

气候变化背景下农田土壤碳储量评估方法研究进展

王磊¹, 高阳^{2*}, 沈振¹

(1. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100193; 2. 国家自然科学基金委员会地球科学部, 北京 100085)

摘要: 气候变化对自然和社会生态系统产生了深远影响。农田土壤碳储量作为陆地碳库的重要组成部分, 不仅影响全球气候变化, 也关系到农业可持续发展和全球粮食安全。通过梳理相关文献, 探讨气候变化对农田土壤碳储量的影响, 探究农田土壤碳储量评估方法的优缺点及其适用性。论文总结了气候变化单因子(气温升高、降水模式变化、二氧化碳浓度升高、大气氮沉降和各种极端天气事件)及其多因子联合(温度-降水、温度-降水-二氧化碳和二氧化碳-氮沉降-臭氧)对农田土壤碳储量的影响, 分析了包括统计分析方法、基于机理的过程模拟模型方法和组合模型方法的农田土壤碳储量评估方法优缺点。最后, 从关注微生物介导的土壤碳储存机制、聚焦气候变化多因子交互效应、发展综合模拟模型、模型不确定性研究 4 个方面提出了未来研究方向。

关键词: 气候变化; 农田; 土壤; 碳储量; 模型

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202312134

中图分类号: P467; S153.6

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2024)-16-0001-11

王磊, 高阳, 沈振. 气候变化背景下农田土壤碳储量评估方法研究进展[J]. 农业工程学报, 2024, 40(16): 1-11. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202312134 <http://www.tcsae.org>

WANG Lei, GAO Yang, SHEN Zhen. Research progress on the assessment methods for agricultural soil carbon storage under climate change[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(16): 1-11. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202312134 <http://www.tcsae.org>

0 引言

《联合国气候变化框架公约》中将气候变化定义为“除在类似时期内所观测的气候的自然变异之外, 由于直接或间接的人类活动改变了地球大气的组成而造成的气候变化”^[1], 以此来区分由人类活动引起的“气候变化”和自然产生的“气候变率”。气候变化主要表现为气温升高、降水模式改变、二氧化碳浓度升高等形式, 会影响生态过程、威胁生物多样性、改变物种栖息地的适宜性、影响物种分布^[2]。气温升高会影响植物物候, 改变叶芽发芽、开花和结果的时间^[3-4]。降水模式的变化可能导致水分胁迫或内涝, 影响植物的生长和生存^[5]。大气二氧化碳浓度升高会影响光合作用和水分利用效率, 从而影响植被生产力^[6]。热浪、暴雨、干旱和飓风等极端天气事件可能变得更加频繁和强烈^[7]。根据世界气象组织的数据, 2011—2020 年是自有记录以来最热的十年, 全球平均气温与工业化前水平相比高出了约 1.2 °C^[8]。可以说, 气候变化是当今世界面临的重大环境挑战之一。

气候变化的主要驱动因素之一是农业生产、土地利用和交通运输等人类活动排放的温室气体^[9]。联合国环境规划署在其《2022 年排放差距报告》中指出, 根据

《巴黎协定》, 为了在 21 世纪末将全球增温限制在 1.5 °C 以内, 至 2030 年必须减少 45% 的温室气体排放量, 至 2050 年需达到净零排放^[10]。土壤碳库既是陆地生态系统中最大的碳库, 也是全球碳循环中的重要组成部分, 气候变化会对土壤碳储量产生重要影响。同时, 土壤中的有机物质分解也会影响大气中二氧化碳浓度, 进而影响全球气候。已有研究表明, 土壤对大气二氧化碳浓度的贡献是矿物燃料燃烧的 10 倍之多^[11]。全球农田土壤碳储量约为 140~170 Pg C, 大约占全球陆地土壤碳库总量的 10%, 在全球碳循环中具有重要地位^[12]。相比于森林、草地等生态系统, 农田土壤碳库相对活跃, 极易受到人为活动的影响, 但同样也更容易自我恢复^[13]。农耕活动扰动了土壤与大气碳库之间的碳平衡, 使农田土壤排放二氧化碳^[14]。同时, 农田土壤碳储量与土壤有机质含量密切相关, 是衡量农田土壤质量的重要因素, 其含量减少不仅会降低农田的可持续利用能力, 还可能引起农田生态系统的退化^[15]。因此, 评估农田土壤碳储量及其缓解气候变化影响的潜力, 对深入了解气候变化对农田生态系统的影响具有重要意义。

农田土壤碳储量评估方法可分为经典评估方法和气候变化影响评估方法两类。经典评估方法包括土壤类型法、生命带法、经验参数法、二氧化碳通量法等。这些方法主要利用土壤有机质含量或碳密度等实测数据, 结合土壤类型、植被类型进行外推, 以估算土壤总碳储量。应用 3S 技术可以帮助分析土壤碳储量的时空分布和演化过程。尽管这些方法使用方便、技术成熟、广泛应用, 但前期采集的土壤样点数据质量和数量直接影响后期评

收稿日期: 2023-12-17 修订日期: 2024-06-25

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42071284)

作者简介: 王磊, 博士生, 研究方向为区域和全球尺度的土地利用、景观和生物物理作物建模。Email: willsfaith@outlook.com

*通信作者: 高阳, 博士, 副研究员, 研究方向为综合自然地理及自然科学基金管理工作。Email: gaoyang@nsfc.gov.cn

估的准确性。不同学者使用不同的统计方法也可能导致数据可信度下降和结果误差较大。气候变化影响评估方法综合考虑气候、土壤、地形、植被、遥感等多种复杂参数,通过模拟土壤-作物-大气系统或土壤碳循环过程,实现对土壤碳储量的模拟^[16-17]。相较于经典评估方法,气候变化影响评估方法可以通过调整输入参数和敏感性分析等方式,量化土壤碳储量与影响因素之间的关系。在当前气候变化背景下,这类方法得到了越来越广泛的应用^[17-18]。

许多研究分析了气候变化因子对农田土壤碳储量变化的影响^[16,19],气候变化影响的农田土壤碳储量评估方法也从最初的单组分模型发展到多组分模型以及组合模型。然而,气候变化包括多种具体表现形式,不同气候变化因子对农田土壤碳储量的影响各不相同。同时,不同模型在机理、结构和参数设置上存在差异,导致评估

结果的不确定性较大;模型的验证和对比研究还相对缺乏,限制了评估方法的推广应用。因此,本研究在总结前人研究成果的基础上,从模型机理层面入手,综合分析气候变化各因子的相互作用和复合效应,评价和对比不同评估方法的优势与局限,提出未来的研究重点。这将有助于提升农田土壤碳储量评估的准确性和可靠性,为制定农业领域的碳中和策略、促进生态健康和可持续发展提供更加科学的决策依据。

1 气候变化对农田土壤碳储量的影响

气候变化主要表现为气温升高、降水模式变化、二氧化碳浓度增加、大气氮沉降等多种形式(图1)。气候变化的单因子对农田土壤碳储量的影响各不相同,而其多因子联合作用可能导致协同或拮抗作用,从而放大或减轻气候因素对土壤碳储存的个体影响。

