

基于 DNDC 和 RothC 模型的农田土壤有机碳动态模拟研究

于晟玥¹, 张昊鑫¹, 杜新忠^{1*}, 安妙颖¹, 樊秉乾¹, 刘俊梅², 张豪强²,
董永清², 武淑霞¹, 雷秋良¹, 刘宏斌¹

(1 北方干旱半干旱耕地高效利用全国重点实验室 / 农业农村部面源污染控制重点实验室 / 北京昌平土壤质量国家野外科学观测研究站, 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081; 2 鄂尔多斯市农牧业生态与资源保护中心, 内蒙古鄂尔多斯 017200)

摘要: 【目的】基于不同复杂度的 DNDC 和 RothC 模型, 模拟旱地不同秸秆还田量下土壤有机碳 (SOC) 的动态变化, 对比模型结果差异及其成因, 为耕地 SOC 动态模拟的模型选择提供参考。【方法】试验数据 (气候、土壤、作物等) 来自北京昌平土壤质量国家野外科学观测研究站长期定位试验, 试验始于 2008 年。包括单施化肥 (NPK)、化肥加作物秸秆 (NPKS) 和化肥加有机肥 (NPKM) 3 个处理。采用 DNDC 和 RothC 模型, 模拟旱地农田 SOC 动态变化, 应用实测的耕层 0—20 cm SOC 密度对模型进行校准与验证。基于所验证的模型对比分析不同秸秆还田量 (0、2250、4500 kg/hm²) 情景下的农田 SOC 动态变化模拟结果。【结果】总体上, 两个模型对耕层 SOC 的模拟均取得了良好的效果, nRMSE 均小于 20%, nARE 绝对值均小于 15%, r 在 0.69 至 0.91 之间, 表明这两个模型均适用于该研究区旱地农田 SOC 动态模拟研究。随着模拟年限的增加, 不同秸秆还田量情景下的 SOC 密度均表现为逐渐增加, 但增速逐渐减缓, 并且秸秆还田量越多, SOC 密度增加越明显。由于两个模型在根系碳输入量计算方式上的不同, 其预测的 SOC 变化幅度有所差异, 在预测的第 190 年, DNDC 模型预测结果显示, 秸秆不还田、半量还田和全量还田情景下, SOC 密度分别比预测的第 1 年增加了 39%、95% 和 147%。RothC 模型的预测结果显示, 在相同情景下, SOC 密度分别增加了 104%、206% 和 307%。【结论】DNDC 与 RothC 模型在模拟旱地 SOC 动态方面均表现良好, 对不同秸秆还田水平下 SOC 的变化趋势预测较为一致。RothC 模型结构简单、所需输入参数少, 适用于 SOC 快速模拟评估, 可在旱地秸秆还田情境下替代 DNDC 模型用于预测 SOC 动态。而 DNDC 模型模拟了复杂的作物生长与土壤生物地球化学循环过程, 更适用于综合模拟评估。

关键词: DNDC 模型; RothC 模型; 土壤有机碳; 秸秆还田; 旱地农田

Modelling soil organic carbon dynamics of cropland based on DNDC and RothC models

YU Sheng-yue¹, ZHANG Hao-xin¹, DU Xin-zhong^{1*}, AN Miao-ying¹, FAN Bing-qian¹, LIU Jun-mei²,
ZHANG Hao-qiang², DONG Yong-qing², WU Shu-xia¹, LEI Qiu-liang¹, LIU Hong-bin¹

(1 State Key Laboratory of Efficient Utilization of Arable Land in China / Key Laboratory of Non-point Source Pollution Control, Ministry of Agriculture and Rural Affairs / Beijing Changping Soil Quality National Observation and Research Station, Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China;

2 Ecological and Resource Protection Center of Agriculture and Animal Husbandry, Ordos, Inner Mongolia Autonomous Region 017200, China)

Abstract: 【Objectives】The DNDC and RothC models with different levels of complexity were used to simulate the dynamics of soil organic carbon (SOC) for dryland field under different amounts of straw return. The model results were compared and the causes for the differences of model simulations of two models were

收稿日期: 2024-12-27 接受日期: 2025-04-06

基金项目: 鄂尔多斯市“揭榜挂帅”项目 (JBGS-2021-001); 黑土地保护与利用科技创新工程专项 (XDA28130200); 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项 (1610132024010); 国家自然科学基金项目 (U20A20114)。

联系方式: 于晟玥 E-mail: yuayue0809@163.com; * 通信作者 杜新忠 E-mail: duxinzhong@caas.cn

investigated, which provides references for model selections of cropland SOC modeling. **【 Methods 】** The experimental data (climate, soil, crop, etc.) were obtained from the long-term field experiment at Changping Soil Quality National Observation and Research Station, which started in 2008 and included three treatments, namely, single application of chemical fertilizer (NPK), chemical fertilizer plus crop straw (NPKS) and chemical fertilizer plus organic fertilizer (NPKM). The DNDC and RothC models were used to simulate the dynamic changes of SOC in the dryland, and the measured 0–20 cm SOC density in the tillage layer was applied to calibrate and validate the models. Based on the validated models, the simulation results of SOC dynamics were compared and analyzed under the scenarios of different straw return rates (0, 2250 and 4500 kg/hm²). **【 Results 】** Overall, both models achieved good simulation results for the SOC in the tillage layer, with the nRMSE less than 20%, the absolute value of nARE less than 15%, and the *r* ranging from 0.69 to 0.91, which indicated that both models were suitable for simulating the SOC dynamics of the dryland in this study area. With the increase of simulation years, the SOC densities under different straw return scenarios all showed a gradual increase, but the increase rate gradually slowed down, and the more straw return, the more obvious the increase in SOC density. Due to differences in how the two models calculate root-derived carbon input, the predicted changes in SOC also vary. By the 190th year of the projection, the DNDC model showed that under the scenarios of no straw return, half straw return, and full straw return, SOC density increased by 39%, 95%, and 147%, respectively, compared to the first year of the projection. In contrast, the RothC model predicted increases of 104%, 206%, and 307% in SOC density under the same scenarios. **【 Conclusions 】** Both the DNDC and RothC models performed well in simulating SOC dynamics in dryland soils and showed similar trends in predicting SOC changes under different straw return scenarios. Due to its simpler structure and fewer input parameters, the RothC model is suitable for rapid SOC simulation and assessment. In dryland soils, it can replace the DNDC model for predicting SOC dynamics under straw return practices. On the other hand, the DNDC model simulates complex crop growth and soil biogeochemical cycles, making it more suitable for comprehensive simulation and assessment of the agroecosystem.

