

doi:10.3969/j.issn.1000-6362.2025.06.002

杨欣悦,李慧融,郑浩钧,等.升温 1.5°C对中国北方草地土壤有机碳的潜在影响[J].中国农业气象,2025,46(6):753-767

## 升温 1.5°C对中国北方草地土壤有机碳的潜在影响\*

杨欣悦<sup>1</sup>, 李慧融<sup>2</sup>, 郑浩钧<sup>3</sup>, 蒋文芳<sup>1</sup>, 张 稳<sup>3</sup>, 于永强<sup>3</sup>, 王国成<sup>1,3\*\*</sup>

(1. 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875; 2. 锡林浩特国家气候观象台, 锡林浩特 026000; 3. 中国科学院大气物理研究所, 北京 100029)

**摘要:** 草地是全球面积最大的陆地生态系统, 其碳库约 90%以有机碳形式存储在土壤中, 且对气候变化敏感。当前, 学界鲜有针对变暖条件下草地全剖面 (0–100cm) 土壤有机碳 (Soil organic carbon, SOC) 变化的大尺度、高精度的定量报道。对此, 本研究使用数据–模型融合的方法, 在 1km×1km 空间分辨率上定量刻画 1.5°C 升温情景下中国北方天然草地全剖面 SOC 的潜在变化特征。结果表明: 1.5°C 升温情景下, 研究区全剖面土壤有机碳密度将较升温前平均减少 3.63%~4.22%, 对应的土壤碳储量损失为 0.78~1.52Pg C (1Pg=10<sup>15</sup>g)。这一估算结果具有较大的不确定性, 主要来自于模型输入数据集本身和模型对草地生产力模拟功能缺失。值得注意的是, 基于不同土壤数据集对应的估算结果差异很大。其中, 基于 SoilGrids250m 数据集预测的土壤碳库减少量最大 (1.52Pg C, 95%置信区间为 1.17~1.91Pg C), 其次是 WISE30sec 数据集 (0.82Pg C, 95%置信区间为 0.62~1.04Pg C) 和 GSDE 数据集 (0.78Pg C, 95%置信区间为 0.57~1.04Pg C)。本研究揭示了全球变暖对草地土壤碳储存的潜在负面影响, 未来应加强草地生态恢复和保护措施的实施与推广, 从而实现草地生态资源的可持续利用与发展。

**关键词:** 全球变暖; 土壤有机碳; 草地; 模型模拟; 数据–模型融合

## Potential Impacts of 1.5°C Warming on Soil Organic Carbon of Grasslands in Northern China

YANG Xin-yue<sup>1</sup>, LI Hui-rong<sup>2</sup>, ZHENG Hao-jun<sup>3</sup>, JIANG Wen-fang<sup>1</sup>, ZHANG Wen<sup>3</sup>, YU Yong-qiang<sup>3</sup>,  
WANG Guo-cheng<sup>1,3</sup>

(1. Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 2. Xilinhot National Climatological Observatory, Xilinhot 026000; 3. Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029)

**Abstract:** Grasslands are the largest terrestrial ecosystem globally, with approximately 90% of their carbon stored as soil organic carbon (SOC), making them highly sensitive to climate change. Despite this, large-scale and high-resolution quantifications of SOC changes across the entire soil profile (0–100cm) under warming scenarios remain limited. To address this, this study employed a data–model fusion approach to quantify potential changes in SOC across the entire soil profile of natural grasslands in Northern China under a 1.5°C warming scenario at a 1km spatial resolution. Results showed that warming could lead to an average decrease of 3.63%–4.22% in SOC density across the soil profile, equivalent to a soil carbon stock loss of 0.78 to 1.52Pg C (1Pg=10<sup>15</sup>g). However, these estimated carry substantial uncertainty, primarily due to limitations in input datasets and model representation of grassland productivity dynamics. Notably, projections varied significantly among different soil datasets, with

\* 收稿日期: 2024-07-28

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42375116; 42171293); 内蒙古自治区气象局科技创新项目 (nmqkxjcx202422)

