续、空间一致的数据产品，这些产品既能描述功能，又能刻画功能的时空变化，因此，成为当前森林生态系统碳汇监测重要的技术手段。随着各国碳卫星的发射如我国的句芒号，遥感在森林碳汇监测的作用和优势将进一步发挥。

3.4 模型模拟法

模型模拟法是当前与未来森林生态系统碳循环研究的重要手段(杨洪晓等, 2005)。该类模型是通过数学模型估算森林碳通量/碳储量，定量描述森林碳循环的过程，能够估算森林碳汇的现状及潜力，适用于大尺度的研究。当前，国内外碳循环模型可分

为三类：统计模型、参数模型和过程模型。

3.4.1 统计模型

统计模型又称气候生产力模型，其根据 NPP 与气象因子(降水、气温等)的相关关系建立数学回归方程，并基于此方程进行 NPP 时空尺度外推估算。该类模型包括：迈阿密(Miami)模型(Lieth, 1975)、桑斯威特(Thornthwaite Memorial)模型、筑后(Chikugo)模型(Uchijima 和 Seino, 1985)、北京模型(朱志辉, 1993)和周广胜模型(周广胜和张新时, 1995)。如张宪洲 (1993)分别利用 Miami、Thornthwaite Memorial 和 Chikugo 模型估算中国植被 NPP，研究表明 Thornthwaite Memorial 与 Chikugo 模型结合了更全面的气候因子来估算 NPP，估算值与实测值误差要小于 Miami 模型；陈琦等 (2022)利用基于 Chikugo 模型改进的周光胜模型计算了亚热带植被 NPP，并分析极端降水对其潜在 NPP 的影响，发现 NPP 对持续湿期的变化最敏感。

统计模型简单直观，基础数据较少，易实现区域及全球尺度上生产力的估算，但该类模型严重依赖地面观测数据，且缺少严密的植被生理生态理论基础，导致区域或全球尺度上碳通量与碳储量估算精度较低。

3.4.2 参数模型

参数模型又称为半经验模型，以遥感数据为基础数据，利用经验参数与经验公式来求解碳通量大小，其包括 Bookkeeping 模型、光能利用率模型等。

Bookkeeping 模型是通过构建 LUCC 干扰响应曲线(采伐、造林、开荒、扩张等)，并以年为步长模拟并统计 LUCC 影响下植被、土壤与大气间的碳交换量(Houghton 等, 1983)。如孔君洽等 (2018)基于不同时期土地利用类型、土壤与植被碳密度等数据，运用 Bookkeeping 模型分析了近 30 年临泽绿洲 LUCC 演变特征及其对碳储量的影响。

而光能利用率模型是基于植被冠层光合有效辐射(PAR)或光能利用效率(LUE)等指标来估算植被碳汇，包括 CASA、GLO-PEM 等模型。如 Potter 等 (1993)利用 PAR 和光能转换系数(ϵ)建立 CASA 模型，并估算了全球 NPP；Myneni 等 (2001)也表明 CASA 模型是区域或全球尺度上陆地生态系统 NPP 的有效估算模型；朴世龙等 (2001)利用 CASA 估算了 1997 年中国 NPP，研究发现中国总 NPP 为 1.95 Pg C，达到世界陆地植被年 NPP 的 4%；Liang 等 (2022)利用 ϵ 最大值优化了 CASA 模型，并模拟了中国 NPP，研究发现 R^2 从 0.411 提高到了 0.774，RMSE 也降低了一半。而 GLO-PEM 模型是利用光合辐射比例(FPAR)与 NDVI 估算总初级生产力(Gross primary productivity, GPP)，并与植被自养呼吸消耗相减获得 NPP 值。如 Cao 等 (2004)基于 GLO-PEM 模型模拟了 1981-2000 年全球植被 NPP；Tao 等 (2005)基于 GLO-PEM 模型和 CASA 模型模拟了中国玉米 NPP，对比分析发现 GLO-PEM 模型模拟精度高于 CASA 模型。

参数模型的输入参数较少，不受地面调查点的

限制，其通过遥感数据计算 PAR，因此更易获得周期性强、范围广泛的数据，为森林碳通量的研究提供了有力的手段。但是该类模型对植被、大气、土壤之间的联系的解释尚不完整，缺少严密的植被生理生态理论基础，无法解释生产力变化的机制机理。

3.4.3 过程模型

过程模型又称机理模型，其能够从植被光合、呼吸、碳分配等机理出发，模拟植被生物学过程(如冠层光合、呼吸、蒸腾、水分吸收等)来估算森林生态系统碳收支，从而分析生态系统碳循环及其对气候变化和人为干扰的响应机理。过程模型可分为生物地理模型、生物物理模型和生物地球化学模型三类，如表 1。

表 1 森林生态系统碳循环过程模型分类

Table 2 Classification of forest ecosystem carbon cycle process models

类型	时间尺度	代表模型
生物地理模型	年	DOLY, MAPSS, BIOME
生物物理模型	小时到年	SiB, CLASS, AVIM, SPA, IBIS, NCAR LSMDGVM
生物地球化学模型	日到年	TEM, BIOME-BGC, CASA, CENTURY, CEVSA, InTEC, CARAIB, LPJ, LPJGVM, LPJ-GUESS

(1) 生物地理模型是利用植被 NPP 与气候的相互关系，模拟大气-植被-土壤的水热和动量交换过程，但其未能考虑气候因子对土壤呼吸的影响，在区域尺度上模拟结果与实际情况差异较大(Aber 等, 1997)，因此此类模型多应用于大尺度全球植被 NPP。此类模型具备两种假设: (1)气候因子决定植被分布; (2)不考虑气候滞后影响。较为典型的模型为 DOLY、MAPSS、BIOME2 等模型。如 Box (2012) 限制部分关键气候因子, 构建了 DOLY 模型; Neilson (1995) 根据环境因子确定最优 LAI 值与顶级植被类型, 从而建立 MAPSS 模型用于模拟 NPP 值; Hickler 等 (2004) 则利用 BIOME2 模型模拟了生态系统中的碳水循环过程。

(2) 生物物理模型是考虑土壤、植被与大气之间的能量、水分与动量平衡，并能有效利用遥感数据(如 LAI、PAR 等)进行碳循环模拟。与其他模型相比，其能充分考虑水分的蒸腾作用及土壤中水分的传导作用、植被冠层结构对降雨的截流作用等生态系统的物理特性，能够模拟不同气候环境下生态系统的物理反馈机制。这类模型包括 SiB、AVIM 和 IBIS 等模型，且仅适用于大尺度(景观尺度)，而不适用于小尺度(斑块尺度)(Zhao 等, 2022)。如 Sellers 等 (1986) 开发并改进了 SiB 模型，使其能够掌握植被与大气间的碳水交换过程; Ji (1995) 耦合陆面、物理过程和植被生理生态过程，构建了 AVIM 模型; Li, Zhang, 等 (2019) 基于 AVIM 模型模拟了中国长

白山森林生态系统 NPP 及其能量传递过程; 与 SiB、AVIM 相比, IBIS 模型考虑动态植被过程, 模型更为复杂(Smith 等, 2001)。

(3) 生物地球化学模型是模拟生态系统碳、氮、水循环的过程模型。该类模型以植被类型、土壤和气候等数据为输入驱动数据, 模拟生态系统辐射传输、光合与呼吸作用、水分蒸散、微生物分解等过程, 从而得到系统内碳、水、养分的交换量。与生物地理模型与生物物理模型相比, 此模型考虑因素更为全面, 结果更为可靠。常用模型包括 TEM、BIOME-BGC、BEPS 和 InTEC 等模型。

TEM 模型是利用植被信息、土壤类型、土壤可利用水量、海拔和气候等空间数据估算月尺度上的碳、氮通量, 以及碳库大小(Raich 等, 1991; Chen 等, 2014)。如李猛等 (2016)基于 TEM 模型模拟了 1982-2011 年三江源草地生产力; Chen 等 (2014)基于 TEM 模型模拟了青藏高原草地 NPP, 同时区分了气候变化与人为活动的影响; Tian 等 (2011)基于 TEM 模型有效模拟了中国 1961-2005 年陆地生态系统碳收支, 并分析得到氮沉降、大气 CO₂ 增加、LUCC 等环境变化对中国碳储量的影响。

BIOME-BGC 模型是由 FOREST-BGC(Running 和 Coughlan, 1988)模型发展而来的生物地球化学模型。基于生物量分配参数、光合作用参数、气孔导度等详细的参数, 该模型能够利用气象信息与站点条件等, 实现对 1m² 到全球尺度上森林碳、氮、水的日通量和状态的模拟(Mao 等, 2016)。如刘腾艳等

(2019)和 Du 等 (2018)利用 BIOME-BGC 模型估算了浙江省竹林地上碳储量, 并分析其时空动态变化与影响因素; Behera 等 (2019)基于该模型估算了 2011-2012 年印度北部热带阔叶落叶林 NPP, 研究发现 NPP 模拟值与观测值呈现较高的相关性($R^2 > 0.7$); Mao, Zhou, 等 (2017)将竹林特有生理过程与竹林经营措施耦合到 BIOME-BGC 模型中, 使得模拟竹林 AGC 精度比原模型提高了 64% 以上。

BEPS 模型是在 FOREST-BGC(Running 和 Coughlan, 1988)、Farquhar(Farquhar 等, 1980)、Penman-Monteith(Allen 等, 1998)等模型的基础上发展起来的中分辨率遥感机理模型(Liu 等, 1997; Liu 等, 1999)。最初用于模拟加拿大北方森林生态系统的生产力, 之后 Chen 等对该模型进行多次修改和完善(Norman, 1982; Liu 等, 1997; Chen 等, 1999; Liu 等, 1999, 2002; Liu 等, 2003; Chen 等, 2005), 现已被广泛应用于不同时空尺度下的区域陆地生态系统碳循环模拟研究中(Feng 等, 2007; Wang 等, 2011; 康振山等, 2021)。如李雪建等 (2016)利用双集合卡尔曼滤波同化算法与 BEPS 模型, 模拟了浙江省两种竹林的 GPP 与 NEE, 并对比不同 LAI 对碳循环模拟的影响; Li, Du, 等 (2019)和 Mao, Du, 等 (2017)耦合 BEPS 模型和 LAI 数据同化算法模拟浙江省毛竹林和雷竹林的 GPP 与 NEE, R^2 提高了 25% 以上, 且 RMSE 降低 20% 以上。

InTEC 模型是由 Chen 等(Chen, Chen, Liu, 等, 2000)开发的集成模型。该模型耦合了基于叶片光合

作用的 Farquhar 模型(Farquhar 等, 1980)、CENTURY 土壤碳和氮循环模型(Parton 等, 1987)和年龄-NPP 关系模型, 并根据气候和生物变化来估算森林生态系统碳收支。其能够反映气候变化、物候变化、植被参数、大气成分、干扰、森林恢复对长期森林生态系统碳氮循环的影响, 使得该模型已在加拿大、美国、中国等森林生态系统碳源汇模拟中得到广泛的应用(Chen, Chen 和 Cihlar, 2000; Wang, Wu, 等, 2018; Zheng 等, 2019)。如 Zheng 等 (2019)利用 InTEC 模型模拟了过去 30 年浙江省针阔叶林 NEP, 研究表明模拟 NEP 与观测 NEP 的相关性达到 0.5 以上, 并分析发现降水因子对 NEP 影响最大; Wang, Li, 等 (2018)利用立地指数修正了 NPP-age 关系, 并利用 InTEC 模型模拟 2001-2010 年黑龙江森林生态系统 NPP, NPP 模拟值与实测值具有较好的一致性。