Key words: DNDC model; RothC model; soil organic carbon; straw return; dryland farmland

土壤有机碳 (SOC) 是指土壤中各种正价态的含碳有机化合物, 是土壤极其重要的组成部分。研究表明, SOC 作为陆地上最大的有机碳库之一, 其全球储量约为 C 2400 Gt, 远远超过植被和大气^[1-2]。SOC 在维护土壤健康方面发挥着关键作用, 能够确保粮食的可持续生产^[3]。气候变化和土地利用等因素对 SOC 动态产生显著影响, 进而影响农业生产力和生态系统服务^[4]。SOC 动态变化对于生态系统的健康至关重要, 通过预测 SOC 动态, 可以了解土壤健康状况, 制定优化土壤管理的措施, 以提升农业产量和质量。此外, 农田 SOC 的动态变化对全球碳循环和温室气体平衡有重要影响^[5]。预测 SOC 动态变化有助于评估农业生产活动对碳排放和碳汇的贡献, 从而为应对气候变化提供科学依据。

考虑到 SOC 变化的复杂过程和不确定性, 生态系统模型已成为解决这些问题的工具。模型可以预测不同农业管理方案 (如耕作方式、施肥策略、作物轮作等) 对 SOC 的影响, 从而帮助农业生产者和政

策制定者选择最佳管理方案, 以维持和提高土壤有机碳含量^[6]。目前广泛采用的农田生态系统模型包括 DNDC^[7-8]、CENTURY^[9]、RothC^[10]、EPIC^[11]、APSIM^[12] 等。这些模型因其不同的理论框架、结构复杂度和输入参数要求, 在模拟 SOC 动态方面各有优势。然而, 不同模型之间的模拟结果存在显著差异, 主要源于其模型结构、假设条件以及对环境限制因素的敏感性不同。

在现有众多模型中, DNDC 和 RothC 模型因其广泛的应用领域及各自的特点而备受关注。RothC 模型是由 Jenkinson 于 1977 年基于英国洛桑试验站的长期定位试验数据建立的^[13], 适用于长时间尺度下非涝渍表层土壤中有机碳的周转研究。RothC 模型结构简单、输入参数较少, 其碳固定过程完全基于土壤过程进行量化, 经过几十年的持续改进, RothC 能够较为准确地模拟世界许多地区农田表层 SOC 的长期变化^[10]。例如, 王金州等^[14]通过 RothC 模型模拟华北潮土区 SOC 动态, 并得出在大量秸秆还田情景下需调

整植物残体向不同碳库分配比例的结论。Ren 等^[15]使用该模型对单一栽培玉米条件下黑土 SOC 水平进行估算, 验证了 RothC 在评估不同管理方式下 SOC 变化趋势的可靠性。相比之下, DNDC 模型具有更复杂的结构, 可同时模拟碳氮循环过程, 适用于不同气候和土壤条件下的多种农业实践^[7-8, 16]。该模型最初开发用于研究美国农业土壤中氧化亚氮 (N_2O) 的排放, 后经过扩展广泛应用于各种生态系统和生态区。目前, DNDC 模型已经在全球范围内进行了校准和应用。有研究借助该模型, 探讨冬小麦-夏玉米轮作制度下长期施肥和秸秆还田对 SOC 和作物产量的影响^[17]。Ku 等^[18]通过模拟稻草还田对水稻田 SOC 和谷物产量的长期影响, 进一步表明 SOC 是影响作物产量的重要参数。其他研究还在半干旱地区跨越不同气候和土壤条件, 识别了影响 DNDC 模型 SOC 动态的关键因素^[19]。Yin 等^[20]基于 DNDC 模型系统总结了水资源管理、施肥、秸秆还田等农业实践对温室气体排放及土壤碳储量的综合影响, 并强调评估农田措施对 SOC 变化、温室气体排放及粮食安全的必要性。

由于 DNDC 模型和 RothC 模型在结构复杂程度和适用范围上存在显著差异, 它们在模拟 SOC 动态方面具有重要的比较研究价值。RothC 模型擅长模拟耕层 SOC 含量的长期变化, 而 DNDC 模型在农业生态系统中碳氮生物地球化学循环的动态模拟方面具有显著优势。因此, 有必要对两种模型在不同情境下的适用性和性能进行对比, 以确定在特定情境下使用哪种模型更为合适。为此, 本研究对这两种复杂程度不同的模型进行了比较, 深入分析其在碳循环过程模拟中的差异, 为模型选择提供科学依据。前人对 DNDC 和 RothC 模型比较研究多集中于模型性能的简单评估。例如, 一些研究在田间和区域尺度上评估了两种模型在模拟水稻-小麦、玉米-小麦和棉花-小麦种植系统 SOC 储量方面的表现^[21]。还有研究尝试将两种模型以 3 种方式使用: 单独使用 DNDC 模型、使用基于作物残留物测量的土壤碳输入驱动的 RothC 模型, 以及使用基于 DNDC 模拟的土壤碳输入驱动的 RothC 模型, 比较了这 3 种使用方式的模拟效果^[22]。然而, 这些研究未能探讨两个模型在预测未来管理措施下 SOC 变化的表现, 也未深入分析模型模拟结果差异的原因。秸秆还田作为一种重要的土壤管理措施, 能够有效提高土壤有机质含量, 改善土壤结构, 并减少化肥使用量, 从而降低对环境的影响。因此, 本研究不仅旨在评估

DNDC 和 RothC 模型在模拟 SOC 动态方面的性能, 还通过模拟不同秸秆还田量情景下 SOC 变化的差异, 深入分析两个模型模拟结果产生差异的根本原因。此外, 我们还将分析相对简化的 RothC 模型在预测秸秆还田措施下未来 SOC 变化方面的表现, 探讨其是否能够替代更为复杂的 DNDC 模型。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

本研究在位于北京市昌平区的昌平土壤质量国家野外科学观测研究站 (116.24°E, 40.18°N) 进行 (图 1)。所采用的试验数据来自于 2008 至 2017 年间进行的长期定位田间试验, 种植制度为小麦-玉米轮作。该地土壤发育于黄土母质, 土壤类型为褐潮土。气候属于典型的半湿润温带大陆性季风气候, 夏季温暖湿润, 冬季较为寒冷。日均气温和降水量数据均来自研究地点附近的气象站。研究期间, 昌平区年均降雨量为 550 mm, 其中 80% 以上的降雨集中在 6 月至 9 月, 年均蒸发量为 1065 mm, 年均温度为 13.45°C, 无霜期达 210 天, 海拔高度为 43.5 m。

1.2 试验设计

1.2.1 试验处理 长期定位试验始于 2008 年, 设置了 3 个处理: 单施化肥 (NPK); 施用化肥并添加作物秸秆 (NPKS); 施用化肥并配施有机肥 (NPKM)。在每个处理小区中, 选择 3 个作物长势均匀的 3 m² 试验区域 (2.0 m×1.5 m) 作为试验微区, 总计设置 9 个微区。在微区外围预留 30 cm 的缓冲带, 采收作

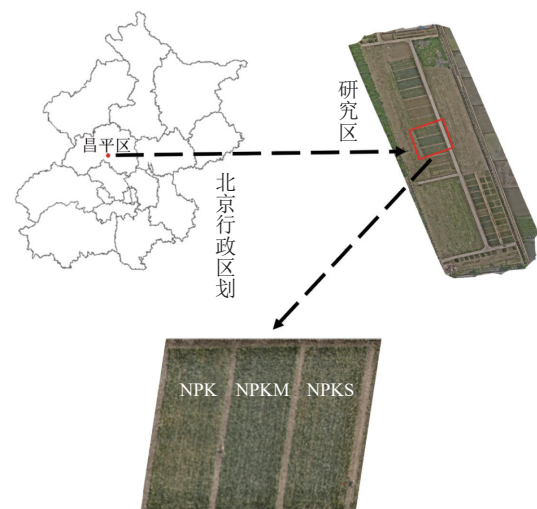


图 1 北京昌平长期定位试验的地点和布局图
Fig. 1 Location and layout of the long-term experiment in Changping of Beijing