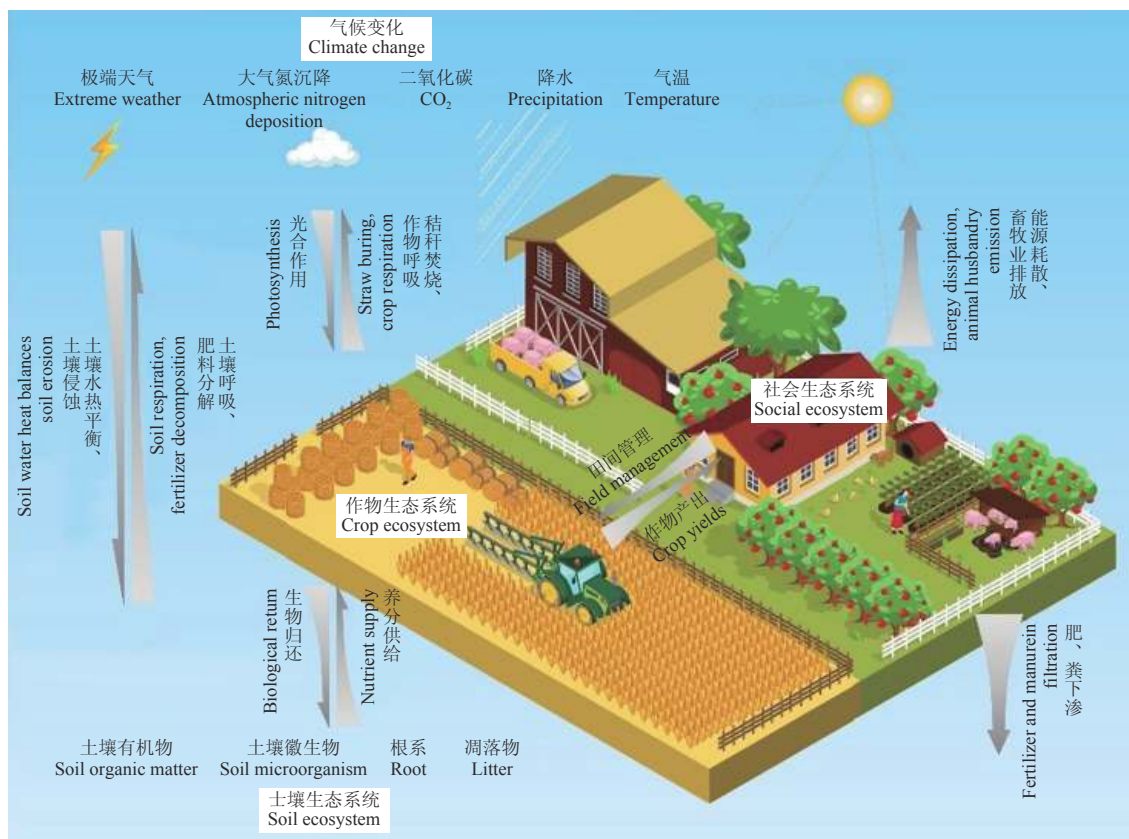


图1 气候变化对农田土壤碳储量的影响示意图

Fig.1 Schematic illustration of the impacts of climate change on agricultural soils carbon storage

1.1 气候变化单因子对农田土壤碳储量的影响

气温升高通过提高土壤有机质的分解速率使土壤中的碳以二氧化碳的形式排放到大气中^[20],并通过影响作物物候期、作物产量和农业生产活动^[21],间接影响农田土壤碳储量。降水模式变化通过影响土壤呼吸^[22]和作物生长^[23-24]等方式去影响农田土壤的碳储量。二氧化碳浓度升高通过影响作物的光合作用效率和生长过程对农田土壤碳储量产生间接影响^[25-26]。同时,大气二氧化碳浓度升高可能会增强土壤的呼吸作用,进而抑制土壤有机碳的增加^[27]。大气氮沉降通过影响碳输入与输出之间的

平衡来影响土壤碳储量。通常情况下,大气中的氮沉降的增加会刺激植物的生长^[28]。

气候变化不仅导致极端天气频率增加,而且影响程度也不断增强。干旱会极大降低陆地植被生产,长期严重干旱会使植被大范围死亡^[29]。极端高温天气会导致小麦产量明显下降^[30]。作物产量下降使得植物生物量降低,导致以作物残茬和植被形式储存在农田土壤中的碳储量减少。极端降水事件会引发土壤侵蚀,冲走富含有机物的表层土壤,直接导致土壤中碳储量的损失^[31]。野火会破坏植被,降低净初级生产力,消耗地表凋落物中的碳

和养分，增加土壤碳损失^[32]。另外，积雪厚度增加会延迟土壤二氧化碳排放峰值^[33]，太阳辐射增强能够加强土壤呼吸作用^[34]。

1.2 气候变化多因子对农田土壤碳储量的复合影响

气温升高而降水减少会导致干旱胁迫，从而使植物生长速率和作物产量降低^[35]。气温、降水、二氧化碳浓度对土壤中的有机碳含量有协同影响，在二氧化碳浓度、气温和降水同时增加的情况下，土壤中存储的有机碳将以二氧化碳的形式返回到大气中^[36]。但部分全球气候碳循环模型预测，大气二氧化碳浓度升高会提高土壤有机碳含量，或至少能够部分抵消气温升高带来的土壤有机碳分解对土壤碳库的影响^[37]。二氧化碳、大气氮沉降、臭氧多因子组合效应可能影响土壤中微生物的活动^[38]。

不同的气候变化因子对土壤碳储量的影响是复杂的（表 1）。为了更好地理解气候变化在农业生态系统碳循环中的作用，考虑不同气候变化因子下的综合影响并探索其潜在机制至关重要。

表 1 气候变化因子对农田土壤碳储量的影响
Table 1 Impacts of climate change on agricultural soil carbon storage

气候变化因子 Factors of climate change	影响 Impacts
气温升高 Rising temperature	气温升高会提高土壤有机质的分解速率 ^[20] ；气温升高将会对生物圈和农业生产活动产生直接影响 ^[21] 。
降水模式变化 Change in precipitation patterns	降水模式变化会影响土壤呼吸作用 ^[22] ；降水的频率和强度变化会影响陆地植被的生产力 ^[23-24] 。
二氧化碳浓度升高 Increasing carbon dioxide concentrations	大气二氧化碳浓度升高会提升植物的光合效率 ^[25-26] ；大气二氧化碳浓度升高也可能对土壤碳储量造成负面影响 ^[27] 。
大气氮沉降 Atmospheric nitrogen deposition	大气氮沉降会增加刺激植物的生长 ^[28] 。
极端天气 Extreme weather events	极端高温、干旱将会极大降低陆地植被生产 ^[29-30] ；极端降水事件会引发土壤侵蚀 ^[31] ；野火会增加土壤碳损失 ^[32] 。
气温、降水组合 Temperature-precipitation interactions	气温升高而降水减少会导致干旱胁迫 ^[35] 。
气温、降水、二氧化碳浓度组合 Temperature-precipitation-carbon dioxide interactions	气温、降水、二氧化碳浓度对土壤中的有机碳含量有协同影响 ^[36] ；但大气二氧化碳浓度升高与气温升高、降水模式改变之间也可能发生拮抗作用 ^[37] 。
二氧化碳、大气氮沉降、臭氧组合 Carbon dioxide-nitrogen deposition-ozone interactions	二氧化碳、大气氮沉降、臭氧组合效应可能促进有机碳分解 ^[38] 。

2 气候变化影响的农田土壤碳储量评估方法

2.1 统计分析方法

统计分析方法包括线性回归模型、机器学习模型等。此类方法利用统计学原理构建数学统计模型来估算农田土壤碳储量。统计分析法具有适应性强、应用简便、可解释性强的特点，并可以量化各种环境因素对碳储量的贡献^[39]。环境变量选取是建立回归分析模型的重点。植被指数、气候、地形和成土母质等成土关键指标是常用且易于获取的环境变量。需要注意的是，输入数据的质量对统计分析方法的输出结果影响较大。如果输入数据数量较少、质量较差或存在误差，则构建的模型及其输

出结果可能不准确。统计分析法通常用于预测现有数据范围内的情况，对未来或超出条件下的外推预测可能存在不确定性。

2.1.1 线性回归模型

线性回归模型包括简单线性回归模型、岭回归模型、逐步回归模型等多种变体，其基本原理类似。经典的多元线性回归模型是一种检验因变量和两个或多个自变量之间线性关系的统计模型。模型为每个自变量分配一个系数，该系数用以表示其与因变量关系的强度和方向。模型通常使用普通最小二乘法计算使因变量的观测值与预测值之间的差异最小的最佳拟合线，使残差平方和最小化。多元线性回归模型是一个全局模型，模型对所有数据的估计参数求解一次，参数的值在空间上是恒定的。例如，使用土壤平均有机碳含量、平均容重、砾石体积分、土层厚度等数据测算剖面深度内的土壤有机碳密度，以土层平均有机碳含量为横坐标、各土层中点深度为纵坐标构建线性函数、双曲函数、幂函数、指数函数、对数函数和 S 型函数 7 个曲线方程，并采用数值计算方法对所得深度范围的积分值进行求解，最后计算山东省各土壤亚类的有机碳密度和储量^[40]；基于全国第二次土壤调查 2 000 多个土壤剖面的碳储量与年均温和年降水量之间的关系，得出不同温度带的土壤碳储量与温度的相关性存在显著差异^[41]；基于小型无人机和高分辨率光谱仪的回归分析可作为反演土壤有机碳的新技术^[42]。线性回归模型具有计算简单、解释性强等优点，但要求输入数据符合正态分布、自变量和因变量之间存在相关关系且无多重共线性，因此使用场景受限，通常作为其他模型的参照基准。