目前, 与统计模型与参数模型相比, 过程模型更能从生态系统内部物理与生物学机制机理上, 结合植被-大气-土壤各组成部分之间相互作用与动态过程, 解释生态系统内能量与物质交换过程。同时, 能够定量区分不同环境因子对生态系统碳汇变化的贡献, 并以此为基础, 预测获得未来森林生态系统碳汇变化。此外, LAI、聚集指数等碳循环关键参数通过遥感反演, 估算精度越来越高, 降低了碳汇估算的不确定性, 为过程模型模拟提供了很大的上升空间。因此, 过程模型在森林碳循环模拟研究中具有明显的优势, 目前得到广泛应用。然而, 过程模型也存在一定局限性: (1)模型数据要求高, 需要收

集和整理大量的环境数据, 数据质量的好坏很大程度决定模型模拟的好坏; (2)模型参数设计要求高, 往往需要借助观测数据以及优化算法, 对大量参数进行敏感性分析以获得准确的模拟结果; (3)不同模型在结构、参数以及驱动因子(如气候、LUCC 数据)等方面存在显著差异。(4)多数模型仍存在知识不完备的风险, 普遍未考虑横向碳传输过程(Regnier 等, 2013), 同时简化考虑了生态系统管理(如森林管理)对碳循环的影响(Piao 等, 2018)。这些原因与陆地生态系统碳循环巨大的时空复杂性, 导致过程模型模拟结果仍存在一定的误差与不确定性, 给区域尺度碳汇模拟带来较大争议(Stocker, 2014)。

3.4.5 大气反演法

大气反演法是一种用于估计大气中碳源/汇的方法。其利用大气 CO₂ 浓度观测数据与人为 CO₂ 排放清单数据, 通过大气传输模型与统计方法来推算陆地碳汇(Bousquet 等, 2000; Gurney 等, 2002)。该方法能够实时评估全球尺度的陆地碳汇功能, 但也存在以下几点局限性: (1)数据空间分辨率较低, 且无法区分生态系统类型; (2)CO₂ 观测站点的数量不足与分布不均、大气传输模型参数化与假设简化会增加反演结果的不确定性。研究表明, 随着反演区域越小, 反演不确定性越高(Piao 等, 2022)。

综上所述, 对于区域尺度, 为了全面考虑森林生态系统碳交换机制机理, 国内外多数采用过程模型中的生物地球化学模型(即 BEPS、BIOME-BGC、InTEC 等模型)来准确模拟各区域尺度上森林生态系

统碳储量与碳通量。而对于国家乃至全球尺度，多数采用大气反演法来模拟碳收支情况。

4 LUCC 对森林碳循环的影响研究

LUCC 包含两类变化：转换(Conversion)与渐变(Modification)。转换是指一种土地利用/覆盖类型转变为另一种土地利用/覆盖类型，转变之后生态系统的物理环境与功能发生极端变化，如林地转变为农田或草地等；而渐变则是指某种生态系统内部变化过程，但其物理环境或植被功能不会发生完全的变化，如森林的自然更新与退化、天然林转为人工管理林、林地择伐等。

因此，多数研究将 LUCC 的碳源汇机理定义为以下两点(李克让, 1996; Campbell 等, 2000; Houghton, 2002; Piao 等, 2008): (1)一方面为 LUCC 渐变过程，影响植被光合、呼吸、生长及分解等生理过程，包含 CO₂ 浓度增加、气候变化与其他影响森林生长速率的任何生态机制等。(2)而另一方面是 LUCC 转变过程，即干扰与恢复机制，包含自然干扰、土地管理方式的影响。森林砍伐、退耕还林等人类活动将直接影响森林乃至陆地生态系统的碳源汇作用。

据统计，1850-1990 年间，LUCC 释放了 124 Pg 碳，等同于同期化石燃料燃烧释放量的一半(Houghton 和 Hackler, 1999); 而 Lal (2002)则发现合理的土地利用和管理方式能够重新固定 60%以上已耗损的碳，部分 LUCC 可对碳汇功能做出了一定的

贡献。但自工业革命后，过去大多数的 LUCC 增加了向大气中排放的 CO₂ 总量，发挥了碳源作用(Watson 等, 2000)。而处于当前气候急剧变化与土地有效管理的背景下，未来 LUCC 对陆地碳库的作用尚不知晓，其未来碳汇潜力尚不可知。未来 LUCC 可能起碳汇作用，也可能是碳源作用。

针对过去与未来 LUCC 对碳循环的影响，国内外主要采用模型法来分析与探究(侯宁等, 2009)，主要包括统计估算、遥感模型、过程模型以及 LUCC 模拟与过程模型的耦合。

(1) 统计估算：主要是利用 Bookkeeping 模型，模拟不同土地利用类型土壤碳储量及其变化，从而估算过去 LUCC 对生态系统碳循环的影响。如 Tang 等 (2021)利用 CCDC 算法检测 Mekong 流域内 LUCC，并结合 Bookkeeping 模型追踪了碳排放与碳吸收过程；Houghton 和 Nassikas (2018)利用 Bookkeeping 模型，模拟发现停止森林砍伐和允许次生林生长将在 2016-2100 年间产生全球范围内累计碳吸收达到 120 Pg C。该方法是模拟 LUCC 对碳循环影响的典型方法，得到普遍认可与应用，但其仅是一个计数模型，未考虑大气 CO₂ 浓度变化、造林与再造林等方面。

(2) 遥感观测与遥感模型：利用遥感影像获取 LUCC 数据，并结合植被结构参数等，驱动光能利用率模型(即 CASA 与 GLO-PEM 等)，从而估算与分析过去 LUCC 对陆地 NPP 的影响。如 Yan 等 (2021)融合 Landsat 与 MODIS 的 NDVI 数据，并利

用 CASA 模型，分析了气候变化与城市扩张对北京市 NPP 的影响；姜群鸥等 (2008) 基于 NOAA 卫星遥感数据，通过 GLO-PEM 模型模拟不同植被的碳密度，从而分析耕地转换等 LUCC 对植被碳储量的影响。此类方法简单实用，所需参数也较少，但也存在数据缺失、区域尺度模型调参等多方面的问题。

(3) 过程模型：用于 LUCC 过去与未来影响研究中，过程模型通常分为植被静态模型与植被动态模型(毛留喜等, 2006; Zhao 等, 2022)。静态模型是基于某一特定时刻的植被状态和环境因素进行建模的模型。该时刻下模拟区域内植被均匀分布且类型不变，故而叶面积等参数也将保持不变。典型模型为 DOLY、SiB、AVIM、TEM、BIOME-BGC、InTEC 等，但模型参数较多，且适用性有限制，缺乏植被类型变化，从而导致不能结合 LUCC 有效预测未来碳收支；而动态模型是基于时空变化来描述植被生长演化过程的模型。基于生长函数、生态位模型、迁移模型等生态学理论，其综合考虑植被在时间上的生长、衰退以及在空间上的扩散、迁移等过程，预测植被时空变化，从而模拟森林碳收支动态变化。主要包括 IBIS、ORCHIDEE、BEPS、LPJ、LPJ-DGVM 等模型，模型优点在于考虑植被形成的气候因素以及植被竞争和替代的生长机制，考虑土地利用渐变对碳循环的影响，但并未结合社会经济因素，全面考虑不同土地利用类型之间的竞争，未能将完整的 LUCC 系统耦合到动态模型中，限制了模型的预测能力。

(4) LUCC 模拟与过程模型耦合：过程模型等方法能较好地模拟生态系统碳收支，但模型不能充分考虑 LUCC 的影响，建立 LUCC 模拟与过程模型的耦合模型是 LUCC 影响研究的未来发展方向(Lapola 等, 2009)。近年来，越来越多的耦合模型被开发集成，用于探究过去与未来 LUCC 对碳循环的影响。如 IMAGE 模型是集成生态模型、LUCC 与社会经济模型而形成的全球环境综合评估模型，可预测 LUCC 空间分布，同时精确反映 LUCC 引起的碳排放；LPJmL 模型是植被动态模型之一，考虑了光合作用、植被生长、火灾干扰等过程，也基于 0.5° 时序数据考虑了全球范围内 LUCC；Diao 等 (2022) 结合森林干扰与碳循环过程，利用 STSM 与 IBIS 模型，分析了 1989 到 2019 年积极森林管理对碳储量的影响；Yang 等 (2020) 则松散耦合 FLUS 与 InVEST 模型，分析了湖北省未来 2030 年城市扩张对碳储量的影响以及分析了其碳丢失的主要原因；Hou 等 (2022) 耦合 FLUS 模型与 CoLM 模型，模拟 2020 至 2050 年间 RCP 三种情景下全球 GPP 动态，研究发现未来 LUCC 对全球 GPP 具有重要且潜在的主导影响。此类模型不仅实现碳循环的有效模拟，也能充分考虑 LUCC 影响，提高模拟精度。

5 问题及展望

LUCC 通过影响森林生态系统碳循环从而影响气候变化已得到公认，有限的 LUCC 数据使得 LUCC 对碳排放的影响大大低估，而缺乏未来气候背景下

的 LUCC 时空数据, 使得揭示森林碳循环对 LUCC 的响应面临诸多不确定性。数量与空间的耦合模型能够精确预测 LUCC, 而 LUCC 又是驱动碳循环过程模型的重要数据, 这就使得精确模拟未来气候情景下 LUCC, 刻画碳循环时空演变, 揭示森林生态系统碳循环对 LUCC 的响应机制成为可能。目前遥感技术因稳定性、重复测量的可靠性以及全球覆盖率等因素, 成为最受重视的碳汇监测研究手段之一。因此, 以遥感数据为基础, 模拟 LUCC 并驱动生态过程模型, 实现森林生态系统碳循环时空精准模拟, 是今后碳循环研究的趋势之一。

尽管近年来 LUCC 对碳循环的影响研究在不断完善中, 但随着大量遥感数据以及先进技术的涌现, 诠释 LUCC 对碳循环的影响机理依旧困难。为了更加准确掌握历史与未来 LUCC 趋势和更加全面地分析 LUCC 碳汇机理, 对以下几个问题仍需要进一步研究工作:

(1) 目前历史 LUCC 变化提取方法仍需完善(Zhu 等, 2022)。历史 LUCC 的准确提取是未来 LUCC 时空模拟的重要基础前提。当前分类比较法与光谱轨迹分割法仍存在一定的检测误差, 尝试耦合深度学习方法, 来提高 LUCC 变化提取精度, 从而为未来 LUCC 时空模拟提供更为准确的数据基础。此外, 重构过去几百年 LUCC 变化已成为研究热点。当前, 如何利用大量的卫星遥感分类产品数据与历史统计数据, 实现百年 LUCC 精确重构也是需要研究的问题之一(Mao 等, 2023)。