物之前, 严格禁止进入微区进行任何试验操作。供试化肥分别选用尿素 (N, 46%)、过磷酸钙 (P_2O_5 , 12%) 和氯化钾 (K_2O , 50%), 有机肥料选用猪粪 (C, 19.5%)。试验采用冬小麦-夏玉米的一年两熟轮作制度, 肥料在小麦和玉米播种前作为基肥一次性施用。NPK 代表每季作物施氮、磷、钾肥量分别为 150、75、45 kg/hm^2 。S 代表添加作物秸秆, 即每年玉米收获后一半秸秆回田, 秸秆回田量约为 2250 kg/hm^2 (C, 54%), 小麦秸秆不回田。M 代表添加有机肥, 在小麦播种前施用, 施用量约为 22500 kg/hm^2 。

1.2.2 取样及样品分析方法 于 2008—2017 年每年玉米收获后约 10 天, 从每个田间小区采集 0—20 cm 土壤样品。具体操作: 用直径为 5 cm 的螺旋土钻在每个样地随机采集 3 份土壤样品, 并将这些样品混合在塑料袋中, 形成一个综合样品。去除样品中的根系和石块后, 将土壤样品风干、研磨, 并通过 1 mm 的筛, 测定其有机碳含量。土壤有机碳的测定采用重铬酸钾外加热容量法。

1.3 模型简介

1.3.1 DNDC 模型 DNDC (DeNitrification-DeComposition) 模型包含两个主要部分: 第一个部分包括土壤气候、农作物生长和土壤有机质分解的子模型, 用于预测土壤特性和底物浓度随时间和空间的变化; 第二个部分包括硝化、反硝化和发酵的子模型, 模拟土壤环境条件对微生物活动的影响, 从而模拟植物-土壤系统中温室气体如二氧化碳 (CO_2)、甲烷 (CH_4) 和氧化亚氮 (N_2O) 以及氨气 (NH_3)、一氧化氮 (NO) 和氮气 (N_2) 的排放过程^[8]。

在 DNDC 模型 (V9.5) 中, 土壤有机碳库的净变化量是该库的有机碳输入量 (来自植物凋落物或有机肥料施用) 和输出量 (由土壤微生物异养呼吸引起的 SOC 转化为 CO_2 , 或通过淋溶失去的可溶性有机碳) 的代数差。当作物生长周期结束时, 部分生物量 (根和秸秆) 会留在土壤中, 成为土壤有机质的来源。有机肥施入土壤后, 肥料中的各组分会分配到相应的土壤有机物库中^[23]。DNDC 模型将土壤碳划分为 4 个主要碳库, 即植物凋落物、微生物、活性腐殖质和惰性腐殖质。每个碳库又包含 2~3 个亚库, 每个亚库都有各自的碳氮比值 (C/N) 和标准分解速率的默认值。本研究所用的 DNDC 模型为 9.5 版本。

1.3.2 RothC 模型 RothC (Rothamsted Carbon) 模型考虑了土壤类型、温度、土壤湿度和植被覆盖对碳周转过程的影响^[10]。该模型使用月度时间步长, 在

年到世纪的时间尺度上计算总有机碳 (t/hm^2)、微生物生物量碳 (t/hm^2) 和 $\Delta 14C$ (可用于计算土壤的等效放射性碳年龄)。RothC 模型的输入参数要求较少且易于获取。最初, 该模型是根据 Rothamsted 长期田间试验中耕作表层土壤的有机碳周转进行开发和参数化的, 因此得名。后来, 它被扩展用于模拟草地和林地中的碳周转, 并在不同的土壤和气候条件下进行测试和应用。模型设计为可以运行两种模式: “正向”模式, 用于计算土壤有机物变化; 以及“反向”模式, 从已知的土壤有机物变化计算有机物料输入量^[24]。

在 RothC 模型 (V26.3) 中, 土壤有机碳分为 4 个活跃组分和 1 个不活跃组分。这 4 个活跃组分分别是易分解植物残体 (decomposable plant material, DPM)、难分解植物残体 (resistant plant material, RPM)、微生物生物量 (microbial biomass, BIO) 和腐殖化有机碳 (humified organic matter, HUM)。不活跃组分是惰性有机碳 (inert organic matter, IOM), 该组分性质稳定, 几乎不参与碳周转。其中, DPM 和 RPM 是新输入有机物质首先进入的碳库, 在随后的分解过程中向 BIO、HUM 和 IOM 组分转化。在 RothC 默认设置中, 输入土壤的植物残留物中 49% 进入 DPM, 剩余的 51% 进入 RPM。而施入土壤中的部分有机肥已经腐解, 将其分为 49% 的 DPM, 49% 的 RPM 和 2% 的 HUM。

1.4 模型参数设置、校准和验证

DNDC 所需的输入数据包括: 1) 气候数据, 包括每日最高和最低气温 ($^{\circ}C$)、降水量 (cm); 2) 土壤数据, 包括土地利用、土壤质地、黏粒含量 (%)、容重 (g/cm^3)、pH 值和初始 SOC 含量 (C kg/kg soil) 等; 3) 农田管理措施, 包括种植和收获日期、耕作、施肥和灌溉等; 4) 作物参数, 包括最大生物量 [C $kg/(hm^2 \cdot a)$]、各部位的生物量分配比和碳氮比、积温、需水量 (g/g, DM)、最适温度 ($^{\circ}C$)。

RothC 所需的输入数据包括: 1) 气候数据, 包括月平均气温 ($^{\circ}C$), 月平均降水量 (mm), 月平均蒸腾蒸散量 (mm); 2) 土壤数据, 包括起始 SOC 密度 (t/hm^2)、土壤黏粒含量 (%)、土壤容重 (g/cm^3); 3) 其他参数, 包括植被覆盖度、植物残体输入量和农家肥施入量。

两个模型的气候数据源自中国气象数据网 (<https://data.cma.cn/>)。土壤数据主要来源于田间试验实测值, 对于未测定的土壤参数 (如土壤田间持水量和萎

焉点含水量)使用模型默认值。农田管理措施均基于田间记录, 作物参数采用模型默认值, 并根据模拟结果进行调整, 即模型的校准。在 DNDC 模型中, 利用 2008 至 2017 年的 NPK 处理数据对模型进行校准, 采用试错法仔细调整参数以确保模型的准确性。经过校准后, 进一步利用 NPKS 和 NPKM 处理的数据对模型进行验证, 以确认其在不同处理下的稳健性和预测性能。在 RothC 模型中, 通过运行“逆向”模式对 SOC 含量处于相对平衡的土壤估算维持平衡所需的碳输入量, 再通过平衡运行确定各碳库的分配量来校准模型。

1.5 模型验证指标

模型性能的评估基于 SOC 模拟值与实测值之间的比较。以下指标用于定量评估模型性能: 1) 归一化均方根误差 [nRMSE, 公式 (1)], 表现观测值与模拟值的吻合程度, nRMSE 较小表示模拟效果较好。其中 nRMSE ≤ 10% 被判定为“优秀”, 10% < nRMSE ≤ 20% 为“良好”, 20% < nRMSE ≤ 30% 为“一般”, nRMSE > 30% 为“差”^[25]。2) 相关系数 [r , 公式 (2)], 用于反映模型的拟合优度, r 的取值范围为 0 到 1, 数值越高表示模型拟合性能越好^[26]。3) 归一化平均相对误差 [nARE, 公式 (3)], 是一种测量模型预测与观测数据之间相对误差的指标。当 |nARE| < 15% 时, 表示模型模拟效果较好^[27]。

$$\text{nRMSE} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2 / n}}{\bar{O}} \times 100 \quad (1)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(S_i - \bar{S})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 \sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})^2}} \quad (2)$$

$$\text{nARE} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (S_i - O_i)}{\bar{O}} \times 100 \quad (3)$$