2.1.2 机器学习模型

机器学习模型包括随机森林、支持向量机、神经网络等。随机森林模型因为具有可以同时处理线性和非线性数据、预测精度较高、稳定性强等特点，被广泛应用于土壤有机碳空间分布模拟。随机森林源于决策树模型，其将多棵决策树组合成为一个“森林”来执行分类或回归任务，并通过投票（分类）或平均（回归）获得最终模拟结果^[43]。同时，随机森林通过计算袋外数据的均方误差或基尼指数来确定输入变量的重要性，量化环境变量的影响。例如，使用随机森林、支持向量机和普通克里格模型对福建东部耕地土壤有机碳的空间分布特征进行预测，发现随机森林预测结果最佳，高程和降水量是最重要的影响因子^[39]；基于土壤样本、环境变量和共享社会经济路径情景，结合增强回归树和随机森林模型，评估得出 2015 年东北地区表层土壤（0~20 cm）有机碳储量为 5 293 Tg C，2090 年 SSP245 情景下的碳储量增加 1.9%，SSP585 情景下的碳储量减少 0.4%^[18]。其他机器学习模型也在预测土壤碳储量方法有广泛应用，如基于静态和动态环境变量，使用 CatBoost 模型预测 1971—1990 年全球表层土壤（0~30 cm）有机碳储量为 1 249.29 Pg C^[16]，基于两点机器学习模型（two-point machine learning, TPML）提升土壤有机质的空间分布预

测能力^[44]。由于机器学习模型是对区域整体的土壤有机碳储量进行预测,因此仅以农田为研究对象的较少。机器学习模型具有稳定性强、预测精度高、适应性强等优点,但由于模型内部为黑箱结构,其运行过程较为复杂且难以解释。同时,机器学习模型及由此衍生的深度学习模型在进行大规模运算时对算力要求较高,运行效率较低。

2.2 基于机理的过程模拟模型方法

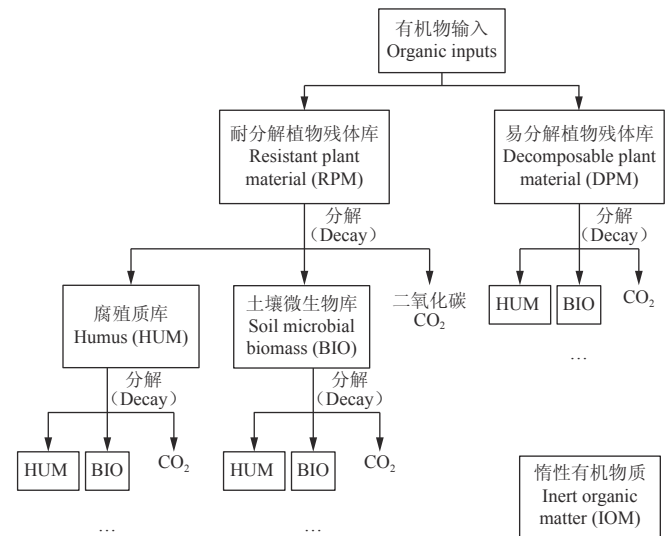
基于机理的过程模拟模型方法结合生物物理学公式、实测数据和遥感影像,通过模拟土壤碳循环过程,构建土壤碳评价与预测模型,以预测区域乃至全球的土壤碳储量。根据模型中是否显示表达微生物分解作用,基于机理的过程模拟模型方法可分为面向过程的模型和面向微生物的模型;面向过程的模型关注控制能量和物质转换的过程,面向微生物的模型关注通过食物网的能量和物质流动^[45]。基于机理的过程模拟模型方法从机理角度研究土壤碳储量,其输出结果能精细区分出不同的土壤碳库,对土壤碳循环过程进行精确模拟。此外,在初始运行阶段,不同的模型考虑了不同的气候、土壤、管理等参数,综合反映自然条件对作物和土壤的影响,并根据这些参数对其进行模拟和预测。但是,基于机理的过程模拟模型存在参数选择和设置复杂、预测精度难以验证等问题。

2.2.1 过程模型

土壤碳循环的早期研究主要集中在对土壤有机质的形成、分解、迁移和影响因素等方面的探讨。早期提出的土壤有机碳单组分方程描述了土壤碳随时间变化的动态过程,表明状态变量的变化速率取决于其输入率和分解速率^[46]。之后,单组分模型被用于分析不同条件下的土壤碳循环^[47-49]。但是,土壤有机质中存在多种不同的成分,其分解速度也各不相同。基于长达 10 年的碳标记田间试验结果,土壤有机碳双组分变化模型通过对两个组分的指数函数相加来描述土壤中有机碳的整体变化^[50]。面向过程的模型包括 Roth C 模型 (Rothamsted carbon)、EPIC 模型 (environmental policy integrated climate)、SCNC 模型 (soil carbon and nitrogen cycle model) 等。

Roth C 模型于 20 世纪 70 年代由英国洛桑实验室基于长期定位试验数据构建^[50-51]。Roth C 模型是非渍渍表层土壤中有机碳周转的模型,考虑了土壤类型、温度、含水率和植物覆盖对周转过程的影响^[52-53]。模型能够以月尺度计算多年的土壤总有机碳和微生物碳。模型将土壤有机碳分为 4 个活性有机库和一个惰性有机库 (inert organic matter, IOM) (图 2)。4 个活性碳库分别是易分解植物残体库 (decomposable plant material, DPM)、耐分解植物残体库 (resistant plant material, RPM)、土壤微生物库 (microbial biomass, BIO) 和腐殖质库 (humus, HUM)。每个碳库通过具有自身特征速率的一阶过程分解,该速率受温度、湿度和土壤覆盖率的影响^[54]。每月输入的有机碳通过 DPM/RPM 比例在 DPM 和 RPM 之间分配。不同的植物 DPM/RPM 比例不

同,当比值为 1.44,适用于大多数农作物和改良草地^[54]。DPM、RPM、BIO 和 HUM 都会被分解成 BIO、HUM 和二氧化碳。模型设定当底物被分解时,所有土壤中形成的 BIO 与 HUM 的比例是相同的。IOM 几乎不分解。土壤温度和土壤含水率通过改变速率常数来影响分解^[53]。土壤质地通过确定二氧化碳之间的比率来影响土壤有机碳的稳定性。运用分位数随机森林模型和 Roth C 模型对丹麦农业生态系统在气候和土地利用变化情景下土壤有机碳的封存潜力分析发现,丹麦 2018 年土壤碳储量为 10~181 Mg/hm² (以 C 计,涉及碳密度单位时均如此),2038 年无论何种场景,土壤碳储量都将损失,且损失主要受温度升高和黏土含量的强烈影响^[55]。基于 Roth C 模型,对气候变化与农业管理相互作用影响下芬兰 2021—2040 年农田土壤有机碳封存潜力分析发现,碳输入将促进农田土壤的固碳潜力,然而气候变化将平均减少 0.28 t/(hm²·a)^[19]。植物碳输入率对于提高模型的性能至关重要^[56]。但是,由于 Roth C 模型是根据英国洛桑实验站的长期定位实验数据进行设置参数,经验性较强,对于水田等长期淹水的土壤模拟效果较差。研究发现,Roth C 模型在中国北方旱地的预测精度高于南方水田^[57];模拟长江中游稻田土壤有机碳变化时该模型模拟误差较 SCNC 模型大^[58]。



受到土壤质地和田间持水量的影响。慢性库包括难分解的有机物和由土壤固定的微生物产物，分解速率较慢。惰性库中的有机物几乎不分解。EPIC 模型与 CENTURY 模型存在淋溶方程、控制参数、碳库数量和木质素含量函数 4 个方面的区别^[60-62]。对斯洛伐克农场在不同气候变化情景下土壤有机碳和作物产量变化模拟表明，2010—2050 年表层土壤有机碳储量呈下降趋势，温度升高会加速土壤有机碳的分解，尤其是在土壤被集约化管理的情景^[63]。虽然国外已有许多将 EPIC 模型应用到农田土壤碳储量方面的研究，但国内主要使用 EPIC 模型分析不同灌溉、施肥、耕作、管理措施等条件对农田土壤碳储量模拟的影响。如使用 EPIC 模型模拟中国作物秸秆还田对农田土壤碳储量的影响，发现秸秆还田场景可以减少碳损失，并降低农田的二氧化碳排放量^[17]。需要注意的是，当使用 EPIC 模型模拟极端气温和降水量或非指定地点等输入变量时，模型具有不确定性，整体模型的可靠性约为 56%^[64]。EPIC 模型目前已于 2023 年更新到 1 102 版本，并嵌入到 SWAT^[65]、APEX 等区域模型中。