(2) 未来 LUCC 时空模拟仍需要从耦合模型以及驱动因素展开研究(Gomes 等, 2021)。一方面需要融入深度学习算法, 提高空间模型掌握 LUCC 演化规律的能力, 另一方面需要搭建更为完整的 SD 模型, 更为全面地考虑 LUCC 受自然和人为影响的反馈机制。此外, LUCC 易受极端天气以及人为干扰, 在未来 LUCC 时空模拟中, 需结合更多的气象与社会经济驱动因素。

(3) LUCC 时空模拟及过程模型的耦合已成为探究未来 LUCC 对碳循环影响机制的热门方法。但多数采用松散耦合的方式, 仅将 LUCC 时空模拟结果作为过程模型的输入数据, 忽略了未来 LUCC 转换与渐变过程对森林碳循环生理生化参数(即 LAI、叶绿素等)的影响。当前, IPCC CMIP6 模式的提出, 使得未来 LAI、叶绿素等时空分布模拟研究提上日程(Song 等, 2021)。通过遥感数据结合预测模型, 完善森林碳循环关键参数的预测与模拟, 能够极大降低未来碳汇估算不确定性, 提高未来 LUCC 碳汇潜力估算精度。

参考文献(References)

- Aber J D, Ollinger S V, and Driscoll C T. 1997. Modeling nitrogen saturation in forest ecosystems in response to land use and atmospheric deposition. *Ecological modelling*, 101(1): 61-78 [DOI: 10.1016/S0304-3800(97)01953-4]
- Allen R G, Pereira L S, Raes D, and Smith M. 1998. Crop evapotranspiration-Guidelines for computing cr

- op water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56. FAO, Rome, 300(9): D05109
- Arévalo P, Baccini A, Woodcock C E, Olofsson P, and Walker W S. 2023. Continuous mapping of above ground biomass using Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*, 288: 113483 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113483]
- Batisani N, and Yarnal B. 2009. Urban expansion in Centre County, Pennsylvania: Spatial dynamics and landscape transformations. *Applied Geography*, 29(2): 235-49 [DOI: 10.1016/j.apgeog.2008.08.007]
- Behera S K, Tripathi P, Behera M D, and Tuli R. 2019. Modeling net primary productivity of tropical deciduous forests in North India using bio-geochemical model. *Biodiversity and Conservation*, 28(8-9): 2105-21 [DOI: 10.1007/s10531-019-01743-6]
- Bestelmeyer B T, Ash A, Brown J R, Densambuu B, Fernández-Giménez M, Johanson J, Levi M, Lopez D, Peinetti R, Rumpff L, and Shaver P. 2017. "State and Transition Models: Theory, Applications, and Challenges." In *Rangeland Systems: Processes, Management and Challenges*, 303-45. Cham: Springer International Publishing.
- Bolton D K, Coops N C, and Wulder M A. 2015. Characterizing residual structure and forest recovery following high-severity fire in the western boreal of Canada using Landsat time-series and airborne lidar data. *Remote Sensing of Environment*, 163: 48-60 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.03.004]
- Bousquet P, Peylin P, Ciais P, Le Quééré C, Friedlingstein P, and Tans P P. 2000. Regional changes in carbon dioxide fluxes of land and oceans since 1980. *Science*, 290(5495): 1342-6 [DOI: 10.1126/science.290.5495.1342]
- Box E E. 2012. *Macroclimate and plant forms: an introduction to predictive modeling in phytogeography*. Vol. 1: Springer Science & Business Media.
- Bright B C, Hudak A T, Kennedy R E, and Meddens A J. 2014. Landsat time series and lidar as predictors of live and dead basal area across five bark beetle-affected forests. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(8): 3440-52
- Brown S. 2002. Measuring carbon in forests: current status and future challenges. *Environmental pollution*, 116(3): 363-72 [DOI: 10.1016/S0269-7491(01)00212-3]
- Campbell C, Zentner R, Liang B-C, Roloff G, Gregorich E, and Blomert B. 2000. Organic C accumulation in soil over 30 years in semiarid southwestern Saskatchewan—effect of crop rotations and fertilizers. *Canadian Journal of Soil Science*, 80(1): 179-92 [DOI: 10.4141/S99-028]
- Cao M K, Prince S D, Small J, and Goetz S J. 2004. Remotely sensed interannual variations and trends in terrestrial net primary productivity 1981–2000. *Ecosystems*, 7: 233-42 [DOI: 10.1007/s10021-003-0189-x]
- Cao X, Luo P, Li M C, Li H G, and Long A H. 2011. Spatio-temporal simulation of land use change based on an extended CA model: a case study of Shenzhen city, China. *Resources Science*, 33(1):127-33 (曹雪, 罗平, 李满春, 李红晔, 龙爱华. 2011. 基于扩展 CA 模型的土地利用变化时空模拟研究——以深圳市为例. *资源科学*, 33(1): 127-33)
- Chee Y E, Wilkinson L, Nicholson A E, Quintana-Ascencio P F, Fauth J E, Hall D, Ponzio K J, and Rumpff L. 2016. Modelling spatial and temporal chan

- ges with GIS and Spatial and Dynamic Bayesian Networks. *Environmental Modelling & Software*, 82: 108-20 [DOI: 10.1016/j.envsoft.2016.04.012]
- Chen B X, Zhang X Z, Tao J, Wu J S, Wang J S, Shi P, Zhang Y J, and Yu C Q. 2014. The impact of climate change and anthropogenic activities on alpine grassland over the Qinghai-Tibet Plateau. *Agricultural and Forest Meteorology*, 189-190: 11-8 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2014.01.002]
- Chen G S, and Tian H Q. 2007. Land use/cover change effects on carbon cycling in terrestrial ecosystems. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 31(2): 189-204 (陈广生, 田汉勤. 2007. 土地利用/覆盖变化对陆地生态系统碳循环的影响. *植物生态学报*, 31(2): 189-204)
- Chen J M, Chen X Y, Ju W M, and Geng X Y. 2005. Distributed hydrological model for mapping evapotranspiration using remote sensing inputs. *Journal of Hydrology*, 305: 15-39 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2004.08.029]
- Chen J M, Liu J, Cihlar J, and Goulden M L. 1999. Daily canopy photosynthesis model through temporal and spatial scaling for remote sensing applications. *Ecological modelling*, 124(2): 99-119 [DOI: 10.1016/S0304-3800(99)00156-8]
- Chen J M, Liu J, Leblanc S G, Lacaze R, and Roujean J L. 2003. Multi-angular optical remote sensing for assessing vegetation structure and carbon absorption. *Remote Sensing of Environment*, 84(4): 516-25 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00150-5]
- Chen Q, Mao F J, Du H Q, Li X J, Yin S Y, and Yan M J. 2022. Spatiotemporal variations of subtropical extreme precipitation and its influence on potential net primary productivity in China. *Chinese Journal of Ecology*, 41(11):2117-27 (陈琦, 毛方杰, 杜华强, 李雪建, 尹世燕, 闫梦洁. 2022. 中国亚热带极端降水时空演变及其对潜在净初级生产力的影响. *生态学杂志*, 41(11): 2117-27)
- Chen Q. 2018. Changes in land cover, forest spatial patterns and attributes under an intensive urbanization scenario - A case study from Nanjing Laoshan forest park. Nanjing Forestry University (陈倩. 2018. 城市化进程下土地覆盖、森林空间模式及属性变化分析. 南京林业大学.)
- Chen W J, Chen J, and Cihlar J. 2000. An integrated terrestrial ecosystem carbon-budget model based on changes in disturbance, climate, and atmospheric chemistry. *Ecological modelling*, 135(1): 55-79 [DOI: 10.1016/S0304-3800(00)00371-9]
- Chen W J, Chen J, Liu J, and Cihlar J. 2000. Approaches for reducing uncertainties in regional forest carbon balance. *Global biogeochemical cycles*, 14(3): 827-38 [DOI: 10.1029/1999GB001206]
- Chen Z Z, Huang M, Zhu D Y, and Altan O. 2021. Integrating Remote Sensing and a Markov-FLUS Model to Simulate Future Land Use Changes in Hokkaido, Japan. *Remote Sensing*, 13(13): 2621 [DOI: 10.3390/rs13132621]
- Costanza R, and Ruth M. 1998. Using Dynamic Modeling to Scope Environmental Problems and Build Consensus. *Environ Manage*, 22(2): 183-95 [DOI: 10.1007/s002679900095]
- Crooks A T. 2010. Constructing and implementing an agent-based model of residential segregation through vector GIS. *International Journal of Geographical Information Science*, 24(5): 661-75 [DOI: 10.1080/13658810903569572]

- Cui L, Du H Q, Zhou G M, Li X J, Mao F J, Xu X J, Fan W L, Li Y G, Zhu D E, Liu T Y, and Xing L Q. 2018. Combination of decision tree and linear spectral unmixing for extracting bamboo forest information in China. *Journal of Remote Sensing*, 22(4): 609–619 (崔璐, 杜华强, 周国模, 李雪建, 毛方杰, 徐小军, 范渭亮, 李阳光, 朱迪恩, 刘腾艳, 邢璐琪. 2018. 决策树结合混合像元分解的中国竹林遥感信息提取. *遥感学报*, 22(4): 609–619) [DOI: 10.11834/jrs.20165130]
- Cunningham S, Rogan J, Martin D, DeLauer V, McCauley S, and Shatz A. 2015. Mapping land development through periods of economic bubble and bust in Massachusetts using Landsat time series data. *GI Science & Remote Sensing*, 52(4): 397-415 [DOI: 10.1080/15481603.2015.1045277]
- Daniel C J, Frid L, Sleeter B M, Fortin M J, and Kriticos D. 2016. State - and - transition simulation models: a framework for forecasting landscape change. *Methods in Ecology and Evolution*, 7(11): 1413-23 [DOI: 10.1111/2041-210x.12597]
- Diao J J, Liu J X, Zhu Z L, Wei X Y, and Li M S. 2022. Active forest management accelerates carbon storage in plantation forests in Lishui, southern China. *Forest Ecosystems*, 9: 100004 [DOI: 10.1016/j.fecs.2022.100004]
- Dixon R K, Solomon A M, Brown S, Houghton R A, Trexler M C, and Wisniewski J. 1994. Carbon Pools and Flux of Global Forest Ecosystems. *Science*, 263(5144): 185-90 [DOI: 10.1126/science.263.5144.185]
- Dong L F, Du H Q, Han N, Li X J, Zhu D E, Mao F j, Zhang M, Zheng J L, Liu H, Huang Z H, and He S B. 2020. Application of Convolutional Neural Network on Lei Bamboo Above-Ground-Biomass (AGB) Estimation Using Worldview-2. *Remote Sensing*, 12(6): 958 [DOI: 10.3390/rs12060958]
- Du H Q, Mao F J, Zhou G M, Li X J, Xu X J, Ge H L, Cui L, Liu Y L, Zhu D E, and Li Y G. 2018. Estimating and Analyzing the Spatiotemporal Pattern of Aboveground Carbon in Bamboo Forest by Combining Remote Sensing Data and Improved BIOME-BGC Model. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(7): 2282-95 [DOI: 10.1109/jstars.2018.2817344]
- Duncanson L, Kellner J R, Armston J, Dubayah R, Minor D M, Hancock S, Healey S P, Patterson P L, Saarela S, Marselis S, Silva C E, Bruening J, Goetz S J, Tang H, Hofton M, Blair B, Luthcke S, Fatoyinbo L, Abernethy K, Alonso A, Andersen H-E, Aplin P, Baker T R, Barbier N, Bastin J F, Biber P, Boeckx P, Bogaert J, Boschetti L, Boucher P B, Boyd D S, Burslem D F R P, Calvo-Rodriguez S, Chave J, Chazdon R L, Clark D B, Clark D A, Cohen W B, Coomes D A, Corona P, Cushman K C, Cutler M E J, Dalling J W, Dalponte M, Dash J, de-Miguel S, Deng S, Ellis P W, Erasmus B, Fekety P A, Fernandez-Landa A, Ferraz A, Fischer R, Fisher A G, García-Abril A, Gobakken T, Hacker J M, Heurich M, Hill R A, Hopkinson C, Huang H, Hubbell S P, Hudak A T, Huth A, Imbach B, Jeffery K J, Katoh M, Kearsley E, Kenfack D, Kljun N, Knapp N, Král K, Krůček M, Labrière N, Lewis S L, Longo M, Lucas R M, Main R, Manzanera J A, Martínez R V, Mathieu R, Memiaghe H, Meyer V, Mendoza A M, Monerris A, Montesano P, Morsdorf F, Næsset E, Naidoo L, Nilus