式中: S_i 、 \bar{S} 、 O_i 、 \bar{O} 分别为第 i 次的模拟值、模拟值的平均值、第 i 次的实测值、实测值的平均值, n 为实际测量的次数。

1.6 情景分析

在研究中, 以秸秆还田量作为田间管理的变量, 考察不同碳添加量情景对 SOC 的长期影响。具体情景包括: 秸秆不还田、秸秆半量 (2250 kg/hm²) 还田和秸秆全量 (4500 kg/hm²) 还田。通过对这些情景进行长期模拟, 对比分析 DNDC 和 RothC 模型对 SOC 变化趋势的模拟结果, 深入了解两个模型在不同管理措施下的表现差异。其中, 模型模拟预测所采用的气象数据为重复的 2008 至 2017 年间的平均气象数据。

2 结果与分析

2.1 模型模拟结果与实测数据的对比分析

通过采用试错法对模型参数进行校正, 以提高其模拟 SOC 动态的性能, 参数的校准信息见表 1 和表 2。为评估模型的模拟效果, 将耕层 0—20 cm 的 SOC 实测值与模拟值进行对比, 模拟结果如图 2 和

表 1 DNDC 模型中作物参数校准结果

Table 1 Calibration results of crop parameters in the DNDC model

作物参数 Crop parameters	默认值 Default value		校准值 Calibrated value	
	玉米 Maize	小麦 Wheat	玉米 Maize	小麦 Wheat
籽粒最大生物量 Maximum grain biomass [C kg/(hm ² ·a)]	4123	3120	4123	3120
生物量占比 (籽粒 : 叶 : 茎) Biomass fraction (grain : leaf : stem)	0.4 : 0.22 : 0.22	0.41 : 0.21 : 0.21	0.4 : 0.21 : 0.21	0.41 : 0.20 : 0.20
籽粒碳氮比 C/N ratio in grain	50	40	50	40
叶碳氮比 C/N ratio in leaf	80	95	60	90
茎碳氮比 C/N ratio in stem	80	95	60	90
根系碳氮比 C/N ratio in root	80	95	60	90
成熟积温 Thermal degree days for maturity (°C)	2250	1300	2250	1300
需水量 Water demand (water g/g DM)	150	200	150	200
氮固定指数 N fixation index (Crop N/N from soil)	1	1	1	1
最适温度 Optimum temperature (°C)	30	22	30	22

表 2 RothC 模型中各处理模拟前土壤各碳库的初始分配量 (t/hm^2)

Table 2 The initial allocation value of carbon pools before simulation in RothC model

处理 Treatment	有机碳总量 Total organic carbon	各碳库分配量 Allocation of each carbon pool				
		DPM	RPM	BIO	HUM	IOM
NPK	21.59	1.23	3.58	0.36	14.80	1.62
NPKS	21.94	1.25	3.63	0.37	15.03	1.65
NPKM	26.15	1.49	4.32	0.44	17.88	2.02

注: NPK—单施化肥; NPKS—化肥加作物秸秆; NPKM—化肥加有机肥。DPM—易分解植物残体; RPM—难分解植物残体; BIO—微生物生物量; HUM—腐殖化有机碳; IOM—惰性有机碳。关于每个碳库在1年内的分解速率常数(k), DPM为10.0, RPM为0.3, BIO为0.66, HUM为0.02。Ayanaba等^[28]通过调整DPM/RPM比值(假设DPM/RPM=3.35), 运用RothC模型较好地模拟了热带地区¹⁴C标记的黑麦草和玉米叶片的分解过程, 因此本研究将还田的玉米残体的DPM/RPM设为3.35。

Note: NPK—Single application of chemical fertilizer; NPKS—Chemical fertilizer plus crop residue; NPKM—Chemical fertilizer plus organic fertilizer. DPM—Decomposable plant material; RPM—Resistant plant material; BIO—microbial biomass; HUM—Humified organic matter; IOM—Inert organic matter. The decomposition rate constants (k) for each carbon pool within one year are set as follows, DPM is 10.0, RPM is 0.3, BIO is 0.66, HUM is 0.02. Ayanaba *et al.*^[28] successfully simulated the decomposition process of ¹⁴C-labeled ryegrass and maize leaves in tropical regions using the RothC model by adjusting the DPM/RPM ratio (assuming DPM/RPM = 3.35). Therefore, in this study, the DPM/RPM ratio of the returned maize residues is set to 3.35.

图 3 所示。由图 2 可知, 监测期间各处理 SOC 密度模拟值均有不同程度的增加, 与观测值表现出相同的趋势。经计算, DNDC 模型 NPK、NPKS 和 NPKM 3 个处理的模拟值与观测值之间的 nRMSE 分别为 5.4%、5.5% 和 9.1%。RothC 模型模拟值与观测值之间的 nRMSE 分别为 6.0%、6.7% 和 12.3%。由此可见, 模型模拟值与观测值存在一定偏差, 但 nRMSE 均小于 20%, DNDC 与 RothC 模型的模拟性能均表现为良好和优秀。同时计算了两个模型模拟结果的 nARE, 对于 DNDC 模型, NPK、NPKS 和 NPKM 3 个处理的模拟值与观测值之间的 nARE 分别为 -0.6%、2.4% 和 -1.3%; 对于 RothC 模型, 模拟值与观测值之间的 nARE 分别为 -2.7%、-1.0% 和 5.4%。所有处理的 nARE 绝对值均小于 15%, 表明模型预测与观测数据之间的相对误差较小, 模拟效果良好。各处理 SOC 密度观测值与模拟值之间的相关分析结果见图 3。从图 3 中可以看出, 两模型的相关系数范围为 0.69~0.91, 且均达到了显著水平 ($P<0.05$)。这

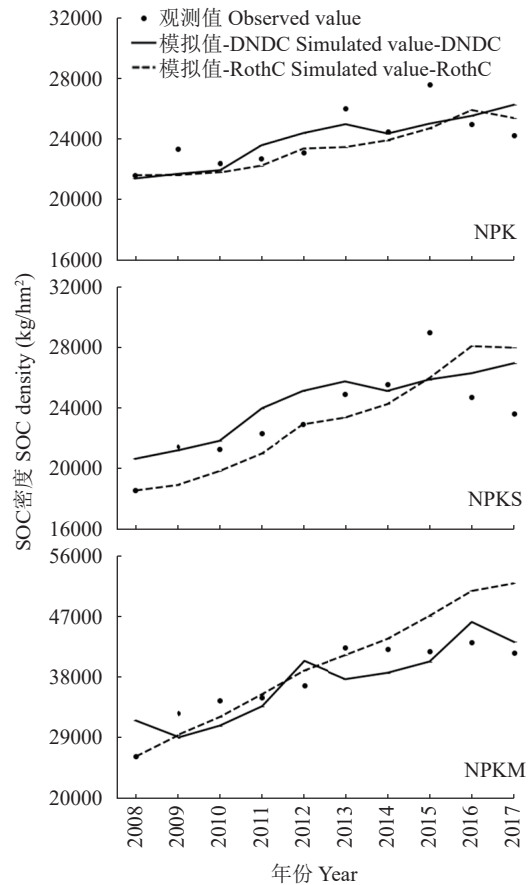


图 2 SOC 密度模拟值与观测值对比

Fig. 2 Comparison between simulated and observed SOC density

注: SOC—土壤有机碳; NPK—单施化肥; NPKS—化肥加作物秸秆; NPKM—化肥加有机肥。

Note: SOC—Soil organic carbon; NPK—Single application of chemical fertilizer; NPKS—Chemical fertilizer plus crop residue; NPKM—Chemical fertilizer plus organic fertilizer.