SCNC 模型主要用于模拟农田土壤有机碳和养分循环^[66]。模型分为平衡模式和预测模式。SCNC 模型将土壤碳库区分为快速分解组分、慢速分解组分、土壤腐殖质组分、微生物组分、微生物代谢产物和残体组分、不分解组分 6 个库。其分解产物为二氧化碳、微生物碳、非腐殖质、腐殖质 4 类。模型主要考虑气候、土壤、植被和耕作类型等环境参数，使用较为简便，主要应用在中国地区的水田研究。例如，使用 SCNC 模型模拟 2050 年气温升高条件下的亚热带和黄土高原地区的农田土壤碳储量，结果表明两者将分别降低大约 5.6%~10.9% 和 3.6%~9.4%^[67]。但模型可能会低估不施肥处理的土壤有

机碳储量^[68]。

2.2.2 微生物模型

土壤微生物通过产生微生物产物强烈地影响土壤有机质的形成^[69-70]。微生物生长效率和生长动力学等基本生理性状对凋落物分解速率和净微生物生物量产生直接影响，而随后的微生物生物量周转则强烈影响土壤有机质的投入速率^[71]。微生物模型更加强调土壤微生物对土壤有机碳动态的影响，全面考虑了土壤中微生物的生长、代谢和死亡等过程，以及微生物与土壤有机碳之间的相互作用^[72]。同时，由于微生物的温度敏感性较强，使得微生物模型对全球气候变暖更加敏感。面向微生物的模型主要有 Enzyme 模型、MIMICS 模型（microbial-mineral carbon stabilization model）、MEND 模型（microbial-enzyme-mediated decomposition model）等。

基于土壤酶动力学的 Enzyme 模型用于模拟土壤有机碳的分解过程^[73]。该模型将土壤有机碳划分为土壤有机碳库（soil organic carbon, SOC），溶解有机碳库（dissolved organic carbon, DOC）、微生物库（microbial biomass, MIC）和酶库（enzymes, ENZ）（图 3）。在传统的面向过程的模型中，微生物过程与土壤碳周转没有明确耦合，因此微生物生物量和酶产量的变化不能反馈分解。Enzyme 模型将温度敏感性纳入微生物模型，以探索微生物死亡输入随着持续变暖而短暂增加土壤呼吸的机制。温度敏感参数为包括酶催化、摄入、碳利用效率（carbon use efficiency, CUE）。模型假设酶产量与微生物数量成正比，微生物碳利用效率随着温度升高呈线性下降，并认为微生物生物量和酶催化 SOC 向 DOC 转化是有机碳分解的限速步骤。模型能够精细刻画全球气候变化对土壤碳储量的影响机制^[74]，但单独应用于农田土壤碳储量模拟的研究较少。

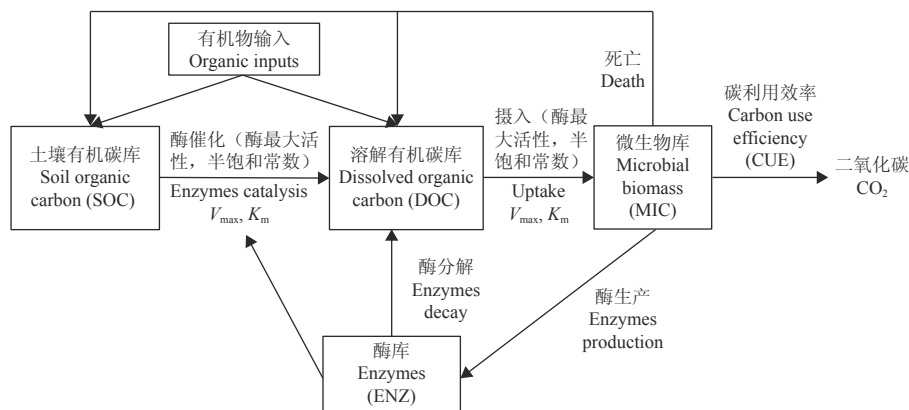


图 3 Enzyme 模型碳循环示意图

Fig.3 Schematic diagram of the carbon cycle for the Enzyme model

MIMICS 模型将土壤有机碳划分为受物理保护碳库、可用碳库和受化学保护碳库^[71-72]。模型中有两种微生物功能类型，分别对应于富营养的 r 策略和寡营养的 k 策略^[75-77]。MIMICS 模型根据凋落物质量，将凋落物输入流转到代谢凋落物库和结构凋落物库。凋落物库和可用碳库的分解基于温度敏感的 Michaelis-Menten 动力学方

程控制^[78]。微生物生长效率决定了进入微生物库的碳通量分配与异养呼吸。微生物生物量的周转取决于微生物的功能类型。模型中温度敏感性的动力学参数源于观测数据^[79]，并根据微生物功能类型、凋落物化学质量和土壤质地效应的假设进行了修改。MIMICS 模型当前暂未考虑土壤湿度。MIMICS 模型描述了土壤中与微生物结

合的有机碳与游离态有机碳之间的动态平衡, 取决于微生物的生物量、微生物对有机碳的吸收速率以及微生物对有机碳的亲合力。MIMICS 模型以小时为模拟时间步长。张秀等使用 MIMICS 模型模拟了 1980—2015 年江苏南部农田表层土壤 (0~20 cm) 有机碳密度的时空演变情况, 取得了较好的模拟效果^[80]。

MEND 模型分析微生物酶介导的土壤有机碳循环过程^[81]。MEND 模型拥有 6 个碳库: 颗粒有机碳库、矿物伴生有机碳库、溶解有机碳库、微生物碳库、颗粒有机碳分解酶库和矿物伴生有机碳分解酶库。MEND 模型中的多个土壤有机碳库阐明了不同类型有机碳对温度变化的不同响应以及各种不同碳库对整体土壤有机碳动力学信息, 反映了特定酶靶向特定底物的催化功能以及微生物、酶和土壤有机碳之间的相互作用。

2.3 组合模型方法

尽管机器学习模型具有强大的学习和预测能力, 但它是一种纯粹的数据驱动方法, 很难嵌入土壤学知识或与土壤相关的理化定律^[82], 也难以在模拟土壤有机碳的时间变化时表达物理定律^[83]。虽然基于机理的过程模拟模型方法使用大量的土壤动力学方程, 却产生建模过程不灵活、输入变量数量有限等局限, 导致模拟空间分布时不如机器学习模型准确^[82, 84-85]。因此, 组合模型通过将两个或两个以上不同类型的模型组合在一起, 汲取各方法的优势, 以获得更高的模拟精度、更强的可靠性、更好的可解释性。比较常用的组合模型有回归克里金模型、POML 模型 (process-oriented-machine learning) 等。

回归克里金模型通过将前述各类回归模型与地统计模型结合, 综合考虑土壤碳储量与环境变量之间的关系以及土壤碳储量的空间自相关性, 提升整体模拟精度。模型最终预测值为回归算法预测值与克里金法对回归算法残差项预测值的叠加。其中, 回归算法可以为线性回归算法, 也可以为机器学习算法。同样地, 克里金法也可换用其他地统计学方法, 均表现出良好的模拟效果^[86-87]。例如, 使用土地利用类型、海拔和植被等环境因素, 基于回归克里格法测算了华北小流域土壤有机碳和全氮的空间分布特征^[88]。

POML 模型整合了基于机理的过程模拟模型方法 (process-oriented model, PO) 和机器学习模型 (machine learning model, ML) (图 4)^[89]。POML 模型结合 PO 模型 (Roth C 模型) 和 ML 模型 (随机森林模型) 的优点来提高对土壤碳的空间和时间预测能力。模型的基本概念是将 PO 模型在未采样年份导出的模拟值作为额外的训练数据纳入 ML 模型中, 以实现训练数据跨越全部时间段。模型包括两个主要步骤 (图 4 中①和②), 首先是产生所有采样地点从开始到结束的所有年份的土壤有机碳储量模拟值, 然后是利用 Roth C 模型的样本数据和模拟数据校准随机森林模型, 通过最小化整体损失函数得到最终的预测模型。使用 POML 模型模拟江苏南部农田土壤有机碳时空分布的结果表明, 混合模型的精度比单个 ML 模型提高了 19%^[89]。