\*\* 通讯作者: 王国成, 副教授, 博士生导师, 主要从事陆地生态系统碳循环模拟研究, E-mail: wanggc@bnu.edu.cn  
第一作者联系方式: 杨欣悦, E-mail: 202421051116@mail.bnu.edu.cn

SoilGrids250m projecting the largest SOC stock reduction (1.52Pg C, 95% confidence interval: 1.17–1.91Pg C), followed by WISE30sec (0.82Pg C, 95% confidence interval: 0.62–1.04Pg C) and GSDE (0.78Pg C, 95% confidence interval: 0.57–1.04Pg C). These findings underscored the potential negative impacts of global warming on grassland soil carbon storage, emphasizing the necessity of enhancing grassland ecosystem conservation and restoration efforts to ensure the sustainable use and development of these vital ecosystems.

**Key words:** Global warming; Soil organic carbon; Grasslands; Model simulation; Data-model fusion

草地是陆地生态系统的重要组成部分,在全球碳循环中起关键作用<sup>[1]</sup>。中国草地总面积约 2.9 亿  $\text{hm}^2$ , 约占国土面积的 30.5%<sup>[2]</sup>。其不仅是重要的畜牧业生产基地,同时在调节区域气候、涵养水源、保持水土以及维护生物多样性等生态服务功能方面也发挥着不可替代的作用<sup>[3]</sup>。中国草地碳储量丰富,共计约 25.4Pg C, 约占中国陆地生态系统总碳库的 28%<sup>[4]</sup>。然而,中国约 80%的草地分布在干旱、半干旱地区和高寒地区,生态系统相对脆弱,草地碳库动态对气候变化较为敏感<sup>[5]</sup>。

气候变暖作为全球气候变化的主要特征之一,已成为当今世界面临的最为严峻的环境问题<sup>[6]</sup>。政府间气候变化专门委员会(Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC)第六次评估报告表明,2010–2019 年全球平均气温较工业革命前期(1850–1900 年)已上升  $1.09^\circ\text{C}$ <sup>[7]</sup>。2015 年第 21 届联合国气候变化大会通过《巴黎协定》,提出了努力将气温升幅控制在  $1.5^\circ\text{C}$  以内的目标。气候变暖会显著影响陆地生态系统碳循环过程,一方面,变暖会一定程度延长草地生长季的长度和植物光合作用的时间,进而增加植被生产力和土壤的碳输入量<sup>[8]</sup>;另一方面,变暖会促进土壤微生物活动并加快土壤有机碳(Soil organic carbon, SOC)的分解,导致土壤碳库减少<sup>[9]</sup>。值得注意的是,与其他陆地生态系统不同,草地的碳主要储存在土壤中,土壤碳约占草地总碳储量的 90%<sup>[11]</sup>,因此气候变暖下的草地土壤碳动态是整个草地生态系统碳循环的关键所在。

学术界针对变暖下草地土壤碳动态已开展大量的研究<sup>[10,12]</sup>,从探索机理、机制角度开展的研究主要通过增温实验开展<sup>[13]</sup>。增温实验虽然可提供最直接的观测证据,但该方法在较大时空尺度上应用存在一定局限性。首先,现有的增温实验通常只持续几年到十几年<sup>[14–15]</sup>。但是,土壤碳库在受到显著的环境或人为扰动后往往需要数十年至数百年的时间才能达到新的平衡态<sup>[16]</sup>,短期增温实验很难有效表征

土壤碳库的长期演变过程。其次,受观测成本所限,增温实验往往局限于特定的小片区域<sup>[14–15]</sup>,其观测结果外推到较大空间范围时可能伴随着很大的不确定性<sup>[14]</sup>。最后,也是最关键的一点,现有关草地土壤碳的增温实验多只关注表层土壤(如  $<30\text{cm}$ ),很少涉及深层土壤( $>30\text{cm}$ ),主要是因为对深层土壤进行非破坏性观测的挑战很大<sup>[12–17]</sup>。然而,全球 0–100cm 土壤中近一半的碳储存在 30cm 以下的深层土壤中<sup>[18]</sup>,并且最近的前沿研究已经表明深层土壤碳对变暖同样是敏感的<sup>[19–20]</sup>。因此,探究深层土壤碳库的动态变化对于全面认识草地生态系统碳循环对全球变化的响应规律至关重要。