表明两种模型在研究区的模拟效果令人满意, 尽管精度略有不足, 但均能较好地反映 SOC 的变化趋势。

2.2 不同秸秆还田量下 SOC 模拟结果

以 2008 年 NPKS 处理作为不同秸秆还田量情景模拟的起点, 利用 DNDC 模型和 RothC 模型, 对研究区的 SOC 变化进行了 190 年的模拟预测, SOC 变化趋势如图 4 所示 (其中前 10 年的数据为 2008—2017 年的模拟结果)。从图 4 中可以观察到, DNDC 模型和 RothC 模型在不同秸秆还田量情景下的 SOC 密度变化趋势一致。随着模拟年限的增加, SOC 密度呈现逐步增加的趋势, 但增速逐渐放缓。同时, 秸秆还田量越大, SOC 密度的增加幅度越显著。具体来看, 在预测的第 190 年, DNDC 模型对秸秆不还田、秸秆半量还田和全量还田情景下 SOC 密度的模拟结果分别为 36720、53183 和 69189 kg/hm^2 ; 而

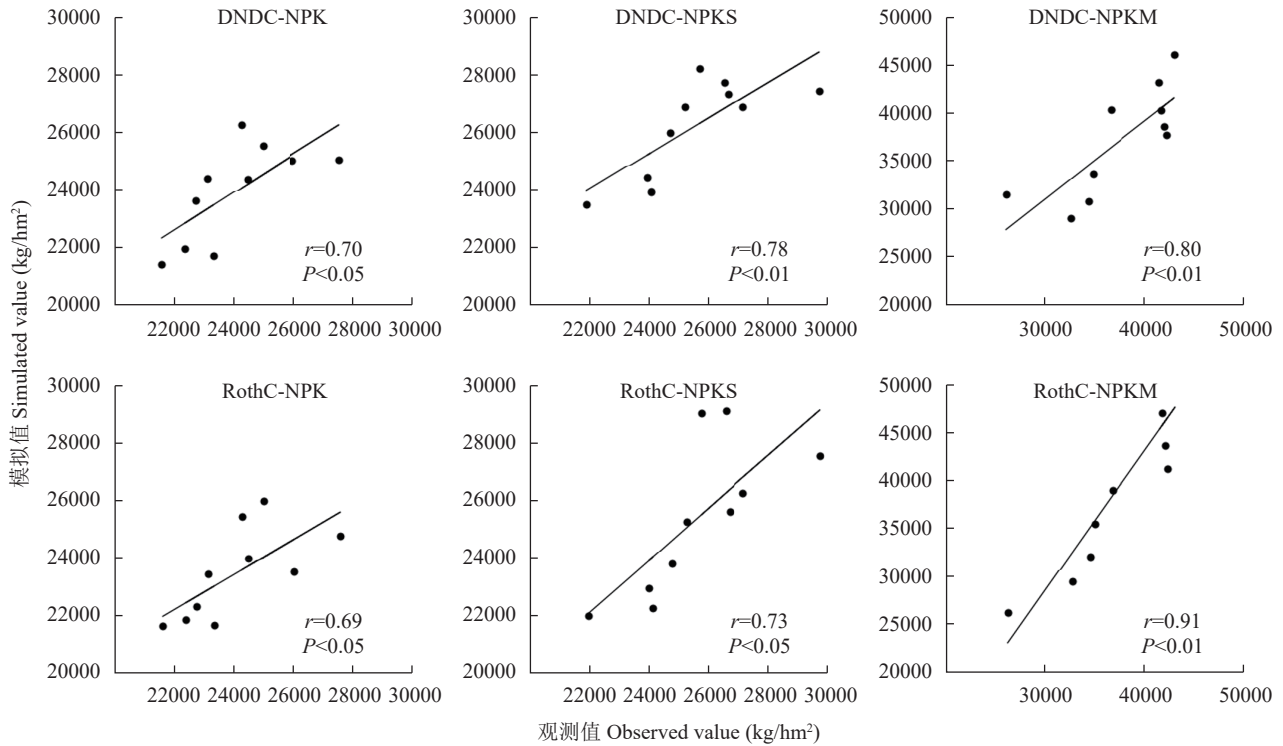


图 3 不同施肥处理 SOC 密度模拟值与观测值相关性

Fig. 3 Correlation between simulated and observed SOC density under different fertilization treatments

注: NPK—单施化肥; NPKS—化肥加作物秸秆; NPKM—化肥加有机肥。

Note: NPK—Single application of chemical fertilizer; NPKS—Chemical fertilizer plus crop residue; NPKM—Chemical fertilizer plus organic fertilizer.

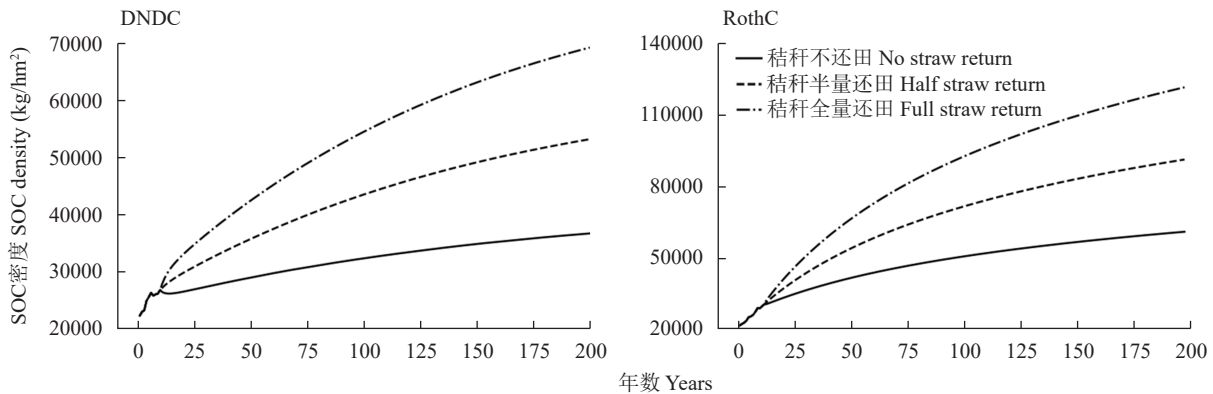


图 4 不同秸秆还田量下土壤有机碳 (SOC) 密度未来 190 年的变化预测结果

Fig. 4 Projected soil organic carbon (SOC) density for coming 190 years using DNDC and RothC models under different straw return rates

RothC 模型的模拟结果分别为 61299、91660 和 122021 kg/hm²。进一步分析两模型的模拟结果发现, 随着秸秆还田量的增加, SOC 密度呈现出显著提升。至预测的第 190 年, DNDC 模型模拟的 SOC 密度在秸秆不还田、半量还田和全量还田情景下, 较预测第一年分别增加了 39%、95% 和 147%; 而 RothC 模型的预测结果显示, 在相同情景下, SOC 密度分别增加了 104%、206% 和 307%。这表明, 尽