- R, O'Brien M, Orwig D A, Papathanassiou K, Parker G, Philipson C, Phillips O L, Pisek J, Poulson J R, Pretzsch H, Rüdiger C, Saatchi S, Sanchez-Azofeifa A, Sanchez-Lopez N, Scholes R, Silva C A, Simard M, Skidmore A, Stereńczak K, Tanase M, Torresan C, Valbuena R, Verbeeck H, Vrska T, Wessels K, White J C, White L J T, Zahabu E, and Zraggen C. 2022. Aboveground biomass density models for NASA's Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) lidar mission. *Remote Sensing of Environment*, 270: 112845 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112845]
- Ellis E, and Pontius R. 2013. Land-use and land-cover change. http://editors.eol.org/eoearth/wiki/land-use_and_land-cover_changes.
- Fang J Y, Chen A, Peng C H, Zhao S Q, and Ci L J. 2001. Changes in forest biomass carbon storage in China between 1949 and 1998. *Science*, 292(5525): 2320-2 [DOI: 10.1126/science.1058629]
- Fang J, Yu G, Liu L, Hu S, and Chapin F S, 3rd. 2018. Climate change, human impacts, and carbon sequestration in China. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 115(16): 4015-20 [DOI: 10.1073/pnas.1700304115]
- Farquhar G, Caemmerer S v, and Berry J. 1980. A biochemical model of photosynthetic CO₂ assimilation in leaves of C₃ species. *Planta*, 149(1): 78-90 [DOI: 10.1007/BF00386231]
- Feng X, Liu G, Chen J M, Chen M, Liu J, Ju W M, Sun R, and Zhou W. 2007. Net primary productivity of China's terrestrial ecosystems from a process model driven by remote sensing. *J Environ Manage*, 85(3): 563-73 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2006.09.021]
- Gao C Y. 2015. Simulation of forest cycle carbon under the changes of climate scenario in Heilongjiang. Northeast Forestry University (高春雨. 2015. 气候变化情景下黑龙江省森林碳循环模拟. 东北林业大学.)
- Ge Q S, Dai J H, He F N, Pan Y, and Wang M M. 2008. A study of land use, land cover change and carbon cycle in China over the past 300 years. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 38(2):197-210 (葛全胜, 戴君虎, 何凡能, 潘嫻, 王梦麦. 2008. 过去 300 年中国土地利用、土地覆被变化与碳循环研究. *中国科学(D辑:地球科学)*, 38(2): 197-210)
- Gomes E, Inacio M, Bogdzevic K, Kalinauskas M, Karauskaite D, and Pereira P. 2021. Future land-use changes and its impacts on terrestrial ecosystem services: A review. *Sci Total Environ*, 781: 146716 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2021.146716]
- Gu L, Gong Z W, and Du Y X. 2021. Evolution characteristics and simulation prediction of forest and grass landscape fragmentation based on the "Grain for Green" projects on the Loess Plateau, P.R. China. *Ecological Indicators*, 131: 108240 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.108240]
- Guo B Q, Gao D, Zhang H F, and Duan Y X. 2012. Land use changes based on markov model. *Journal of Henan Polytechnic University(Natural Science)*, 31(4): 479-84 (郭变青, 高迪, 张红方, 段玉香. 2012. 基于马尔可夫模型的土地利用变化研究. *河南理工大学学报(自然科学版)*, 31(4): 479-84)
- Gurney K R, Law R M, Denning A S, Rayner P J, Baker D, Bousquet P, Bruhwiler L, Chen Y H, Ciais P, Fan S, Fung I Y, Gloor M, Heimann M, Higu

- chi K, John J, Maki T, Maksyutov S, Masarie K, Peylin P, Prather M, Pak B C, Randerson J, Sarmiento J, Taguchi S, Takahashi T, and Yuen C W. 2002. Towards robust regional estimates of CO₂ sources and sinks using atmospheric transport models. *Nature*, 415(6872): 626-30 [DOI: 10.1038/415626a]
- Han H, Yang C F, and Song J P. 2015. Scenario Simulation and the Prediction of Land Use and Land Cover Change in Beijing, China. *Sustainability*, 7(4): 4260-79 [DOI: 10.3390/su7044260]
- Harris N L, Gibbs D A, Baccini A, Birdsey R A, de Bruin S, Farina M, Fatoyinbo L, Hansen M C, Herold M, Houghton R A, Potapov P V, Suarez D R, Roman-Cuesta R M, Saatchi S S, Slay C M, Turubanova S A, and Tyukavina A. 2021. Global maps of twenty-first century forest carbon fluxes. *Nature Climate Change*, 11(3): 234-40 [DOI: 10.1038/s41558-020-00976-6]
- Hickler T, Smith B, Sykes M T, Davis M B, Sugita S, and Walker K. 2004. Using a generalized vegetation model to simulate vegetation dynamics in north eastern USA. *Ecology*, 85(2): 519-30 [DOI: 10.1890/0022-0745-2003-0344]
- Hilker T, Wulder M A, Coops N C, Linke J, McDermid G, Masek J G, Gao F, and White J C. 2009. A new data fusion model for high spatial- and temporal-resolution mapping of forest disturbance based on Landsat and MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 113(8): 1613-27 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.03.007]
- Hou H, Zhou B B, Pei F, Hu G, Su Z, Zeng Y, Zhang H, Gao Y, Luo M, and Li X. 2022. Future Land Use/Land Cover Change Has Nontrivial and Potentially Dominant Impact on Global Gross Primary Productivity. *Earth's Future*, 10(9): e2021EF002628 [DOI: 10.1029/2021EF002628]
- Hou N, He J X, and Zhu X Q. 2009. Review on carbon cycle of forest terrestrial ecosystem. *Ecological Economy*, 216(10):140-43 (侯宁, 何继新, 朱学群. 2009. 陆地生态系统碳循环研究述评. *生态经济*, 216(10): 140-3)
- Houghton R A, and Nassikas A A. 2018. Negative emissions from stopping deforestation and forest degradation, globally. *Glob Chang Biol*, 24(1): 350-9 [DOI: 10.1111/gcb.13876]
- Houghton R, and Hackler J. 1999. Emissions of carbon from forestry and land - use change in tropical Asia. *Global Change Biology*, 5(4): 481-92 [DOI: 10.1046/j.1365-2486.1999.00244.x]
- Houghton R, Hobbie J, Melillo J M, Moore B, Peterson B, Shaver G, and Woodwell G. 1983. Changes in the Carbon Content of Terrestrial Biota and Soils between 1860 and 1980: A Net Release of CO₂ to the Atmosphere. *Ecological monographs*, 53(3): 235-62 [DOI: 10.2307/1942531]
- Houghton R. 2002. Magnitude, distribution and causes of terrestrial carbon sinks and some implications for policy. *Climate Policy*, 2(1): 71-88 [DOI: 10.3763/cpol.2002.0206]
- Huang C, Goward S N, Masek J G, Thomas N, Zhu Z, and Vogelmann J E. 2010. An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks. *Remote Sensing of Environment*, 114(1): 183-98
- Huang Z H, Du H Q, Li X J, Zhang M, Mao F J, Zhu D E, He S B, and Liu H. 2020. Spatiotemporal LUCC Simulation under Different RCP Scenarios

- Based on the BPNN_CA_Markov Model: A Case Study of Bamboo Forest in Anji County. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(12): 718 [DOI: 10.3390/ijgi9120718]
- Huang Z H, Li X J, Du H Q, Mao F J, Han N, Fan W L, Xu Y X, and Luo X. 2022. Simulating Future LUCC by Coupling Climate Change and Human Effects Based on Multi-Phase Remote Sensing Data. *Remote Sensing*, 14(7): 1698 [DOI: 10.3390/rs14071698]
- Hussain M, Chen D, Cheng A, Wei H, and Stanley D. 2013. Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 80: 91-106 [DOI: 10/gddkjp]
- Ji J. 1995. A climate-vegetation interaction model: Simulating physical and biological processes at the surface. *Journal of Biogeography*, 22: 445-51 [DOI: 10.2307/2845941]
- Jiang Q O, Deng X Z, Zhan J Y, and Liu X Q. 2008. Impacts of cultivated land conversion on the vegetation carbon storage in the Huang-Huai-Hai Plain. *Geographical Research*, 27(4): 839-46+975 (姜群鸥, 邓祥征, 战金艳, 刘兴权. 2008. 黄淮海平原耕地转移对植被碳储量的影响. *地理研究*, 27(4): 839-46 + 975)
- Jiao J G, Yang L Z, Wu J X, Wang H Q, Li H X, and Ellis E C. 2010. Land Use and Soil Organic Carbon in China's Village Landscapes. *Pedosphere*, 20(001): 1-14 [DOI: 10.1016/S1002-0160(09)60277-0]
- Jiao M Y, Hu M M, and Xia B C. 2019. Spatiotemporal dynamic simulation of land-use and landscape pattern in the Pearl River Delta, China. *Sustainable Cities and Society*, 49: 101581 [DOI: 10.1016/j.scs.2019.101581]
- Jin S, and Sader S A. 2005. Comparison of time series tasseled cap wetness and the normalized difference moisture index in detecting forest disturbances. *Remote Sensing of Environment*, 94(3): 364-72 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.10.012]
- Jung M, Reichstein M, Margolis H A, Cescatti A, Richardson A D, Arain M A, Arneth A, Bernhofer C, Bonal D, and Chen J. 2011. Global patterns of land-atmosphere fluxes of carbon dioxide, latent heat, and sensible heat derived from eddy covariance, satellite, and meteorological observations. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 116: G00J07 [DOI: 10.1029/2010JG001566]
- Kang Z S, Zhang S, Bai Y, Malak H, and Zhang J H. 2021. Spatiotemporal changes of grassland net primary productivity (NPP) in Inner Mongolia and its response to drought. *Acta Agrestia Sinica*, 29(1): 156-65 (康振山, 张莎, 白雲, Malak H, 张佳华. 2021. 内蒙古草地净初级生产力时空变化及其对干旱的响应. *草地学报*, 29(1): 156-65)
- Kennedy R E, Yang Z, and Cohen W B. 2010. Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr—Temporal segmentation algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 114(12): 2897-910
- Khatibi A, Pourebrahim S, and Daneshkar A. 2018. A Cellular Automata Model for Monitoring and Simulating Urban Land Use/Cover Changes toward Sustainability. *Journal of Environmental Engineering and Landscape Management*, 26(1): 1-7 [DOI: 10.3846/16486897.2017.1284666]
- Khoshnood Motlagh S, Sadoddin A, Haghnegahdar A, Razavi S, Salmanmahiny A, and Ghorbani K. 2021.