相对于实验方法,模型模拟法不受时间和空间尺度的限制,同时也能以较低的人力、物力和时间成本有效地探究全剖面土壤碳动态及其对环境变化的响应。近 20a 来,学界已陆续研发了一系列具备模拟草地土壤有机碳变化功能的机理过程模型,如 CENTURY<sup>[21]</sup>、ROTHC<sup>[22]</sup>、BAMS1<sup>[23]</sup> 和 COMMISSION<sup>[24]</sup>等。过程模型综合考虑了多种生物化学反应过程,并且能够有效模拟全剖面土壤有机碳变化,但存在参数多、数据需求量大、计算成本高等技术难点<sup>[25–26]</sup>,在大尺度、高精度水平上应用仍存在很大困难。最近, Luo 等<sup>[27]</sup>提出了一个结构相对简化的多层土壤有机碳周转模型(Multi-layer SOC model, MM),该模型具备参数较少、数据易获取及计算效率高等优势,不仅可以模拟不同土层深度 SOC 的动态,还考虑了 SOC 沿着土壤剖面纵向移动(淋溶等)以及激发效应等土壤碳周转关键过程。另外,随着技术的快速发展,一种过程模型和机器学习模型耦合的方法正在兴起<sup>[28]</sup>。其中,随机森林(Random forest, RF)算法更是因其处理多元非线性数据方面的优势而在 SOC 空间预测研究中广泛应用<sup>[29]</sup>。

本研究以中国北方天然草地为研究对象,基于三套广泛使用的全球土壤属性数据集(GSDE、

WISE30sec 和 SoilGrids250m), 使用多层土壤有机碳周转模型与随机森林模型耦合的研究方法, 在 1km 分辨率水平上定量刻画了 1.5℃升温情景下北方天然草地全剖面 (0–100cm) SOC 的变化, 旨在探究气候变暖对天然草地土壤碳库的影响, 为准确理解草地全剖面 SOC 对气候变暖的响应机制提供科学依据, 同时为大尺度、高精度 SOC 动态的快速模拟与预测提供新思路。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

以中国北方天然草地为研究区 (图 1), 涵盖新疆、西藏、青海、甘肃、四川、宁夏、内蒙古、陕西、山西、河北、辽宁、吉林、黑龙江等 13 个省份<sup>[3,30]</sup>。研究区跨越东北平原、内蒙古高原、黄土高原、青藏高原及新疆山地, 主要草地类型包括草甸草原、典型草原、荒漠草原、高山草原和高山草甸<sup>[3]</sup>。本研究以《中华人民共和国植被图 (1:1000000)》<sup>[31]</sup> 矢量图作为基础, 通过矢量转栅格处理, 获取 1km×1km 分辨率的植被类型栅格数据。鉴于研究尺度之大 (国家尺度) 和研究精度之高 (1km×1km) 两方面综合考虑, 假设每个像元内以优势植被类型

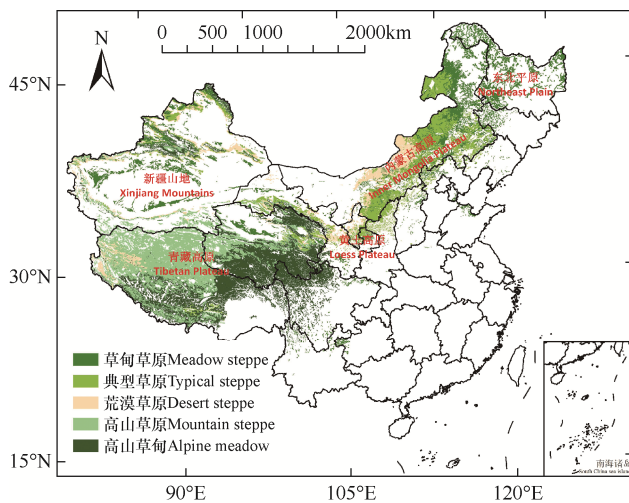


图 1 中国北方主要草地类型分布

Fig. 1 Spatial patterns of major grassland types across Northern China

注: 地图基于国家地理信息公共服务平台公布的 GS (2024) 0650 号标准地图制作, 底图边界无修改。下同。

Note: The map is based on the standard map with approval number GS (2024) 0650 from the Ministry of Natural Resources of the People's Republic of China, and the base map boundaries remain unmodified. The same as below.