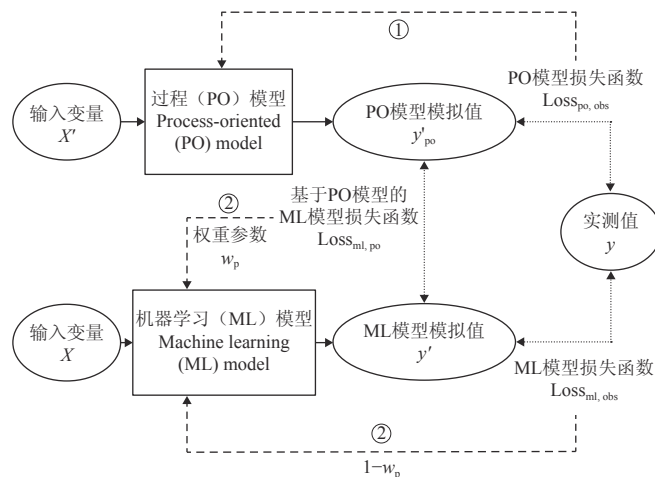


图 4 POML 模型示意图^[89]

Fig.4 Schematic diagram of the POML (process-oriented-machine learning) model^[89]

气候变化影响的农田土壤碳储量评估方法通过整合气候、土壤、植被、和生物过程等多种生态因素, 为研究者提供了深入理解生态系统碳循环的有力工具。然而, 模型的精度仍然取决于对参数的准确性和对复杂生态系统过程的深刻理解。并且, 不同的模型由于其构建理论基础不同, 其适用性不尽相同。因此, 要根据研究的目标、对象、研究区的特点以及研究者的理论基础选择适宜的模型。同时, 也要综合气候变化多因子组合效应、模型不确定性以及生态系统韧性的综合考量, 推动气候变化背景下土壤碳储量评估方法的不断发展与完善。

3 未来展望

3.1 关注微生物介导的土壤碳储存机制

土壤碳周转是一个复杂的过程, 土壤碳库稳定性受碳输入、周转和稳定化过程的共同调控, 但植物残体分解、根系分泌物输入、微生物碳泵效应、团聚体形成等土壤碳周转关键过程的机理研究尚不明确, 气候变化对土壤碳循环速率和平衡的影响机制也存在不足。同时, 土壤微生物是调控土壤碳循环过程的关键因素, 在土壤有机碳的分解、转化和固存过程中发挥着重要作用。然而, 目前对微生物驱动的土壤碳储存机制认识还较为有限, 特别是在气候变化背景下, 气温上升对微生物群落的影响将持续加大^[73-74], 但微生物群落结构和功能对土壤碳循环的响应和反馈机制尚不清楚。因此, 未来应阐明土壤碳周转的主控因素及其相互作用机制、探究土壤碳周转的关键过程及其调控机制、加强土壤碳周转与全球变化的耦合研究。同时, 深入探究气候变化对土壤微生物群落结构和功能的影响, 阐明微生物介导的土壤碳稳定化机制, 揭示微植物-土壤-微生物互作网络对农田碳汇功能的调控机理, 为微生物介导的农田土壤碳储存提供新思路。

3.2 聚焦气候变化多因子交互效应

气候变化是一个复杂的过程, 涉及温度、降水、二氧化碳浓度、氮沉降等多个因子, 这些因子之间存在复杂的交

互作用,对农田土壤碳储量产生综合影响。此外,极端气候事件如干旱、洪涝、热浪等的频发,对农田土壤碳循环过程也产生显著影响^[30]。因此,未来的研究应该更加注重全球和区域尺度上气温升高、降水模式变化、二氧化碳浓度升高等多因子的综合效应,通过田间试验或模型模拟进行控制变量试验,以全面把握气候变化对农田生态系统的综合影响机制。加强全球气候模型与生态系统模型的耦合,提高模拟的空间分辨率和精度,以更好地模拟多因子的协同效应。加强对多因子交互影响机制的深入挖掘,尤其是在考虑不同气候区域和生态系统差异的基础上,定量评估不同气候变化因子对农田土壤碳储量、作物生长和生态系统稳定性等关键指标的协同作用。

3.3 发展综合模拟模型

当前基于气候的农田土壤碳储量评估方法虽然日趋成熟,但仍存在一些局限性。统计分析方法高度依赖于输入数据,难以可靠地外推到其他时间段。基于机理的过程模拟模型方法虽然能够反映土壤碳动力学过程,但对环境变量的考量较少^[87]。综合模拟模型可以结合统计分析和基于机理的过程模拟模型方法的优点,既能进行时空建模,又能够反映土壤碳对气候变化和人类活动的机理响应^[85]。未来的研究可以向综合不同模型方面发展,通过整合不同模型的优势,建立更全面、准确的评估框架^[55]。通过构建耦合全球气候、土壤特性、植被生长和人类活动的综合性框架,以更全面、准确地模拟不同气候情景下的农田土壤碳储量动态。应用人工智能、大数据等前沿技术,优化模型结构,提升模拟效率和精度,提高可解释性和可操作性。通过发展新一代综合模拟模型,可以为农田土壤碳储量评估和预测提供新的模型工具,为制定基于自然的碳汇策略和农业管理措施提供科学依据。

3.4 模型不确定性研究

不确定性检验在评估气候变化对农田土壤碳储量的影响研究中具有重要作用。模型不确定性可能源于数据、模型、尺度或多种因素耦合^[90]。特别是生态系统过程模型,其存在计算过程复杂、输入参数多、结果验证困难等固有难题,加之未来气候变化中二氧化碳浓度、大气氮沉降速率、火灾频率、干旱、异常降水以及土地利用的变化都可能影响预测效果。微生物模型中的碳利用效率及其温度敏感性同样会在土壤有机碳反馈中产生很大的不确定性^[73]。未来研究应着眼于提高气候变化与农田土壤碳储量模拟的可信度和预测精度,深入理解模型中的不确定性来源,包括参数不确定性、输入数据的不确定性以及模型结构的不确定性。通过更全面的参数敏感性分析,寻找在不同气候情景和地域条件下模型响应的不确定性。此外,要关注不同尺度下模型不确定性的传递和放大机制,以更好地理解模型在不同空间和时间尺度上的适用性。同时,为了增强模型不确定性的研究,可以将不同的不确定性检验方法集成到一个统一的模型框架中,以提供更全面的不确定性估计^[91]。最终目标是

建立更可靠、更稳定的模型,为研究者和决策者提供更准确的信息,促进可持续土壤管理和气候变化适应策略的制定。

[参 考 文 献]

- [1] 联合国. 联合国气候变化框架公约[EB/OL]. [2023-10-25]. [https://www.un.org/zh/documents/treaty/A-AC.237-18\(PARTII\)-ADD.1](https://www.un.org/zh/documents/treaty/A-AC.237-18(PARTII)-ADD.1).
- [2] 逯玉兰, 李广, 闫丽娟, 等. 气候变化对甘肃农牧交错带春小麦种植区划的影响[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(24): 144-152.
LU Yulan, LI Guang, YAN Lijuan, et al. Impacts of climate change on the regionalization of spring wheat planting in agro-pastoral ecotone of Gansu Province, China[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CASE)*, 2023, 39(24): 144-152. (in Chinese with English abstract)
- [3] 刘琰琰, 史学家, 杜宏娟, 等. 西北酿酒葡萄物候模型优选及气候变化对物候期的影响[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(12): 138-147.
LIU Yanyan, SHI Xuejia, DU Hongjuan, et al. Optimal selection of the phenological models for wine grapevine and the impact of climate change on phenology in northwest China[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CASE)*, 2024, 40(12): 138-147. (in Chinese with English abstract)
- [4] FATIMA Z, ATIQUE-UR-REHMAN, ABBAS G, et al. Quantification of climate warming and crop management impacts on phenology of pulses-based cropping systems[J]. *International Journal of Plant Production*, 2021, 15(1): 107-123.
- [5] SUN S, LIU X, ZHAO X, et al. Annual herbaceous plants exhibit altered morphological traits in response to altered precipitation and drought patterns in semiarid sandy grassland, Northern China[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13: 756950.
- [6] BELMECHER S, MAXWELL R S, TAYLOR A H, et al. Precipitation alters the CO₂ effect on water - use efficiency of temperate forests[J]. *Global Change Biology*, 2021, 27(8): 1560-1571.
- [7] 翟建青, 代潭龙, 王国复. 2020 年全球气候特征及重大天气气候事件[J]. *气象*, 2021, 47(4): 471-477.
ZHAI Jianqing, DAI Tanlong, WANG Guofu. Global climate features and significant weather and climate events in 2020[J]. *Meteorological Monthly*, 2021, 47(4): 471-477. (in Chinese with English abstract)
- [8] World Meteorological Organization. WMO Provisional Report on the State of the Global Climate 2020[EB/OL]. [2023-10-17]. <https://library.wmo.int/records/item/56241-wmo-provisional-report-on-the-state-of-the-global-climate-2020#.YFr4OjOKTIJ>.
- [9] KARL T R, TRENBERTH K E. Modern global climate change[J]. *Science*, 2003, 302(5651): 1719-1723.
- [10] United Nations Environment Programme. Emissions Gap Report 2022: The Closing Window - Climate crisis calls for rapid transformation of societies[EB/OL]. [2023-10-25]. <https://www.unep.org/resources/emissions-gap-report-2022>.
- [11] MANCINELLI R, MARINARI S, BRUNETTI P, et al. Organic mulching, irrigation and fertilization affect soil CO₂ emission and C storage in tomato crop in the Mediterranean environment[J]. *Soil and Tillage Research*, 2015, 152: 39-51.
- [12] BURINGH P. Original Carbon in Soils of the