管两模型的变化趋势一致, 但 RothC 模型模拟的 SOC 密度增长幅度明显大于 DNDC 模型。

2.3 不同秸秆还田量下 SOC 动态变化模拟结果

根据 SOC 密度的模拟结果计算每年的 SOC 密度变化量 (dSOC), 即下一年的 SOC 密度减去上一年的 SOC 密度, 以更深入地观察 SOC 的变化趋势。如图 5 所示, 两个模型的 dSOC 整体变化趋势相似。首先, 在情景预测的前 5 年 (即模拟的第 15 年), dSOC

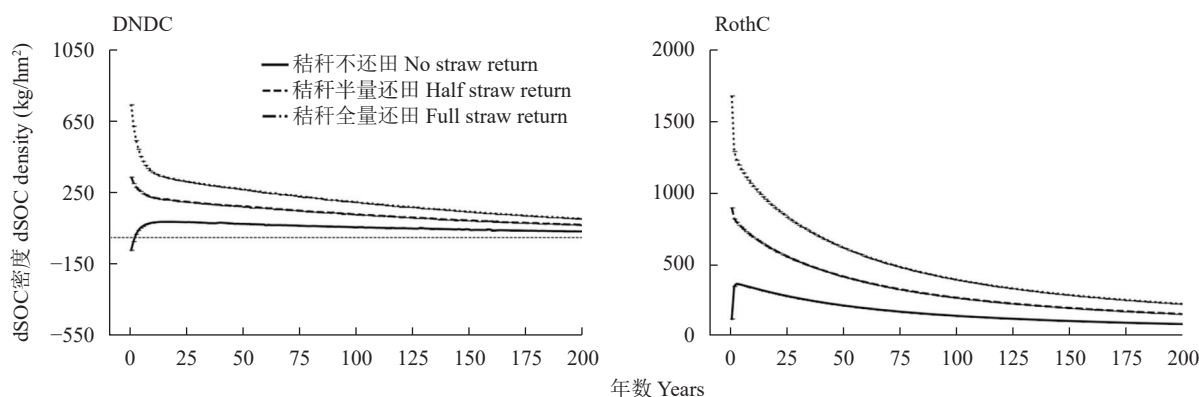


图 5 不同秸秆还田量下未来 190 年每年土壤有机碳变化量 (dSOC) 预测结果
 Fig. 5 Projected annual variation in soil organic carbon density (dSOC) for the coming 190 years using DNDC and RothC models under different straw return rates

的变化最为显著,这主要是由于初期土壤有机碳积累较快,尤其是在秸秆还田的影响下,SOC 密度发生了较大的变化。随着时间的推移,dSOC 逐渐减缓,进入平稳阶段。从图 5 中可以看到,尽管两种模型的 dSOC 变化趋势相似,但它们在情景下的具体表现有所不同。在初期阶段,RothC 模型的 dSOC 值较高,表明在施用化肥和秸秆还田的情况下,SOC 的积累速率较快。相比之下,DNDC 模型的 dSOC 变化较为平缓,SOC 的增速相对较慢,这与模型在模拟碳周转过程中的复杂性及其对土壤碳动态的不同假设有关。尤其在秸秆全量还田的情景下,RothC 模型的 SOC 密度增长更为显著。随着模拟年限的增加,dSOC 逐渐趋于稳定,尤其在模拟的第 100 年以后,两模型的 dSOC 值趋近于 0,这一现象表明,随着土壤中有机碳的逐步积累,固碳过程逐渐接近饱和状态,SOC 的变化幅度逐年减小,土壤的固碳潜力也逐渐降低。

3 讨论

3.1 模型模拟性能的评估

通过对 DNDC 和 RothC 模型的模拟性能评估,结果表明,两者在模拟 SOC 密度方面均表现出较好的效果。虽然基于 nRMSE 值的比较显示,DNDC 模型在所有处理情景下与观测值的吻合程度略高,但两种模型的差异并不大。同时,模型的 nARE 和 r 值相近,表明在相对误差和相关性方面,两者的表现相似且较好。这进一步说明,尽管模型在精度上存在一定不足,DNDC 和 RothC 模型均能够有效反映研究区 SOC 的变化趋势。然而 Singh 等^[21]的研究表明,DNDC 模型在 SOC 模拟方面表现更优,与本研

究结果有所差异。本研究的模拟结果还表明,DNDC 模型在碳输入量较大时观测值与模拟值表现出较高的相关性,但吻合程度有所降低。这一现象与贺美等^[29]的研究结果一致,但也有部分研究结果与之不同^[30-31],这些差异可能与研究区的不同环境条件以及田间试验测量值的高度不确定性有关。模型的模拟受到多种外部因素的影响,如气候、土壤类型以及土壤初始条件等,因此同一模型的模拟结果也可能存在差异。本研究模拟结果还表明,RothC 模型在碳输入量较大时,模拟的 SOC 密度增加速率相较于观测值更大,因此其 nRMSE 均大于 DNDC 模型,但模拟趋势一致,均为增加,相应的 r 较大。总体来看,两模型的 nRMSE 均小于 20%,nARE 绝对值均小于 15%, r 在 0.69 到 0.91 之间,表明两种模型都适用于该研究区旱地农田 SOC 的动态研究。因此,模型已经成功校准,尽管精度略有不足,但均能较好地反映 SOC 的变化趋势,足以支持情景模拟下两模型的对比分析。

3.2 模型模拟结果的差异性来源

在不同的秸秆还田量情景下,本研究利用校准好的 DNDC 和 RothC 模型对未来 190 年的 SOC 密度变化进行了模拟预测。模拟结果显示,碳输入量越多,SOC 增加越显著;随着模拟年限的增加,SOC 的变化趋势逐渐减缓,这与之前的研究^[32-33]一致。在秸秆不还田、秸秆半量还田和秸秆全量还田 3 种情景下,RothC 模型模拟的 190 年间 SOC 密度增加量大于 DNDC 模型。其中,秸秆半量还田和秸秆全量还田情景下 RothC 模型模拟的 SOC 平均每年递增 1.1% 和 1.6%,明显大于 DNDC 模型的 0.5% 和 0.8%。这是因为在相同的外源碳输入量下,RothC 模型模拟

的 SOC 增加量始终高于 DNDC 模型。这一差异主要源于两个模型处理根系碳输入量的方式不同。DNDC 模型根据模型模拟的产量自动计算根系碳输入量, 而 RothC 模型则基于实际产量和根系比例手动计算。在预测的 190 年期间, 由于缺乏实测产量数据, 本研究采用了 2008 至 2017 年的平均根系碳输入量作为 RothC 模型的根系碳输入量。而 DNDC 模型则根据作物产量的变化来动态调整根系碳输入量。在先前的研究中, 赵雅雯^[31]利用 RothC 模型对吉林省公主岭地区秸秆还田情景下的 SOC 进行了预测, 结果显示 SOC 平均每年递增 0.8%。这一结果高于贺美等^[29]研究中利用 DNDC 模型模拟的结果 0.31%。本研究的结果与上述研究一致, 进一步验证了模型预测的可靠性。