(草地) 作为该像元的代表类型。基于此假设, 对研究区内草地类型进行了空间分布和面积估算。结果显示, 中国北方天然草地总面积和空间分布特征与方精云等<sup>[2]</sup>的报道结果较为一致。

### 1.2 数据来源及预处理

#### 1.2.1 多年平均温度

温度数据来源于 WorldClim 2.0 数据集<sup>[32]</sup>(<http://worldclim.org>)。该数据集由美国加州大学的研究团队基于全球范围内的气象站观测数据和遥感数据, 通过薄板样条插值法 (Thin-plate spline interpolation) 生成。该数据集共有 19 个与气候相关的变量, 其中 11 个与温度有关 (Bio1–Bio11), 另外 8 个与降水量有关 (Bio12–Bio19)。数据集的空间分辨率为 1km×1km, 表征的是 1970–2020 年全球气候的平均状态。选取其多年平均温度数据 (即该数据集中的 Bio1 变量), 作为研究区 1.5℃升温前的参考温度, 即历史平均状态。

#### 1.2.2 土壤碳输入量

##### 1.2.2.1 数据来源

SOC 的动态主要取决于土壤碳的输出与输入之间的平衡。其中, 土壤碳的输出主要是通过 SOC 的分解, 即土壤的呼吸作用<sup>[9]</sup>。土壤碳的输入在不同生态系统中来源不同, 比如农田生态系统中的碳输入主要来自作物的秸秆、根茬和农家肥等, 而草地生态系统土壤中的碳输入则主要来自植被净初级生产力 (Net primary productivity, NPP), 包括地上植被凋落物和地下根系凋落物、残茬及分泌物等<sup>[8]</sup>。

NPP 是指除去植物自养呼吸后, 植物单位面积和单位时间内通过光合作用获得的有机物质量<sup>[33]</sup>。使用美国宇航局 (NASA) 中 MOD17A3HGF 的 NPP 数据产品<sup>[34]</sup>, 提取 2001–2020 年数据计算多年平均值。该数据产品的空间分辨率为 500m×500m, 时间分辨率为 1a。

##### 1.2.2.2 计算方法

草地植被可分为地上 (茎、叶) 和地下 (根系) 两部分, 通过式 (1) 和式 (2) 估算草地 NPP 在地上 (ANPP) 和地下 (BNPP) 的分配。根据已有文献可知, 草地生态系统中 ANPP 会以一定比例 (10%) 作为地上植被凋落物输入土壤中, 而 BNPP 则全部参与土壤碳循环过程<sup>[35]</sup>。由于草地植被的根系可达到较深土层, 因此 BNPP 也存在一定的土壤剖面分布特征。一般来讲, 超过 60% 的 BNPP 存储在表层

<30cm 的土壤中, 随土层深度增加, BNPP 往往指数递减<sup>[36]</sup>。据此, 使用式 (3) 和式 (4) 将 BNPP 进一步分配到不同土层 (即<30cm 和 30–100cm)。

$$ANPP = NPP(1 - f_{BNPP}) \quad (1)$$

$$BNPP = NPP f_{BNPP} \quad (2)$$

$$C_{0-30} = NPP f_{BNPP} fr_{0-30} \quad (3)$$

$$C_{30-100} = NPP f_{BNPP} fr_{30-100} \quad (4)$$

式中,  $f_{BNPP}$  为 BNPP 占 NPP 的比例, 通过文献调研确定研究区草地的  $f_{BNPP}$  平均为 0.64<sup>[37]</sup>。 $fr_{0-30}$  和  $fr_{30-100}$  分别为 BNPP 在<30cm 和 30–100cm 土层的比例。由于植被根系凋落物与分泌物是 BNPP 的主要来源, 因此, 根据土壤剖面中根系生物量的垂直分布特征来量化 BNPP 在不同土层的分布<sup>[38]</sup>, 即