- Analysis and prediction of land cover changes using the land change modeler (LCM) in a semiarid river basin, Iran. *Land Degradation & Development*, 32(10): 3092-105 [DOI: 10.1002/ldr.3969]
- Kline J D, Moses A, Lettman G J, and Azuma D L. 2007. Modeling forest and range land development in rural locations, with examples from eastern Oregon. *Landscape and Urban Planning*, 80(3): 320-32 [DOI: 10.1016/j.landurbplan.2006.10.017]
- Kong J Q, Yang R, Su Y Z, and Fu Z D. 2018. Effect of land use and cover change on carbon stock dynamics in a typical desert oasis. *Acta Ecologica Sinica*, 38(21): 7801-12 (孔君洽, 杨荣, 苏永中, 付志德. 2018. 基于土地利用/覆被变化的荒漠绿洲碳储量动态评估. *生态学报*, 38(21): 7801-12)
- Lai L. 2010. Carbon emission effect of land use in China. Nanjing University (赖力. 2010. 中国土地利用的碳排放效应研究. 南京大学.)
- Lal R. 2002. Soil carbon dynamics in cropland and rangeland. *Environmental Pollution*, 116(3): 353-62 [DOI: 10.1016/s0269-7491(01)00211-1]
- Lapola D M, Priess J A, and Bondeau A. 2009. Modeling the land requirements and potential productivity of sugarcane and jatropha in Brazil and India using the LPJmL dynamic global vegetation model. *Biomass and Bioenergy*, 33(8): 1087-95 [DOI: 10.1016/j.biombioe.2009.04.005]
- Law B E, Hudiburg T W, Berner L T, Kent J J, Buotte P C, and Harmon M E. 2018. Land use strategies to mitigate climate change in carbon dense temperate forests. *Proc Natl Acad Sci U S A*, 115(14): 3663-8 [DOI: 10.1073/pnas.1720064115]
- Lee H. 2008. Mapping deforestation and age of evergreen trees by applying a binary coding method to time-series landsat november images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46: 3926-36 [DOI: 10.1109/TGRS.2008.2001158]
- Leemans R, van Amstel A, Battjes C, Kreileman E, and Toet S. 1996. The land cover and carbon cycle consequences of large-scale utilizations of biomass as an energy source. *Global Environmental Change*, 6(4): 335-57 [DOI: 10.1016/s0959-3780(96)00028-3]
- Li D K, Fan J Z, and Dong J F. 2011. Spatial and temporal patterns of net primary productivity from 1981 to 2000 in Shaanxi Province. *Acta Botanica Boreali-Occidentalia Sinica*, 31(9): 1873-7 (李登科, 范建忠, 董金芳. 2011. 1981-2000 年陕西省植被净初级生产力时空变化. *西北植物学报*, 31(9): 1873-7)
- Li K R. 1996. Research progress of global climate change and its impact and future prospect. *Acta Geographica Sinica*, 51(S1):1-14 (李克让. 1996. 全球气候变化及其影响研究进展和未来展望. *地理学报*, 51(S1): 1-14)
- Li M, He Y T, Fu G, Shi P L, Zhang X Z, Sun J, Li R Q, and Wang J B. 2016. Livestock-forage balance in the Three River Headwater region based on the terrestrial ecosystem model. *Ecology and Environmental Sciences*, 25(12): 1915-21 (李猛, 何永涛, 付刚, 石培礼, 张宪洲, 孙建, 李仁强, 王军邦. 2016. 基于 TEM 模型的三江源草畜平衡分析. *生态环境学报*, 25(12): 1915-21)
- Li W P, Zhang Y W, Shi X L, Zhou W Y, Huang A N, Mu M Q, Qiu B, and Ji J J. 2019. Development of land surface model BCC_AVIM2.0 and its preliminary performance in LS3MIP/CMIP6. *Journal of Meteorological Research*, 33: 851-69 [DOI: 10.

- Li X J, Du H Q, Mao F J, Zhou G M, Chen L, Xing L Q, Fan W L, Xu X J, Liu Y L, Cui L, Li Y G, Zhu D E, and Liu T Y. 2018. Estimating bamboo forest aboveground biomass using EnKF-assimilated MODIS LAI spatiotemporal data and machine learning algorithms. *Agricultural and Forest Meteorology*, 256-257: 445-57 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.04.002]
- Li X J, Du H Q, Mao F J, Zhou G M, Han N, Xu X J, Liu Y L, Zhu D E, Zheng J L, Dong L F, and Zhang M. 2019. Assimilating spatiotemporal MODIS LAI data with a particle filter algorithm for improving carbon cycle simulations for bamboo forest ecosystems. *Science of The Total Environment*, 694: 133803 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.133803]
- Li X J, Mao F J, Du H Q, Zhou G M, Xu X J, Li P H, Liu Y L, and Cui L. 2016. Simulating of carbon fluxes in bamboo forest ecosystem using BEPS model on the LAI assimilated with Dual Ensemble Kalman Filter. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 27(12): 3797-806 (李雪建, 毛方杰, 杜华强, 周国模, 徐小军, 李平衡, 刘玉莉, 崔璐. 2016. 双集合卡尔曼滤波 LAI 同化结合 BEPS 模型的竹林生态系统碳通量模拟. *应用生态学报*, 27(12): 3797-806)
- Li X R, Gao H, Han L P, and Liu J T. 2017. Spatio-temporal variations in vegetation NPP and the driving factors in Taihang Mountain Area. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 25(4): 498-508 (李晓荣, 高会, 韩立朴, 刘金铜. 2017. 太行山区植被 NPP 时空变化特征及其驱动力分析. *中国生态农业学报*, 25(4): 498-508)
- Li X R, Gao H, Han L P, and Liu J T. 2017. Spatio-temporal variations in vegetation NPP and the driving factors in Taihang Mountain Area. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 25(4): 498-508 (李晓荣, 高会, 韩立朴, 刘金铜. 2017. 太行山区植被 NPP 时空变化特征及其驱动力分析. *中国生态农业学报*, 25(4): 498-508)
- Li X, and Yeh A G. 2002. Neural-network-based cellular automata for simulating multiple land use changes using GIS. *International Journal of Geographical Information Science*, 16(4): 323-43 [DOI: 10.1080/13658810210137004]
- Li X, Liu X P, He J Q, Li D, Chen Y M, Pang Y, and Li S Y. 2009. A Geographical simulation and optimization system based on coupling strategies. *Acta Geographica Sinica*, 64(8): 1009-18 (黎夏, 刘小平, 何晋强, 李丹, 陈逸敏, 庞瑶, 李少英. 2009. 基于耦合的地理模拟优化系统. *地理学报*, 64(8): 1009-18)
- Li X, Ye J A. 2005. Cellular automata for simulating complex land use systems using neural networks. *Geographical research*, 24(1): 19-27 (黎夏, 叶嘉安. 2005. 基于神经网络的元胞自动机及模拟复杂土地利用系统. *地理研究*, 24(1): 19-27)
- Liang L, Geng D, Yan J, Qiu S Y, Shi Y Y, Wang S G, Wang L J, Zhang L P, and Kang J R. 2022. Remote Sensing Estimation and Spatiotemporal Pattern Analysis of Terrestrial Net Ecosystem Productivity in China. *Remote Sensing*, 14(8): 1902 [DOI: 10.3390/rs14081902]
- Liang Y J, Xu Z M, and Zhong F L. 2011. Land use scenario analyses by based on system dynamic model and CLUE-S model at regional scale: a case study of Ganzhou District of Zhangye City. *Geograph*