在管理措施相对稳定的情况下, 土壤碳的输入和输出量会随着时间的推移趋于平衡, SOC 密度将保持在一个较为稳定的水平。两个模型对应的 dSOC 随着时间的推移逐渐趋于 0, 表明尽管两个模型模拟的 SOC 变化范围略有差异, 但它们最终都会达到一个平衡点。当 SOC 达到这一平衡点时, 即使按照当前的管理措施继续增加碳输入, SOC 也不会再显著增加, 即 SOC 达到了一种均衡状态^[34]。相关研究表明, 在中欧气候条件下, 秸秆还田后第一年有 50% 的秸秆被矿化和分解, 随着时间的推移, 几乎所有施入农田的有机碳最终都会降解^[35]。因此, 土壤有机碳含量是有机碳投入和分解这两个过程动态平衡的结果^[36]。当每年的有机碳输入量与矿化量相等时, 土壤有机碳含量将趋于稳定, 达到平衡点, 根据不同的环境条件, 达到平衡点所需的时间通常为几十年到上百年^[35]。

DNDC 模型主要用于模拟农业生态系统中的温室气体排放、土壤碳氮动态和作物生长, 因此具有较高的复杂性和数据需求。RothC 模型则主要用于长时间尺度下评估非水稻田地土壤有机碳变化, 结构较为简单, 侧重于碳库的动态^[37]。由于 RothC 模型仅考虑土壤中的有机碳转化过程, 并未涉及作物生长以及作物有机碳输入到土壤的量, 因此, 在本研究中两种模型在植物根系碳输入方式上存在显著差异。DNDC 模型通过模拟植物生长来计算根系碳输入, 而 RothC 模型则基于实际测量的作物生物量手动计算根系碳输入。此外, DNDC 模型以日为时间步长进行 SOC 动态模拟, 而 RothC 模型则以月为时间步长进行 SOC 动态模拟, 这也影响了模拟结果的精细度和准确性。同时, 由于不同模型对气候数据

的敏感性不同, 这也会对模拟结果产生影响。因此, 模型模拟结果的差异是多方面因素共同作用的结果。然而, 相关研究表明, 相较于对气候等因素的响应, 碳输入对 SOC 动态的影响更大^[38-39]。因此, 不同的根系碳输入方式成为这两种模型在模拟过程中的主要区别, 也是导致模拟结果差异的主要原因。

3.3 模型的改进与优化建议

在 SOC 模拟研究中, DNDC 和 RothC 模型均表现出较好的模拟效果, 但仍存在一定的局限性。为了提高模型的模拟精度和适用性, 可从多个方面对其进行改进。首先, 优化根系碳输入计算方法是提升模型准确性的关键。由于 DNDC 模型根据模拟作物产量自动计算根系碳输入量, 而 RothC 模型则基于实际产量和根系比例手动计算, 两者在碳输入量的处理方式上存在差异。因此, 建议在模型中增加动态根系碳输入估算机制, 使 RothC 模型能够根据作物产量变化自动调整输入量, 以减少人为设定带来的误差。其次, 改进碳输入与 SOC 变化的耦合机制也是增强模型可靠性的重要途径。当前 DNDC 和 RothC 模型对有机碳输入的处理方式不同, 导致模拟结果存在差异。为此, 可在 RothC 模型中增加动态碳输入调整模块, 并对不同来源的碳输入 (如秸秆、根系等) 进行区分处理, 以提高模型对不同碳输入方式的响应能力。此外, 进一步优化模型时间步长设定同样能够提升模拟精度。DNDC 模型采用日步长, 而 RothC 模型采用月步长, 在短时间尺度上的模拟精细度可能存在较大差异。因此, 建议在 RothC 模型中增加更精细的时间步长选项, 如采用周或半月步长, 以提高 SOC 动态模拟的准确性。由于气候变化对 SOC 积累和分解的影响较大, 建议改进模型对气候数据的响应机制, 使其能够适应不同的气候变化情景。例如, 可在模型中加入气候情景预测功能, 以便更准确地评估 SOC 在未来长期管理下的变化趋势。

4 结论

DNDC 和 RothC 模型均适用于本区域旱地土壤有机碳的动态模拟研究。尽管两模型在根系碳输入量的计算方式上存在差异, 导致预测的 SOC 变化幅度有所不同, 但总体变化趋势一致: 随着秸秆还田量的增加, SOC 密度显著上升, 且还田量越大, SOC 密度增加越明显。此外, 随着模拟年限的延长, SOC

逐渐趋于稳定状态。

相比之下, RothC 模型在模拟 SOC 积累时, 表现出较快的增长速率和较高的 SOC 增加量, 因其结构简单, 适用于需要快速评估不同碳输入对 SOC 影响的研究, 尤其是在需进行大尺度预测且数据有限的情况下。而 DNDC 模型能够更全面地模拟植物生长、土壤碳氮循环及温室气体排放, 因此更适用于需要综合评估农业生态系统变化的研究。在具体应用中, 模型的选择应根据研究目标、数据可获取性和计算需求进行权衡。

参 考 文 献:

- [1] Lugato E. Soil organic carbon losses exacerbated by climate extremes[J]. *Nature Climate Change*, 2023, 14: 17–18.
- [2] Beillouin D, Corbeels S M, Demenois J, *et al.* A global meta-analysis of soil organic carbon in the Anthropocene[J]. *Nature Communications*, 2023, 14: 3700.
- [3] Oldfield E E, Bradford M A, Wood S A. Global meta-analysis of the relationship between soil organic matter and crop yields[J]. *Soil*, 2019, 5: 15–32.
- [4] Chalchissa F, Kuris B. Modelling soil organic carbon dynamics under extreme climate and land use and land cover changes in Western Oromia Regional state, Ethiopia[J]. *Journal of Environmental Management*, 2024, 350: 119598.
- [5] 赵明月, 刘源鑫, 张雪艳. 农田生态系统碳汇研究进展[J]. *生态学报*, 2022, 42(23): 9405–9416.
Zhao M Y, Liu X Y, Zhang Y X. A review of research advances on carbon sinks in farmland ecosystems[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2022, 42(23): 9405–9416.
- [6] 魏建兵, 梁兵, 陆庆轩, 等. 土壤有机碳储量及其变化评估的研究方法[J]. *中国土壤与肥料*, 2023, (9): 224–233.
Wei J B, Liang B, Lu Q X, *et al.* Effects and estimation methods of soil organic carbon storage[J]. *Soil and Fertilizer Sciences in China*, 2023, (9): 224–233.
- [7] Li C, Frolking S, Frolking T A. A model of nitrous oxide evolution from soil driven by rainfall events: 1. Model structure and sensitivity [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1992, 97: 9759–9776.
- [8] Li C, Frolking S, Frolking T A. A model of nitrous oxide evolution from soil driven by rainfall events: 2. Model applications[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1992, 97: 9777–9783.
- [9] Parton W J, Schimel D S, Cole C V, *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.
- [10] 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.
- [11] Sharpley A N, Williams J R. EPIC-erosion/productivity impact calculator: 1. Model documentation[J]. Technical Bulletin - United States Department of Agriculture, 1990, 4(4): 206–207.
- [12] Mccown R L, Hammer G L, Hargreaves J N G, *et al.* APSIM: A novel software system for model development, model testing and simulation in agricultural systems research[J]. *Agricultural Systems*, 1996, 50: 255–271.
- [13] Jenkinson D S. The turnover of organic carbon and nitrogen in soil[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences*, 1990, 329: 361–368.
- [14] 王金州, 卢昌艾, 张金涛, 等. RothC模型模拟华北潮土区的土壤有机碳动态[J]. *中国土壤与肥料*, 2010, (6): 16–21,49.
Wang J Z, Lu C A, Zhang J T, *et al.* RothC model simulation of soil organic carbon dynamics of fluvo-aquic soil in Northern China[J]. *Soil and Fertilizer Sciences in China*, 2010, (6): 16–21,49.
- [15] Ren J, Wang L C, Yang X M, *et al.* Long-term effects of fertilization on soil organic carbon changes in continuous corn of Northeast China: RothC model simulations[J]. *Environmental Management*, 2003, 32(4): 459–465.
- [16] 谢海宽, 江雨倩, 李虎, 等. DNDC模型在中国的改进及其应用进展 [J]. *应用生态学报*, 2017, 28(8): 2760–2770.
Xie H K, Jiang Y Q, Li H, *et al.* Modification and application of the DNDC model in China[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2017, 28(8): 2760–2770.
- [17] Zhang J, Hu K, Li K, *et al.* Simulating the effects of long-term discontinuous and continuous fertilization with straw return on crop yields and soil organic carbon dynamics using the DNDC model[J]. *Soil and Tillage Research*, 2017, 165: 302–314.
- [18] Ku H H, Ryu J H, Bae H S, *et al.* Modeling a long-term effect of rice straw incorporation on SOC content and grain yield in rice field[J]. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 2019, 65: 1941–1954.
- [19] Lembaid I, Moussadek R, Mrabet R, *et al.* Modeling soil organic carbon changes under alternative climatic scenarios and soil properties using DNDC model at a semi-arid Mediterranean environment[J]. *Climate*, 2022, 10(2): 23.
- [20] Yin S, Zhang X, Lyu J, *et al.* Carbon sequestration and emissions mitigation in paddy fields based on the DNDC model: A review[J]. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2020, 4: 140–149.
- [21] Singh P, Benbi D K. Modeling soil organic carbon with DNDC and RothC models in different wheat-based cropping systems in North-Western India[J]. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 2020, 51(9): 1184–1203.
- [22] 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.
- [23] 李长生. 生物地球化学的概念与方法——DNDC模型的发展[J]. *第四纪研究*, 2001, (2): 89–99.
Li C S. Biogeochemical concepts and methodologies: Development of the DNDC model[J]. *Quaternary Sciences*, 2001, (2): 89–99.
- [24] 龙军, 毛艳玲, 张黎明, 等. 农田土壤有机碳演变模型的研究进展 [J]. *中国农学通报*, 2012, 28(5): 232–239.
Long J, Mao Y L, Zhang L M, *et al.* Advances of soil organic carbon model in farmland ecosystem[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2012, 28(5): 232–239.
- [25] Wang C, Zhao J, Gao Z, *et al.* Exploring wheat-based management strategies to balance agricultural production and environmental

- sustainability in a wheat-maize cropping system using the DNDC model[J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 307: 114445.
- [26] Smith P, Smith J U, Powlson D S, *et al.* A comparison of the performance of nine soil organic matter models using datasets from seven long-term experiments[J]. *Geoderma*, 1997, 81: 153–225.
- [27] 李骁, 姜蓉, 侯云鹏, 等. 基于DNDC模型研究春玉米长期秸秆还田的氮肥减施潜力[J]. *植物营养与肥料学报*, 2023, 29(11): 2004–2017.
- Li X, Jiang R, Hou Y P, *et al.* Using DNDC model to study the potential of nitrogen fertilizer reduction in spring maize production under long-term straw return[J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizers*, 2023, 29(11): 2004–2017.
- [28] Ayanaba A, Jenkinson D S. Decomposition of carbon-14 labeled ryegrass and maize under tropical conditions[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1990, 54: 112–115.
- [29] 贺美, 王迎春, 王立刚, 等. 应用DNDC模型分析东北黑土有机碳演变规律及其与作物产量之间的协同关系[J]. *植物营养与肥料学报*, 2017, 23(1): 9–19.
- He M, Wang Y C, Wang L G, *et al.* Using DNDC model to simulate black soil organic carbon dynamics as well as its coordinate relationship with crop yield[J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizers*, 2017, 23(1): 9–19.
- [30] 韩东亮, 孙九胜, 贾宏涛, 等. DNDC模型模拟干旱区农田有机碳的变化趋势[J]. *新疆农业科学*, 2014, 51(3): 485–491.
- Han D L, Sun J S, Jia H T, *et al.* The change trend of soil organic carbon in arid areas by DNDC model simulation[J]. *Xinjiang Agricultural Sciences*, 2014, 51(3): 485–491.
- [31] 赵雅雯. RothC模型在我国北方农田作物残体提升土壤有机碳中的应用[D]. 北京: 中国农业科学院硕士学位论文, 2017.
- Zhao Y W. RothC model simulation of soil organic carbon on farmland crop residue in north China[D]. Beijing: MS Thesis of Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2017.
- [32] 王金洲. RothC模型模拟我国典型旱地土壤的有机碳动态及平衡点[D]. 北京: 中国农业科学院硕士学位论文, 2011.
- Wang J Z. RothC model simulation of soil organic carbon dynamics and equilibrium point of typical upland soils in China[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2011.
- [33] 颜学斌. 基于DNDC模型的不同覆盖条件下旱作农田土壤有机碳和作物产量模拟[D]. 西安: 西北大学硕士学位论文, 2022.
- Yan X B. Simulation of soil organic carbon and crop yield in dryland farmland under different mulching conditions based on DNDC model[D]. Xi'an: MS Thesis of Northwest University, 2022.
- [34] Crowther T W, Todd-brown K E O, Rowe C W, *et al.* Quantifying global soil carbon losses in response to warming[J]. *Nature*, 2016, 540: 104–108.
- [35] 张维理, Kolbe H, 张认连. 土壤有机碳作用及转化机制研究进展[J]. *中国农业科学*, 2020, 53(2): 317–331.
- Zhang W L, Kolbe H, Zhang R L. Research progress of SOC functions and transformation mechanisms[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2020, 53(2): 317–331.
- [36] Fujii K, Morioka K, Hayakawa C, *et al.* Litter decomposition and soil organic carbon stabilization in a Kastanozem of Saskatchewan, Canada[J]. *Geoderma Regional*, 2020, 23: e00348.
- [37] 邓祥征, 赵永宏, 战金艳, 等. 农田碳汇估算模型与应用研究述评[J]. *安徽农业科学*, 2009, 37(35): 17649–17652, 17691.
- Deng X Z, Zhao Y H, Zhan J Y, *et al.* Research review on the estimation models and the applications of cropland carbon sequestration[J]. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2009, 37(35): 17649–17652, 17691.
- [38] 马子钰, 马文林, 贾小红, 等. 基于DNDC模型的玉米田土壤有机碳变化模拟预测[J]. *华中农业大学学报*, 2023, 42(4): 192–198.
- Ma Z Y, Ma W L, Jia X H, *et al.* Projection of soil organic carbon change of corn field based on DNDC[J]. *Journal of Huazhong Agricultural University*, 2023, 42(4): 192–198.
- [39] 赵雅雯, 王金洲, 王士超, 等. 潮土区小麦、玉米残体对土壤有机碳的贡献—基于改进的RothC模型[J]. *中国农业科学*, 2016, 49(21): 4160–4168.
- Zhao Y W, Wang J Z, Wang S C, *et al.* Contributions of wheat and corn residues to soil organic carbon under fluvo-aquic soil area—based on the modified RothC model[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2016, 49(21): 4160–4168.