- World[M]//WOODWELL G M. The Role of Terrestrial Vegetation in the Global Carbon Cycle. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1984.
- [13] 潘根兴, 赵其国. 我国农田土壤碳库演变研究: 全球变化和国家粮食安全[J]. *地球科学进展*, 2005, 29(4): 384-393.
- PAN Genxing, ZHAO Qiguo. Study on evolution of organic carbon stock in agricultural soils of China: facing the challenge of global change and food security[J]. *Advances in Earth Science*, 2005, 29(4): 384-393. (in Chinese with English abstract)
- [14] LIN Z, ZHANG R. Dynamics of soil organic carbon under uncertain climate change and elevated atmospheric CO₂[J]. *Pedosphere*, 2012, 22(4): 489-496.
- [15] MA Y, WOOLF D, FAN M, et al. Global crop production increase by soil organic carbon[J]. *Nature Geoscience*, 2023, 16: 1159-1165.
- [16] CHEN B, LU Q, WEI L, et al. Global predictions of topsoil organic carbon stocks under changing climate in the 21st century[J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 908: 168448.
- [17] CHEN J, WANG S, KRAXNER F, et al. Spatial analysis of the soil carbon sequestration potential of crop-residue return in China based on model simulation[J]. *Journal of Resources and Ecology*, 2019, 10(2): 184.
- [18] WANG S, ZHANG X, ADHIKARI K, et al. Predicting soil organic carbon stocks under future land use and climate change conditions in Northeast China[J]. *Environmental Impact Assessment Review*, 2023, 103: 107278.
- [19] TAO F, PALOSUO T, LEHTONEN A, et al. Soil organic carbon sequestration potential for croplands in Finland over 2021–2040 under the interactive impacts of climate change and agricultural management[J]. *Agricultural Systems*, 2023, 209: 103671.
- [20] JENKINSON D S, ADAMS D E, WILD A. Model estimates of CO₂ emissions from soil in response to global warming[J]. *Nature*, 1991, 351(6324): 304-306.
- [21] 万辛如, 程超源, 白德凤, 等. 气候变化的生态影响及应对对策[J]. *中国科学院院刊*, 2023, 38(3): 518-527.
- WAN Xinru, CHENG Chaoyuan, BAI Defeng, et al. Ecological impacts of climate change and adaption strategies[J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2023, 38(3): 518-527. (in Chinese with English abstract)
- [22] 陈全胜, 李凌浩, 韩兴国, 等. 水分对土壤呼吸的影响及机理[J]. *生态学报*, 2003, 23(5): 972-978.
- CHEN Quansheng, LI Linghao, HAN Xingguo, et al. Effects of water content on soil respiration and the mechanisms[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2003, 23(5): 972-978. (in Chinese with English abstract)
- [23] POORTER H, NIKLAS K J, REICH P B, et al. Biomass allocation to leaves, stems and roots: meta - analyses of interspecific variation and environmental control[J]. *New Phytologist*, 2012, 193(1): 30-50.
- [24] 唐建昭, 柏会子, 郑艳东, 等. 未来升温情景下中国马铃薯产量和水分利用变化[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(7): 157-166.
- TANG Jianzhao, BAI Huizi, ZHENG Yandong, et al. Variations of potato yield and water use efficiency in China under future global warming scenarios[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE)*, 2023, 39(7): 157-166. (in Chinese with English abstract)
- abstract)
- [25] 刘亮, 张运鑫, 郝立华, 等. 大气 CO₂ 浓度倍增和高温对玉米气孔特征及气体交换参数的影响[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(22): 73-80.
- LIU Liang, ZHANG Yunxin, HAO Lihua, et al. Effects of double atmospheric CO₂ concentration and high temperature on the stomatal traits and leaf gas exchange of maize plants[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE)*, 2022, 38(22): 73-80. (in Chinese with English abstract)
- [26] TUBIELLO F N, SOUSSANA J, HOWDEN S M. Crop and pasture response to climate change[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2007, 104(50): 19686-19690.
- [27] van GROENIGEN K J, QI X, OSENBERG C W, et al. Faster decomposition under increased atmospheric CO₂ limits soil carbon storage[J]. *Science*, 2014, 344(6183): 508-509.
- [28] WANG Z, ZHANG X, LIU L, et al. Evaluating the effects of nitrogen deposition on rice ecosystems across China[J]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2019, 285: 106617.
- [29] ALLEN C D, BRESHEARS D D, MCDOWELL N G. On underestimation of global vulnerability to tree mortality and forest die-off from hotter drought in the Anthropocene[J]. *Ecosphere*, 2015, 6(8): art129.
- [30] LIU B, LIU L, TIAN L, et al. Post - heading heat stress and yield impact in winter wheat of China[J]. *Global Change Biology*, 2014, 20(2): 372-381.
- [31] 王文欣, 庄义琳, 庄家尧, 等. 不同降雨强度下坡地覆盖对土壤有机碳流失的影响[J]. *水土保持学报*, 2013, 27(4): 62-66.
- WANG Wenxin, ZHUANG Yilin, ZHUANG Jiayao, et al. Effects of downhill coverage on soil organic carbon loss under different rainfall intensities[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2013, 27(4): 62-66. (in Chinese with English abstract)
- [32] ZHENG B, CIAIS P, CHEVALLIER F, et al. Record-high CO₂ emissions from boreal fires in 2021[J]. *Science*, 2023, 379(6635): 912-917.
- [33] 朱新萍, 贾宏涛, 古再丽努尔·艾买提, 等. 雪被厚度对冻融过程中土壤 CO₂ 短期排放的影响[J]. *干旱区资源与环境*, 2018, 32(10): 130-134.
- ZHU Xinping, JIA Hongtao, GUZAILINUR Amat, et al. Effect of snow cover on short-term CO₂ emission from the soil in freeze-thaw cycles[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2018, 32(10): 130-134. (in Chinese with English abstract)
- [34] 孙敬松, 周广胜, 韩广轩. 太阳辐射对玉米农田土壤呼吸作用的影响[J]. *生态学报*, 2010, 30(21): 5925-5932.
- SUN Jingsong, ZHOU Guangsheng, HAN Guangxuan. Effects of solar radiation on soil respiration of a maize ecosystem[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2010, 30(21): 5925-5932. (in Chinese with English abstract)
- [35] 徐素娟, 刘景双, 王洋, 等. 1980~2007 年三江平原主要农作物碳蓄积量变化特征分析[J]. *干旱区资源与环境*, 2011, 25(10): 179-183.
- XU Sujuan, LIU Jingshuang, WANG Yang, et al. Variation characteristics analysis of major crop carbon fixation in Sanjiang Plain during 1980~2007[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2011, 25(10): 179-183. (in Chinese with English abstract)
- [36] 陈庆强, 沈承德, 易惟熙, 等. 土壤碳循环研究进展[J]. *地*