- hical Research, 30(3): 564-76 (梁友嘉, 徐中民, 钟方雷. 2011. 基于 SD 和 CLUE-S 模型的张掖市甘州区土地利用情景分析. 地理研究, 30(3): 564-76)
- Liao W, Liu X, Xu X, Chen G, Liang X, Zhang H, and Li X. 2020. Projections of land use changes under the plant functional type classification in different SSP-RCP scenarios in China. *Sci Bull (Beijing)*, 65(22): 1935-47 [DOI: 10.1016/j.scib.2020.07.014]
- Lieth H. 1975. *Modeling the Primary Productivity of the World*. Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Liu J, Chen J M, and Cihlar J. 2003. Mapping evapotranspiration based on remote sensing: An application to Canada's landmass. *Water Resources Research*, 39(7): 1189-92 [DOI: 10.1029/2002WR001680]
- Liu J, Chen J M, Cihlar J, and Chen W. 1999. Net primary productivity distribution in the BOREAS region from a process model using satellite and surface data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 104(D22): 27735-54 [DOI: 10.1029/1999JD900768]
- Liu J, Chen J M, Cihlar J, and Chen W. 2002. Net primary productivity mapped for Canada at 1km resolution. *Global ecology and biogeography*, 11(2): 115-29 [DOI: doi: 10.1046/j.1466-822x.2002.00278.x]
- Liu J, Chen J M, Cihlar J, and Park W M. 1997. A process-based boreal ecosystem productivity simulator using remote sensing inputs. *Remote Sensing of Environment*, 62(2): 158-75 [DOI: 10.1016/S0034-4257(97)00089-8]
- Liu T Y, Mao F J, Li X J, Xing L Q, Dong L F, Zheng J L, Zhang M, and Du H Q. 2019. Spatiotemporal dynamic simulation on aboveground carbon storage of bamboo forest and its influence factors in Zhejiang Province, China. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 30(5): 1743-53 (刘腾艳, 毛方杰, 李雪建, 邢璐琪, 董落凡, 郑钧泷, 张梦, 杜华强. 2019. 浙江省竹林地上碳储量的时空动态模拟及影响因素. 应用生态学报, 30(5): 1743-53) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.201905.035]
- Liu W W, Wang X K, Lu F, Ouyang Z Y. 2015. Regional and global estimates of carbon stocks and carbon sequestration capacity in forest ecosystems: A review. *Chinese journal of Applied Ecology*, 26(9): 2881-90 (刘魏魏, 王效科, 逯非, 欧阳志云. 2015. 全球森林生态系统碳储量、固碳能力估算及其区域特征. 应用生态学报, 26(9): 2881-90) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.20150630.005]
- Liu X P, Li X, and Ye J A. 2006. Simulation of spatial decision-making behavior and land use pattern evolution based on multi-agent system. *Science in China Series D:Earth Sciences*, 36(11): 1027-36 (刘小平, 黎夏, 叶嘉安. 2006. 基于多智能体系统的空间决策行为及土地利用格局演变的模拟. 中国科学(D辑:地球科学), 36(11): 1027-36)
- Liu X, Liang X, Li X, Xu X, Ou J, Chen Y, Li S, Wang S, and Pei F. 2017. A future land use simulation model (FLUS) for simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects. *Landscape and Urban Planning*, 168: 94-116 [DOI: 10.1016/j.landurbplan.2017.09.019]
- Lu D S. 2006. The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. *International journal of remote sensing*, 27(1297-1328): 27 [DOI: 10.1080/01431160500486732]
- Luo G P, Yin C Y, Chen X, Xu W Q, and Lu L. 2010. 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. *Ecological Complexity*, 7(2): 198-207 [DOI: 10.1016/j.ecocom.2010.02.001]
- Ma L, Liu Y, Zhang X, Ye Y, Yin G, and Johnson B A. 2019. Deep learning in remote sensing applications: A meta-analysis and review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 152: 166-77 [DOI: 10/gf3s65]
- Mao F J, Du H Q, Zhou G M, Li X J, Xu X J, Li P H, and Sun S B. 2017. Coupled LAI assimilation and BEPS model for analyzing the spatiotemporal pattern and heterogeneity of carbon fluxes of the bamboo forest in Zhejiang Province, China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 242: 96-108 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2017.03.022]
- Mao F J, Li P H, Zhou G M, Du H Q, Xu X J, Shi Y J, Mo L F, Zhou Y F, and Tu G Q. 2016. Development of the BIOME-BGC model for the simulation of managed Moso bamboo forest ecosystems. *Journal of Environmental Management*, 172: 29-39 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2015.12.013]
- Mao F J, Zhou G M, Li P H, Du H Q, Xu X J, Shi Y J, Mo L F, Zhou Y F, and Tu G Q. 2017. Optimizing selective cutting strategies for maximum carbon stocks and yield of Moso bamboo forest using BIOME-BGC model. *Journal of Environmental Management*, 191: 126-35 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2017.01.016]
- Mao F, Li X, Zhou G, Huang Z, Xu Y, Chen Q, Yan M, Sun J, Xu C, and Du H. 2023. Land use and cover in subtropical East Asia and Southeast Asia from 1700 to 2018. *Global and Planetary Change*, 226: 104157 [DOI: 10.1016/j.gloplacha.2023.104157]
- Mao L X, Sun Y L, and Yan X D. 2006. Modeling of carbon cycling in terrestrial ecosystem. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 17(11): 2189-95 (毛留喜, 孙艳玲, 延晓冬. 2006. 陆地生态系统碳循环模型研究概述. *应用生态学报*, 17(11): 2189-95)
- Marta L, Michelle R, Erika C, Filippo G, Rosmeri D R, and Diego D S. 2018. Land Use Change over the Amazon Forest and Its Impact on the Local Climate. *Water*, 10(2): 149 [DOI: 10.3390/w10020149]
- Matthews H D, Graham T L, Keeverian S, Lamontagne C, Seto D, and Smith T J. 2014. National contributions to observed global warming. *Environmental Research Letters*, 9(1): 468-75 [DOI: 10.1088/1748-9326/9/1/014010]
- Mickler R A, Earnhardt T S, and Moore J A. 2002. Regional estimation of current and future forest biomass. *Environmental pollution*, 116: S7-S16 [DOI: 10.1016/s0269-7491(01)00241-x]
- Miller B W, and Frid L. 2021. A new approach for representing agent-environment feedbacks: coupled agent-based and state-and-transition simulation models. *Landscape Ecology*, 37(1): 43-58 [DOI: 10.1007/s10980-021-01282-y]
- Myneni R B, Dong J, Tucker C J, Kaufmann R K, Kauppi P E, Liski J, Zhou L, Alexeyev V, and Hughes M K. 2001. A large carbon sink in the woody biomass of Northern forests. *Proc Natl Acad Sci U S A*, 98(26): 14784-9 [DOI: 10.1073/pnas.261555198]
- Neilson R P. 1995. A model for predicting continental-scale vegetation distribution and water balance. *Ecological Applications*, 5(2): 362-85 [DOI: 10.2307/1942028]

- Niu Z, Wang C Y. 2008. Remote Sensing Applications for Carbon Cycle. Beijing: Science Press (牛铮, 王长耀. 2008. 碳循环遥感基础与应用, 科学出版社.)
- Norman J M. 1982. Simulation of microclimates. Biometeorology in integrated pest management: 65-99
- Obata S, Bettinger P, Cieszewski C J, and Lowe III R C. 2020. Mapping forest disturbances between 1987–2016 using all available time series landsat TM/ETM+ imagery: Developing a reliable methodology for Georgia, United States. *Forests*, 11(3): 335
- Pan Y, Birdsey R A, Fang J, Houghton R, Kauppi P E, Kurz W A, Phillips O L, Shvidenko A, Lewis S L, Canadell J G, Ciais P, Jackson R B, Pacala S W, McGuire A D, Piao S, Rautiainen A, Sitch S, and Hayes D. 2011. A large and persistent carbon sink in the world's forests. *Science*, 333(6045): 988-93 [DOI: 10.1126/science.1201609]
- Parton W J, Schimel D S, Cole C V, and Ojima D S. 1987. Analysis of Factors Controlling Soil Organic Matter Levels in Great Plains Grasslands. *Soil Science Society of America Journal*, 51(5): 1173-9 [DOI: 10.2136/sssaj1987.03615995005100050015x]
- Phillips J D, and Van Dyke C. 2017. State-and-transition models in geomorphology. *Catena*, 153: 168-81 [DOI: 10.1016/j.catena.2017.02.009]
- Piao S L, Fang J Y, and Guo Q H. 2001. Application of CASA model to the estimation of chinese terrestrial net primary productivity. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 25(5): 603-8 (朴世龙, 方精云, 郭庆华. 2001. 利用 CASA 模型估算我国植被净第一性生产力. *植物生态学报*, 25(5): 603-8)
- Piao S, Ciais P, Friedlingstein P, Peylin P, Reichstein M, Luysaert S, Margolis H, Fang J, Barr A, Chen A, Grelle A, Hollinger D Y, Laurila T, Lindroth A, Richardson A D, and Vesala T. 2008. Net carbon dioxide losses of northern ecosystems in response to autumn warming. *Nature*, 451(7174): 49-52 [DOI: 10.1038/nature06444]
- Piao S, Fang J, Ciais P, Peylin P, Huang Y, Sitch S, and Wang T. 2009. The carbon balance of terrestrial ecosystems in China. *Nature*, 458(7241): 1009-13 [DOI: 10.1038/nature07944]
- Piao S, He Y, Wang X, and Chen F. 2022. Estimation of China's terrestrial ecosystem carbon sink: Methods, progress and prospects. *Science China Earth Sciences*, 65(4): 641-51 [DOI: 10.1007/s11430-021-9892-6]
- Piao S, Huang M, Liu Z, Wang X, Ciais P, Canadell J G, Wang K, Bastos A, Friedlingstein P, and Houghton R A. 2018. Lower land-use emissions responsible for increased net land carbon sink during the slow warming period. *Nature Geoscience*, 11(10): 739-43 [DOI: 10.1038/s41561-018-0204-7]
- Potter C S, Randerson J T, Field C B, Matson P A, Vitousek P M, Mooney H A, and Klooster S A. 1993. Terrestrial ecosystem production: a process model based on global satellite and surface data. *Global biogeochemical cycles*, 7(4): 811-41 [DOI: 10.1029/93GB02725]
- Qian Y, Xing W, Guan X, Yang T, and Wu H. 2020. Coupling cellular automata with area partitioning and spatiotemporal convolution for dynamic land use change simulation. *Science of The Total Environment*, 722: 137738 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.137738]
- Qin X H, Duan X J, Li H, and Lu Y T. 2009. Urban land expansion simulation model based on SD and CA——A case study of Nantong city. *Scientia*

- Geographica Sinica, 29(3): 439-44 (秦贤宏, 段学军, 李慧, 卢雨田. 2009. 基于 SD 和 CA 的城镇土地扩展模拟模型——以江苏省南通地区为例. 地理科学, 29(03): 439-44)
- Qin Y, Xiao X, Wigneron J-P, Ciais P, Canadell J G, Brandt M, Li X, Fan L, Wu X, Tang H, Dubayah R, Doughty R, Crowell S, Zheng B, and Moore B. 2022. Large loss and rapid recovery of vegetation cover and aboveground biomass over forest areas in Australia during 2019–2020. *Remote Sensing of Environment*, 278: 113087 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113087]
- Quaife T, Lewis P, Kauwe M, Williams M, Law B E, Disney M, and Bowyer P. 2008. Assimilating canopy reflectance data into an ecosystem model with an Ensemble Kalman Filter. *Remote Sensing of Environment*, 112(4): 1347-64 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.05.020]
- Raich J W, Rastetter E B, Melillo J M, Kicklighter D W, Steudler P A, Peterson B J, Grace A L, Moore B, 3rd, and Vorosmarty C J. 1991. Potential Net Primary Productivity in South America: Application of a Global Model. *Ecol Appl*, 1(4): 399-429 [DOI: 10.2307/1941899]
- Rasmussen L V, Rasmussen K, Reenberg A, and Proud S. 2012. A system dynamics approach to land use changes in agro-pastoral systems on the desert margins of Sahel. *Agricultural Systems*, 107: 56-64 [DOI: 10.1016/j.agry.2011.12.002]
- Regnier P, Friedlingstein P, Ciais P, Mackenzie F T, Gruber N, Janssens I A, Laruelle G G, Lauerwald R, Luysaert S, and Andersson A J. 2013. Anthropogenic perturbation of the carbon fluxes from land to ocean. *Nature Geoscience*, 6(8): 597-607 [DOI: 10.1038/ngeo1830]
- Rocha J, Boavida-Portugal I, and Gomes E. 2017. "Introductory chapter: Multi-agent systems." In *Multi-agent Systems*. IntechOpen.
- Running S W, and Coughlan J C. 1988. A general model of forest ecosystem processes for regional applications. I. Hydrologic balance, canopy gas exchange and primary production processes. *Ecological Modelling*, 42(2): 125-54 [DOI: 10.1016/0304-3800(88)90112-3]
- Sakieh Y, and Salmanmahiny A. 2016. Performance assessment of geospatial simulation models of land-use change—a landscape metric-based approach. *Environ Monit Assess*, 188(3): 169 [DOI: 10.1007/s10661-016-5179-5]
- Schleeweis K G, Moisen G G, Schroeder T A, Toney C, Freeman E A, Goward S N, Huang C, and Dungan J L. 2020. US national maps attributing forest change: 1986–2010. *Forests*, 11(6): 653
- Schulp C J E, Nabuurs G J, and Verburg P H. 2008. Future carbon sequestration in Europe—Effects of land use change. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 127(3): 251-64 [DOI: 10.1016/j.agee.2008.04.010]
- Sellers P, Mintz Y, Sud Y e a, and Dalcher A. 1986. A simple biosphere model (SiB) for use within general circulation models. *Journal of the atmospheric sciences*, 43(6): 505-31 [DOI: 10.1175/1520-0469(1986)043<0505:ASBMFU>2.0.CO;2]
- Sleeter B M, Wilson T S, Sharygin E, and Sherba J T. 2017. Future Scenarios of Land Change Based on Empirical Data and Demographic Trends. *Earth's Future*, 5(11): 1068-83 [DOI: 10.1002/2017ef000560]

- Smith B, Prentice I C, and Sykes M T. 2001. Representation of vegetation dynamics in the modelling of terrestrial ecosystems: comparing two contrasting approaches within European climate space. *Global ecology and biogeography*: 621-37 [DOI: 10.1046/j.1466-822X.2001.t01-1-00256.x]
- Song X, Wang D-Y, Li F, and Zeng X-D. 2021. Evaluating the performance of CMIP6 Earth system models in simulating global vegetation structure and distribution. *Advances in Climate Change Research*, 12(4): 584-95 [DOI: 10.1016/j.accre.2021.06.008]
- Song X, Yu G R, Liu Y F, Ren C Y, and Wen X F. 2004. Comparison of flux measurement by open-path and close-path eddy covariance systems. *Science in China Series D:Earth Sciences*, 34(S2): 67-76 (宋霞, 于贵瑞, 刘允芬, 任传友, 温学发. 2004. 开路与闭路涡度相关系统通量观测比较研究. *中国科学(D辑:地球科学)*, 34(S2): 67-76)
- Stocker T. 2014. *Climate change 2013: the physical science basis: Working Group I contribution to the Fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change: Cambridge university press.*
- Su Z Y, Xiong Y M, Zhu J Y, Ye Y C, and Ye M. 2006. Soil organic carbon content and distribution in a small landscape of Dongguan, South China. *Pedosphere*, 16(1): 10-7 [DOI: 10.1016/S1002-0160(06)60020-9]
- Sun Z, Di L, and Fang H. 2019. Using long short-term memory recurrent neural network in land cover classification on Landsat and Cropland data layer time series. *International journal of remote sensing*, 40(2): 593-614 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1516313]
- Surabuddin Mondal M, Sharma N, Kappas M, and Gar g P. 2013. Modeling of spatio-temporal dynamics of land use and land cover in a part of Brahmaputra River basin using Geoinformatic techniques. *Geocarto International*, 28(7): 632-56 [DOI: 10.1080/10106049.2013.776641]
- Tang F S, Chen X, Luo G P, Lin Q, Li Z J, and Jing He. 2007. Simulation on land use change in Sangonghe Oasis of Xinjiang by system dynamics. *Journal of Desert Research*, 27(4): 593-9 (汤发树, 陈曦, 罗格平, 蔺卿, 李照杰, and 赫静. 2007. 新疆三工河绿洲土地利用变化系统动力学仿真. *中国沙漠*, 27(4): 593-9)
- Tang H J, Wu W B, Yang P, Chen Y Q, and Peter H V. 2009. Recent progresses of land use and land cover change(LUCC) models. *Acta Geographica Sinica*, 64(4): 456-68 (唐华俊, 吴文斌, 杨鹏, 陈佑启, Peter H. Verburg. 2009. 土地利用/土地覆被变化(LUCC)模型研究进展. *地理学报*, 64(4): 456-68)
- Tang X, Woodcock C E, Olofsson P, and Hutyrá L R. 2021. Spatiotemporal assessment of land use/land cover change and associated carbon emissions and uptake in the Mekong River Basin. *Remote Sensing of Environment*, 256: 112336 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112336]
- Tao B, Ge Q S, Li K R, Shao X M. 2001. Progress in the studies on carbon cycle in terrestrial ecosystem. *Geographical Research*, 20(5): 564-75 (陶波, 葛全胜, 李克让, 邵雪梅. 2001. 陆地生态系统碳循环研究进展. *地理研究*, 20(5): 564-75)
- Tao F L, Yokozawa M, Zhang Z, Xu Y L, and Hayashi Y. 2005. Remote sensing of crop production in China by production efficiency models: models comparisons, estimates and uncertainties. *Ecological*

- modelling, 183(4): 385-96 [DOI: 10.1016/j.ecolmod.2004.08.023]
- Tian H Q, Melillo J, Lu C Q, Kicklighter D, Liu M L, Ren W, Xu X F, Chen G S, Zhang C, and Pan S F. 2011. China's terrestrial carbon balance: contributions from multiple global change factors. *Global biogeochemical cycles*, 25: GB1007 [DOI: doi.org/10.1029/2010GB003838]
- Tian H, Liang X, Li X, Liu X P, Ou J P, Hong Y, and He Z J. 2017. Simulating Multiple Land Use Scenarios in China during 2010–2050 Based on System Dynamic Model. *Tropical Geography*, 37(4): 547-61 [DOI: 10.13284/j.cnki.rddl.002939]
- Uchijima Z, and Seino H. 1985. Agroclimatic Evaluation of Net Primary Productivity of Natural Vegetations:(1) Chikugo Model for Evaluating Net Primary Productivity. *Journal of Agricultural Meteorology*, 40(4): 343-52 [DOI: 10.2480/agrmet.40.343]
- van Meijl H, van Rheenen T, Tabeau A, and Eickhout B. 2006. The impact of different policy environments on agricultural land use in Europe. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 114(1): 21-38 [DOI: 10.1016/j.agee.2005.11.006]
- Verbesselt J, Hyndman R, Newnham G, and Culvenor D. 2010. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 114(1): 106-15
- Verburg P H, Schot P P, Dijst M J, and Veldkamp A. 2004. Land use change modelling: current practice and research priorities. *Geojournal*, 61(4): 309-24 [DOI: 10.1007/s10708-004-4946-y]
- Verburg P H, Schulp C, Witte N, and Veldkamp A. 2006. Downscaling of land use change scenarios to assess the dynamics of European landscapes. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 114(1): 39-56 [DOI: 10.1016/j.agee.2005.11.024]
- Verburg P H, Soepboer W, Veldkamp A, Limpiada R, Espaldon V, and Mastura S S. 2002. Modeling the spatial dynamics of regional land use: the CLUES model. *Environ Manage*, 30(3): 391-405 [DOI: 10.1007/s00267-002-2630-x]
- Wang B, Li M Z, Fan W Y, Ying Y, and Jing C. 2018. Relationship between Net Primary Productivity and Forest Stand Age under Different Site Conditions and Its Implications for Regional Carbon Cycle Study. *Forests*, 9(1): 5 [DOI: 10.3390/f9010005]
- Wang J, Wu C Y, Zhang C H, Ju W M, and Fang B. 2018. Improved modeling of gross primary productivity (GPP) by better representation of plant phenological indicators from remote sensing using a process model. *Ecological Indicators*, 88: 332-40 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2018.01.042]
- Wang L L, and Song C C. 2010. Research advances in the responses of carbon cycle in terrestrial ecosystems to land use changes. *Chinese Journal of Soil Science*, 41(1): 216-21 (王丽丽, 宋长春. 2010. 陆地生态系统碳循环对土地利用变化的响应. *土壤通报*, 41(1): 216-21)
- Wang P Y, Huang X, Mango J, Zhang D, Xu D, and Li X. 2021. A Hybrid Population Distribution Prediction Approach Integrating LSTM and CA Models with Micro-Spatiotemporal Granularity: A Case Study of Chongming District, Shanghai. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(8): 544 [DOI: 10.3390/ijgi10080544]
- Wang Q F, Zheng H, Zhu X J, and Yu G R. 2015. Primary estimation of Chinese terrestrial carbon sequestration during 2001–2010. *Science Bulletin*, 60(6):

- Wang S, Lei Z, Chen J, Ju W, Feng X, and Wu W. 2011. Relationships between net primary productivity and stand age for several forest types and their influence on China's carbon balance. *Journal of Environmental Management*, 92(6): 1651-62 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2011.01.024]
- Wang Y X, Weng B Q, and Huang Y B. 2005. Effects of land use/cover changes on soil carbon storage and carbon cycle. *Subtropical Agriculture Research*, 1(3):44-51 (王义祥, 翁伯琦, 黄毅斌. 2005. 土地利用和覆被变化对土壤碳库和碳循环的影响. *亚热带农业研究*, 1(3): 44-51)
- Watson R T, Noble I R, Bolin B, Ravindranath N, Verardo D J, and Dokken D J. 2000. *Land use, land-use change and forestry: a special report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*: Cambridge University Press.
- Wilson T S, Sleeter B M, and Cameron D R. 2016. Future land-use related water demand in California. *Environmental Research Letters*, 11(5): 054018 [DOI: 10.1088/1748-9326/11/5/054018]
- Xie B N, Qin Z F, Wang Y, and Chang Q R. 2014. Spatial and temporal variation in terrestrial net primary productivity on Chinese Loess Plateau and its influential factors. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 30(11): 244-53 (谢宝妮, 秦占飞, 王洋, 常庆瑞. 2014. 黄土高原植被净初级生产力时空变化及其影响因素. *农业工程学报*, 30(11): 244-53)
- Xu L F, Zhang J X, Chen K, Xiao L, and Xing X D. 2014. Land use change scenarios simulation in Hunan Province based on the SD model. *Tropical Geography*, 34(6): 859-67 (许联芳, 张建新, 陈坤, 肖莉, 邢旭东. 2014. 基于 SD 模型的湖南省土地利用变化情景模拟. *热带地理*, 34(6): 859-67)
- Yan Y, Wu C, and Wen Y. 2021. Determining the impacts of climate change and urban expansion on net primary productivity using the spatio-temporal fusion of remote sensing data. *Ecological Indicators*, 127: 107737 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.107737]
- Yang H X, Wu B, Zhang J T, Lin D R, and Chang S L. 2005. Progress of research into carbon fixation and storage of forest ecosystems. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 41(2): 172-7 (杨洪晓, 吴波, 张金屯, 林德荣, 常顺利. 2005. 森林生态系统的固碳功能和碳储量研究进展. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 41(2): 172-7)
- Yang H, Huang J, and Liu D. 2020. Linking climate change and socioeconomic development to urban land use simulation: Analysis of their concurrent effects on carbon storage. *Applied Geography*, 115: 102135 [DOI: 10.1016/j.apgeog.2019.102135]
- Yang J D, Ou X K, Guo J W, and Zhang Z M. 2014. Comparison of CA-Markov and Geomod models for rubber plantation prediction. *Mountain Research*, 32(3):267-76 (杨济达, 欧晓昆, 芮靖雯, 张志明. 2014. 基于 CA-Markov 和 Geomod 模型橡胶林变化预测比较. *山地学报*, 32(3): 267-76)
- Yang X, Jin X, Du X, Xiang X, Han J, Shan W, Fan Y, and Zhou Y. 2016. Multi-agent model-based historical cropland spatial pattern reconstruction for 1661-1952, Shandong Province, China. *Global and Planetary Change*, 143: 175-88 [DOI: 10.1016/j.gloplacha.2016.06.010]
- Yang Y H, Shi Y, Sun W J, Chang J F, Zhu J X, Ch