- 球科学进展, 1998, 13(6): 555-563.
- CHEN Qingqiang, SHEN Chengde, YI Weixi, et al. Progresses in soil carbon cycle researches[J]. *Advance In Earth Sciences*, 1998, 13(6): 555-563. (in Chinese with English abstract)
- [37] TODD-BROWN K E O, RANDERSON J T, HOPKINS F, et al. Changes in soil organic carbon storage predicted by Earth system models during the 21st century[J]. *Biogeosciences*, 2014, 11(8): 2341-2356.
- [38] REN W, TIAN H, TAO B, et al. China's crop productivity and soil carbon storage as influenced by multifactor global change[J]. *Global Change Biology*, 2012, 18(9): 2945-2957.
- [39] 任必武, 陈瀚阅, 张黎明, 等. 机器学习用于耕地土壤有机碳空间预测对比研究——以亚热带复杂地貌区为例[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2021, 29(06): 1042-1050.
- REN Biwu, CHEN Hanyue, ZHANG Liming, et al. Comparison of machine learning for predicting and mapping soil organic carbon in cultivated land in a subtropical complex geomorphic region[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2021, 29(06): 1042-1050. (in Chinese with English abstract)
- [40] 金峰, 杨浩, 蔡祖聪, 等. 土壤有机碳密度及储量的统计研究[J]. *土壤学报*, 2001, 38(4): 522-528.
- JIN Feng, YANG Hao, CAI Zucong, et al. Calculation of density and reserve of organic carbon in soils[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2001, 38(4): 522-528. (in Chinese with English abstract)
- [41] 周涛, 史培军, 王绍强. 气候变化及人类活动对中国土壤有机碳储量的影响[J]. *地理学报*, 2003, 58(5): 727-734.
- ZHOU Tao, SHI Peijun, WANG Shaoqiang. Impacts of climate change and human activities on soil carbon storage in China[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2003, 58(5): 727-734. (in Chinese with English abstract)
- [42] 祝元丽, 王冬艳, 张鹤, 等. 采用无人机载高分辨率光谱仪反演土壤有机碳含量[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(6): 66-72.
- ZHU Yuanli, WANG Dongyan, ZHANG He, et al. Soil organic carbon content retrieved by UAV-borne high resolution spectrometer[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE)*, 2021, 37(6): 66-72. (in Chinese with English abstract)
- [43] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [44] 王雨雪, 杨柯, 高秉博, 等. 基于两点机器学习方法的土壤有机质空间分布预测[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(12): 65-73.
- WANG Yuxue, YANG Ke, GAO Bingbo, et al. Prediction of the spatial distribution of soil organic matter based on two-point machine learning method[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE)*, 2022, 38(12): 65-73. (in Chinese with English abstract)
- [45] PAUSTIAN K. Modelling soil biology and biochemical processes for sustainable agriculture research[C]// PANKHURST Z E, DOUBE B M, GUPTA V V S R, et al. Soil biota management in sustainable farming systems. Melbourne: CSIRO Information Services, 1994: 182-193.
- [46] JENNY H. Factors of Soil Formation[M]. New York: McGraw-Hill, 1941.
- [47] NEWTON J D, Wyatt F A, & Brown A L. Effects of cultivation and cropping on the chemical composition of some western Canada prairie province soils. Part III[J]. *Scientific Agriculture*, 1945, 25: 718-737.
- [48] WOODRUFF C M. Estimating the nitrogen delivery of soil form the organic matter determination as reflected by Sanborn field[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1949, 14: 208-212.
- [49] RUSSELL J S. Soil fertility changes in the long-term experimental plots at Kybybolite, South Australia. I. Changes in pH total nitrogen, organic carbon, and bulk density[J]. *Australian Journal of Agricultural Research*, 1960, 11(6): 902-926.
- [50] JENKINSON, D S. The turnover of organic carbon and nitrogen in soil[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 1990, 329: 361-368.
- [51] JENKINSON D S, RAYNER J H. The turnover of soil organic matter in some of the Rothamsted classical experiments[J]. *Soil Science*, 1977, 123(5): 298-305.
- [52] JENKINSON D S, COLEMAN K. Calculating the annual input of organic matter to soil from measurements of total organic carbon and radiocarbon[J]. *European Journal of Soil Science*, 1994, 45: 167-174.
- [53] JENKINSON D S, HARKNESS D O, Vance E D, et al. Calculating net primary production and annual input of organic matter to soil from the amount and radiocarbon content of soil organic matter[J]. *Soil Biology and Biochemistry*. 1992, 24: 295-308.
- [54] COLEMAN K, JENKINSON D S. ROTHC-26.3: A model for the turnover of carbon in soil[C]// POWLSON D S, SMITH P, SMITH J U. Evaluation of Soil Organic Matter Models. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1996: 237-246.
- [55] GUTIERREZ S, GRADOS D, MØLLER A B, et al. Unleashing the sequestration potential of soil organic carbon under climate and land use change scenarios in Danish agroecosystems[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 905: 166921.
- [56] LI S, LI J, LI C, et al. Testing the RothC and DNDC models against long-term dynamics of soil organic carbon stock observed at cropping field soils in North China[J]. *Soil and Tillage Research*, 2016, 163: 290-297.
- [57] JIANG G, SHIRATO Y, XU M, et al. Testing the modified Rothamsted Carbon Model for paddy soils against the results from long-term experiments in southern China[J]. *Soil Science and Plant Nutrition*, 2013, 59(1): 16-26.
- [58] 童成立, 吴金水, 向万胜, 等. 长江中游稻田土壤有机碳计算机模拟[J]. *长江流域资源与环境*, 2002, 11(3): 229-233.
- TONG Chengli, WU Jinshui, XIANG Wansheng, et al. Simulating of organic carbon changes in paddy soils in the middle basin of Yangtze River[J]. *Resources And Environment In the Yangtze Basin*, 2002, 11(3): 229-233. (in Chinese with English abstract)
- [59] WILLIAMS J R, JONES C A, KINIRY J R, et al. The EPIC crop growth model[J]. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers*, 1989, 32(2): 497-511.
- [60] IZAURRALDE R C, WILLIAMS J R, MCGILL W B, et al. Simulating soil C dynamics with EPIC: Model description and testing against long-term data[J]. *Ecological Modelling*, 2006, 192(3/4): 362-384.
- [61] PARTON W J, RASMUSSEN P E. Long-Term effects of crop management in wheat - fallow: II. CENTURY model simulations[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1994, 58(2): 530-536.
- [62] PARTON W J, SCHIMEL D S, COLE C Y, et al. Analysis of