- en L Y, Wang X, Guo Y P, Zhang H T, Yu L F, Zhao S Q, Xu K, Zhu J L, Shen H H, Wang Y Y, Peng Y F, Zhao X, Wang X P, Hu H F, Chen S P, Huang M, Wen X F, Wang S P, Zhu B, Niu S L, Tang Z Y, Liu L L, and Fang J Y. 2022. Terrestrial carbon sinks in China and around the world and their contribution to carbon neutrality. *Science China Life Sciences*, 65(5): 861-95 [DOI: 10.1007/s11427-021-2045-5]
- Yang Y H, Shi Y, Sun W J, Chang J F, Zhu J X, Chen L Y, Wang X, Guo Y P, Zhang H T, Yu L F, Zhao S Q, Xu K, Zhu J L, Shen H H, Wang Y Y, Peng Y F, Zhao X, Wang X P, Hu H F, Chen S P, Huang M, Wen X F, Wang S P, Zhu B, Niu S L, Tang Z Y, Liu L L, and Fang J Y. 2022. Terrestrial carbon sinks in China and around the world and their contribution to carbon neutrality. *SCIENTIA SINICA Vitae*, 52(4): 534-74 (杨元合, 石岳, 孙文娟, 常锦峰, 朱剑霄, 陈蕾伊, 王欣, 郭焱培, 张宏图, 于凌飞, 赵淑清, 徐亢, 朱江玲, 沈海花, 王媛媛, 彭云峰, 赵霞, 王襄平, 胡会峰, 陈世莘, 黄玫, 温学发, 王少鹏, 朱彪, 牛书丽, 唐志尧, 刘玲莉, 方精云. 2022. 中国及全球陆地生态系统碳源汇特征及其对碳中和的贡献. *中国科学: 生命科学*, 52(4): 534-74)
- Yao Y, Piao S, and Wang T. 2018. Future biomass carbon sequestration capacity of Chinese forests. *Science Bulletin*, 63(17): 1108-17 [DOI: 10.1016/j.scib.2018.07.015]
- Yu G R, Zhang L M, and Sun X M. 2014. Progresses and prospects of Chinese terrestrial ecosystem flux observation and research network (ChinaFLUX). *Progress in Geography*, 33(7): 903-17 (于贵瑞, 张雷明, 孙晓敏. 2014. 中国陆地生态系统通量观测研究网络(ChinaFLUX)的主要进展及发展展望. *地理科学进展*, 33(7): 903-17)
- Yu G, Chen Z, Piao S, Peng C, Ciais P, Wang Q, Li X, and Zhu X. 2014. High carbon dioxide uptake by subtropical forest ecosystems in the East Asian monsoon region. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 111(13): 4910-5 [DOI: 10.1073/pnas.1317065111]
- Yu W H, Zang S Y, Wu C S, Liu W, and Na X D. 2011. Analyzing and modeling land use land cover change (LUCC) in the Daqing City, China. *Applied Geography*, 31(2): 600-8 [DOI: 10.1016/j.apgeog.2010.11.019]
- Yu Z, Lu C, Tian H, and Canadell J G. 2019. Largely underestimated carbon emission from land use and land cover change in the conterminous United States. *Global Change Biology*, 25(11): 3741-52 [DOI: 10.1111/gcb.14768]
- Yuan Q, Shen H, Li T, Li Z, Li S, Jiang Y, Xu H, Tian W, Yang Q, Wang J, Gao J, and Zhang L. 2020. Deep learning in environmental remote sensing: Achievements and challenges. *Remote Sensing of Environment*, 241: 111716 [DOI: 10/ggkr9]
- Zhai Y Q, Yao Y, Guan Q F, Liang X, Li X, Pan Y T, Yue H Q, Yuan Z H, and Zhou J F. 2020. Simulating urban land use change by integrating a convolutional neural network with vector-based cellular automata. *International Journal of Geographical Information Science*, 34(7): 1475-99 [DOI: 10.1080/13658816.2020.1711915]
- Zhang D, Wang X R, Qu L P, Li S C, Lin Y P, Yao R, Zhou X, and Li J Y. 2020. Land use/cover predictions incorporating ecological security for the Y

- angtze River Delta region, China. *Ecological Indicators*, 119: 106841 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2020.106841]
- Zhang M, Du H Q, Mao F J, Zhou G M, Li X J, Dong L F, Zheng J L, Zhu D E, Liu H, Huang Z H, and He S B. 2020. Spatiotemporal Evolution of Urban Expansion Using Landsat Time Series Data and Assessment of Its Influences on Forests. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(2): 64 [DOI: 10.3390/ijgi9020064]
- Zhang M, Du H Q, Zhou G M, Li X J, Mao F J, Dong L F, Zheng J L, Liu H, Huang Z H, and He S B. 2019. Estimating Forest Aboveground Carbon Storage in Hang-Jia-Hu Using Landsat TM/OLI Data and Random Forest Model. *Forests*, 10(11): 1004 [DOI: 10.3390/f10111004]
- Zhang X Z. 1993. Estimation and distribution of net primary productivity of natural vegetation in China. *Natural Resources*, 18(1): 15-21 (张宪洲. 1993. 我国自然植被净第一性生产力的估算与分布. *自然资源*, 18(1): 15-21)
- Zhang X, and Kondragunta S. 2006. Estimating forest biomass in the USA using generalized allometric models and MODIS land products. *Geophysical Research Letters*, 33(9): 370-86 [DOI: 10.1029/2006GL025879]
- Zhang Y, Li Y Z, Lv J, Wang J, and Wu Y. 2021. Scenario simulation of ecological risk based on land use/cover change – A case study of the Jinghe county, China. *Ecological Indicators*, 131: 108176 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.108176]
- Zhang Z M, Cheng B Y, and Du Y. 2016. Research of GeoCA model applied in urban land use prediction. *Urban Geotechnical Investigation & Surveying*, (3): 55-8 (张正明, 程宝银, 杜阳. 2016. GeoCA 模型在城市土地利用预测中的应用研究. *城市勘测*, (3): 55-8)
- Zhao G H, Chen J Y, and Ye N. 2020. Prediction of forest resource development trend in Fujian Province based on GM(1,1) model. *East China Forest Management*, 34(2): 75-9 (赵国华, 陈建义, 叶楠. 2020. 基于 GM(1,1)模型的福建省森林资源发展趋势预测. *华东森林经理*, 34(2): 75-9)
- Zhao J F, Liu D S, Zhu Y J, Peng H W, and Xie H F. 2022. A review of forest carbon cycle models on spatiotemporal scales. *Journal of Cleaner Production*, 339: 130692 [DOI: 10/grcf2b]
- Zheng J L, Mao F J, Du H Q, Li X J, Zhou G M, Dong L F, Zhang M, Han N, Liu T Y, and Xing L Q. 2019. Spatiotemporal Simulation of Net Ecosystem Productivity and Its Response to Climate Change in Subtropical Forests. *Forests*, 10(8): 708 [DOI: 10.3390/f10080708]
- Zheng X Q, Zhao L, Xiang W N, Li N, Lv L N, and Yang X. 2012. A coupled model for simulating spatio-temporal dynamics of land-use change: A case study in Changqing, Jinan, China. *Landscape and Urban Planning*, 106(1): 51-61 [DOI: 10.1016/j.landscapeurbplan.2012.02.006]
- Zhong Z K, Han X H, Xu Y D, Zhang W, Fu S Y, Liu W C, Ren C J, Yang G H, and Ren G X. 2019. Effects of land use change on organic carbon dynamics associated with soil aggregate fractions on the Loess Plateau, China. *Land Degradation & Development*, 30(9): 1070-82 [DOI: 10.1002/ldr.3294]
- Zhou G M, Jiang P K, Du H Q, Shi Y J. Technology for the Measurement and Enhancement of Carbon Sinks in Bamboo Forest Ecosystems. Beijing: Science

- nce Press. (周国模, 姜培坤, 杜华强, 施拥军. 2017. 竹林生态系统碳汇计测与增汇技术. 北京: 科学出版社.)
- Zhou G S, and Zhang X S. 1995. Study on NPP of natural vegetation in China under global climate change. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 19(3): 193-200 (周广胜, 张新时. 1995. 自然植被净第一性生产力模型初探. *植物生态学报*, 19(3): 193-200)
- Zhou L, Wang S Q, Ju W M, Xiong Z, Georg K, Chen J M, and Shi H. 2013. Assessment of carbon dynamics of forest ecosystems in the Poyang Lake basin responding to afforestation and future climate change. *Journal of Resources and Ecology*, 4(1): 1-9 [DOI: 10.5814/j.issn.1674-764x.2013.01.002]
- Zhu K, Zhang J, Niu S, Chu C, and Luo Y. 2018. Limits to growth of forest biomass carbon sink under climate change. *Nature Communications*, 9(1): 2709 [DOI: 10.1038/s41467-018-05132-5]
- Zhu Z H. 1993. The model of estimating net primary productivity of natural vegetation. *Science Bulletin*, 38(15): 1422-6 (朱志辉. 1993. 自然植被净第一性生产力估计模型. *科学通报*, 38(15): 1422-6)
- Zhu Z, Qiu S, and Ye S. 2022. Remote sensing of land change: A multifaceted perspective. *Remote Sensing of Environment*, 282: 113266 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113266]
- Zhu Z. 2017. Change detection using landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130: 370-84 [DOI: 10/gbtpxx]

A review of research on land use/cover change and its impact on forest carbon balance

Zihao Huang^{1,2,3}, Huaqiang Du^{1,2,3*}, Xuejian Li^{1,2,3}, Fangjie Mao^{1,2,3}

1. *State Key Laboratory of Subtropical Silviculture, Zhejiang A & F University, Hangzhou 311300, China;*

2. *Key Laboratory of Carbon Cycling in Forest Ecosystems and Carbon Sequestration of Zhejiang Province, Zhejiang A & F University, Hangzhou 311300, China;*

3. *School of Environmental and Resources Science, Zhejiang A & F University, Hangzhou 311300, China;*

Abstract: Land use/cover change (LUCC) is a direct driver of the carbon balance in terrestrial

ecosystems, and its impact on global warming is second only to fossil fuel and industrial emissions. Forest ecosystem is the largest carbon pool in terrestrial ecosystems and has an important role to play in addressing global climate change and achieving carbon neutrality targets. However, the limited LUCC data make the impact of LUCC on carbon emissions greatly underestimated, and the lack of spatiotemporal LUCC data in the context of future climate also makes revealing the response of forest carbon cycle to LUCC face many uncertainties. How to simulate LUCC and analyze the impact of LUCC on the carbon cycle of forest ecosystems is a hot topic of research at domestic and international level. This paper systematically summarized the spatiotemporal LUCC simulation methods, forest carbon balance estimation methods and the progress of research on the impact of LUCC on forest carbon cycle, and listed and analyzed the advantages, applicability and problems of different models and methods. Through the literature review, it is pointed out that using remote sensing data as a basis to simulate LUCC and driving ecosystem process models to achieve accurate spatial and temporal simulation of forest ecosystem carbon cycle is one of the current trends and development trends in future carbon cycle research.

Key words: land use/cover change; spatiotemporal simulation models; forest carbon cycle models; carbon neutrality; remote sensing

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 32171785, No. 32201553), Leading Goose Project of Science Technology Department of Zhejiang Province (No. 2023C02035), and Scientific Research Project of Baishanzu National Park (No. 2022JBGS02)