- factors controlling soil organic matter levels in great plains grasslands[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1987, 51: 1173-1179.
- [63] BALKOVIČ J, SCHMID E, SKALSKÝ R, et al. Modelling soil organic carbon changes on arable land under climate change - a case study analysis of the Kočín farm in Slovakia[J]. *Soil and Water Research*, 2011, 6(1): 30-42.
- [64] NIU X, EASTERLING W, HAYS C J, et al. Reliability and input-data induced uncertainty of the EPIC model to estimate climate change impact on sorghum yields in the U. S. Great Plains[J]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2009, 129(1/2/3): 268-276.
- [65] 王维刚, 史海滨, 李仙岳, 等. SWAT 模拟耕作方式与盐分对区域土壤氮运移及作物产量影响[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(3): 55-65.
WANG Weigang, SHI Haibin, LI Xianyu, et al. Effects of tillage modes and soil salinity on regional nitrate nitrogen transport and crop yields using a SWAT model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE)*, 2022, 38(3): 55-65. (in Chinese with English abstract)
- [66] 童成立, 吴金水, 郭胜利, 等. 土壤有机碳周转 SCNC 模型的研究与开发[J]. *计算机与农业*, 2001(12): 10-12.
TONG Chengli, WU Jinshui, GUO Shengli, et al. Developing of SCNC model for soil organic carbon turnover[J]. *Agriculture Network Information*, 2001(12): 10-12. (in Chinese with English abstract)
- [67] 吴金水, 童成立, 刘守龙. 亚热带和黄土高原区耕作土壤有机碳对全球气候变化的响应[J]. *地球科学进展*, 2004, 19(1): 131-137.
WU Jinshui, TONG Chengli, LIU Shoulong. Responses of soil organic carbon to global climate changes in cultivated soils in the subtropical and the loess plateau regions[J]. *Advance In Earth Sciences*, 2004, 19(1): 131-137. (in Chinese with English abstract)
- [68] 刘守龙, 童成立, 吴金水, 等. 稻田土壤有机碳变化的模拟: SCNC 模型检验[J]. *农业环境科学学报*, 2006(5): 1228-1233.
LIU Shoulong, TONG Chengli, WU Jinshui, et al. Simulation of changes of soil organic carbon in paddy soils: SCNC model validation[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2006(5): 1228-1233. (in Chinese with English abstract)
- [69] WALLENSTEIN M D, HADDIX M L, AYRES E, et al. Litter chemistry changes more rapidly when decomposed at home but converges during decomposition-transformation[J]. *Soil Biology and Biochemistry*, 2013, 57: 311-319.
- [70] TAO F, HUANG Y, HUNGATE B A, et al. Microbial carbon use efficiency promotes global soil carbon storage[J]. *Nature*, 2023, 618: 981-985.
- [71] WIEDER W R, GRANDY A S, KALLENBACH C M, et al. Integrating microbial physiology and physio-chemical principles in soils with the Microbial-MIneral Carbon Stabilization (MIMICS) model[J]. *Biogeosciences*, 2014, 11: 3899-3917.
- [72] WIEDER W R, GRANDY A S, KALLENBACH C M, et al. Representing life in the Earth system with soil microbial functional traits in the MIMICS model[J]. *Geoscientific Model Development*, 2015, 8: 1789-1808.
- [73] ALLISON S D, WALLENSTEIN M D, BRADFORD M A. Soil-carbon response to warming dependent on microbial physiology[J]. *Nature Geoscience*, 2010, 3: 336-340.
- [74] HARARUK O, SMITH M J, LUO Y. Microbial models with data-driven parameters predict stronger soil carbon responses to climate change[J]. *Global Change Biology*, 2015, 21(6): 2439-2453.
- [75] LIPSON D, MONSON R, SCHMIDT S, et al. The trade-off between growth rate and yield in microbial communities and the consequences for under-snow soil respiration in a high elevation coniferous forest[J]. *Biogeochemistry*, 2009, 95: 23-35.
- [76] DETHLEFSEN L, SCHMIDT T M. Performance of the translational apparatus varies with the ecological strategies of bacteria[J]. *Journal of Bacteriology*, 2007, 189: 3237-3245.
- [77] FIERER N, BRADFORD M A, JACKSON R B. Toward an ecological classification of soil bacteria[J]. *Ecology*, 2007, 88: 1354-1364.
- [78] SCHIMEL J P, WEINTRAUB M N. The implications of exoenzyme activity on microbial carbon and nitrogen limitation in soil: A theoretical model[J]. *Soil Biology and Biochemistry*, 2003, 35: 549-563.
- [79] GERMAN D P, MARCELO K R B, STONE M M, et al. The Michaelis-Menten kinetics of soil extracellular enzymes in response to temperature: A cross-latitudinal study[J]. *Global Change Biology*, 2012, 18: 1468-1479.
- [80] 张秀, 谢恩泽, 陈剑, 等. 参数优化方法对微生物模型预测土壤有机碳时空演变的影响[J]. *土壤学报*, 2024, 61(1): 39-51.
ZHANG Xiu, XIE Enze, CHEN Jian, et al. Effects of microbial model parameter optimization on the spatiotemporal dynamics modelling of soil organic carbon[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2024, 61(1): 39-51. (in Chinese with English abstract)
- [81] WANG G, POST W M, MAYES M A. Development of microbial-enzyme-mediated decomposition model parameters through steady-state and dynamic analyses[J]. *Ecology Applications*, 2013, 23: 255-272.
- [82] HENDRIKS C M J, STOORVOGEL J J, ÁLVAREZ-MARTÍNEZ J M, et al. Introducing a mechanistic model in digital soil mapping to predict soil organic matter stocks in the Cantabrian region (Spain)[J]. *European Journal of Soil Science*, 2021, 72: 704-719.
- [83] HEUVELINK G B M, WEBSTER R. Modelling soil variation: Past, present, and future[J]. *Geoderma*, 2001, 100(3/4): 269-301.
- [84] ABRAMOFF R Z, GUENET B, ZHANG H, et al. Improved global-scale predictions of soil carbon stocks with Millennial Version2[J]. *Soil Biology and Biochemistry*, 2022, 164: 108466.
- [85] XIE E, ZHANG X, LU F, et al. Integration of a process-based model into the digital soil mapping improves the space-time soil organic carbon modelling in intensively human-impacted area[J]. *Geoderma*, 2022, 409: 115599.
- [86] TZIACHRIS P, ASCHONITIS V, CHATZISTATHIS T, et al. Assessment of spatial hybrid methods for predicting soil organic matter using DEM derivatives and soil parameters[J]. *Catena*, 2019, 174: 206-216.
- [87] SZATMARI G, PASZTOR L. Comparison of various uncertainty modelling approaches based on geostatistics and machine learning algorithms[J]. *Geoderma*, 2019, 337: 1329-1340.
- [88] GAO P, WANG B, GENG G, et al. Spatial distribution of soil organic carbon and total nitrogen based on gis and geostatistics in a small watershed in a hilly area of Northern China[J]. *PLoS*

- ONE, 2013, 8(12): e83592.
- [89] ZHANG L, HEUVELINK G B M, MULDER V L, et al. Using process-oriented model output to enhance machine learning-based soil organic carbon prediction in space and time[J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 922: 170778.
- [90] 刘泓君, 许昭辉, 周永馨, 等. DNDC 模型耦合遥感技术的保护性耕作下土壤有机碳模拟[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(9): 108-118.
- LIU Hongjun, XU Zhaohui, ZHOU Yongxin, et al. Soil organic carbon simulation under conservation tillage using DNDC model coupled with remote sensing technology[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE)*, 2024, 40(9): 108-118. (in Chinese with English abstract)
- [91] WANG B, FENG P, LIU D L, et al. Sources of uncertainty for wheat yield projections under future climate are site-specific[J]. *Nature Food*, 2020, 1(11): 720-728.

Research progress on the assessment methods for agricultural soil carbon storage under climate change

WANG Lei¹, GAO Yang^{2*}, SHEN Zhen¹

(1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China; 2. Department of Earth Sciences, National Natural Science Foundation of China, Beijing 100085, China)

Abstract: Climate change had widespread and profound impacts on both natural and social ecological systems. Agricultural soil carbon storage, an important component of the terrestrial carbon pool, played a critical role in global climate change, sustainable agricultural development, and global food security. This study conducted a comprehensive literature review to investigate the multi-dimensional effects of climate change on agricultural soil carbon storage and evaluated the advantages, disadvantages, and applicability of various assessment methods for agricultural soil carbon storage. The results showed that the multi-dimensional effects of climate change included both single-factor effects and the combined effects of multiple climatic factors. Single-factor effects included rising temperatures, changes in precipitation patterns, increasing carbon dioxide concentrations, atmospheric nitrogen deposition, and various extreme weather events. These factors individually affected the input, output, and transformation processes of soil carbon in agricultural systems. For example, rising temperatures accelerated the decomposition of soil organic matter, leading to soil carbon loss, while elevated carbon dioxide concentrations enhanced plant photosynthesis, increasing carbon inputs from plant residues to the soil. The combined effects of multiple climatic factors, such as temperature-precipitation, temperature-precipitation-carbon dioxide, and carbon dioxide-nitrogen deposition-ozone, added complexity to understanding the effects of climate change on agricultural soil carbon storage. These interactions could have synergistic or antagonistic effects on soil carbon dynamics, highlighting the need for a comprehensive approach to studying the response of agricultural soil carbon to climate change. Three main categories of methods were identified to assess agricultural soil carbon storage under climate change: statistical analysis models, process-based simulation models, and hybrid models. Statistical analysis models, including linear regression and machine learning models, established relationships between environmental factors and soil carbon storage, revealing the influence of environmental variables on soil carbon. Process-based simulation models could be divided into process-oriented and microbial-oriented models, depending on whether the decomposition of microorganisms was explicitly represented. These models quantitatively described the interactions among climate, vegetation, soil, and other factors and predicted dynamic changes in agricultural soil carbon storage under future climate change scenarios. Hybrid models took advantage of each method to achieve greater simulation accuracy, reliability, and interpretability by combining two or more different types of models. Some common hybrid models included regression kriging model, process-oriented machine learning model, and so on. Finally, four key areas for future research were suggested. First, the soil carbon storage mechanisms driven by microorganisms should be studied in more detail, as they played an important role in soil carbon cycling. Second, the interactive effects of multiple climate change factors should be emphasized to capture the complexity of future climate change scenarios. Third, the development of hybrid models that integrated statistical analysis and process-based simulation was crucial to improve the accuracy and applicability of soil carbon storage assessments. Fourth, uncertainty analysis in model parameters, input data, and scaling methods should be improved to enhance the reliability of model predictions. In conclusion, this study presented a comprehensive climate-crop-soil research framework through systematic integration and analysis, contributing to the scientific understanding of the impact mechanisms of climate change on agricultural soil carbon storage.

Keywords: climate change; agricultural land; soils; carbon storage; models