$$r_D = \frac{R_{max}}{1 + \left(\frac{D}{D_{50}}\right)^c} \quad (5)$$

式中,  $r_D$  为土壤深度  $D$  以上的根系总量,  $R_{max}$  为整个土壤剖面的根系总量,  $D_{50}$  为  $r_D = 0.5R_{max}$  处的深度 (cm),  $c$  为无量纲参数, 计算式为

$$c = \frac{-1.27875}{\log_{10}(0.01D_{95}) - \log_{10}(0.01D_{50})} \quad (6)$$

式中,  $D_{95}$  为  $r_D = 0.95R_{max}$  处的深度 (cm)。据此, BNPP 在<30cm 和 30–100cm 土层的比例 ( $fr_{0-30}$  与  $fr_{30-100}$ ) 可分别估算为

$$fr_{0-30} = \frac{r_{30}}{R_{max}} = \frac{1}{1 + \left(\frac{30}{D_{50}}\right)^c} \quad (7)$$

$$fr_{30-100} = \frac{r_{100}}{R_{max}} - \frac{r_{30}}{R_{max}} = \frac{1}{1 + \left(\frac{100}{D_{50}}\right)^c} - \frac{1}{1 + \left(\frac{30}{D_{50}}\right)^c} \quad (8)$$

根据式 (6)–式 (8), 结合一套全球陆地生态系统根系生物量垂直分布数据集<sup>[38]</sup>, 进一步确定研究区草地  $fr_{0-30}$  和  $fr_{30-100}$  分别为 0.76 和 0.19, 即 BNPP 的 76% 分布于<30cm 土层, 19% 分布于 30–100cm 土层, 另外约 5% 分布于 100cm 土层以下。这一结果与 Guerrero–Ramírez 等<sup>[39]</sup>在全球尺度草地研究相关报道总体吻合。

### 1.2.3 初始土壤有机碳密度 (SOC<sub>D</sub>)

#### 1.2.3.1 数据集选取

目前全球和区域尺度上已经发布了多个数据产品, 但由于其数据来源、制图方法、关注的土壤属性、研究目的和空间分辨率的差异, 不同数据集之间存在较大差异<sup>[40]</sup>。为了综合考虑这些数据集之间的差异对区域估算结果带来的潜在影响, 选择三个广泛应用于生态学和地球科学领域的土壤数据集, 分别是 GSDE<sup>[41]</sup>、WISE30sec<sup>[42]</sup>和 SoilGrids250m<sup>[43]</sup>。数据集都涵盖了 SOC 含量 (%)、土壤容重 ( $g \cdot cm^{-3}$ )、土层深度 (cm) 及粒径组成 [包括 > 2mm 粗粒的比例 (%)] 等数据。三个数据库的土壤分层及数据更新时间等主要信息见表 1。

#### 1.2.3.2 土壤剖面初始土壤有机碳密度

首先, 计算各土壤数据集的各土层初始土壤有机碳密度 (SOC<sub>D</sub>), 公式为

$$SOC_D = SOC_C BD(1 - CF)D \quad (9)$$

式中, SOC<sub>D</sub> 为 SOC 密度 ( $Mg C \cdot hm^{-2}$ ), SOC<sub>C</sub> 为土壤中 SOC 含量 (%), BD (bulk density) 为土壤容重 ( $g \cdot cm^{-3}$ ),  $D$  为土层深度 (cm), CF (coarse fraction) 为土壤中 > 2mm 粗粒的比例 (无量纲)。

其次, 由于三套土壤数据集的土壤分层并不统一 (表 1), 使用式 (10) 对各土壤数据集的 SOC<sub>D</sub> 按照深度进行加权处理<sup>[44]</sup>, 将不同土层 SOC<sub>D</sub> 统一到两个标准土层 (<30cm 和 30–100cm), 即

表 1 各土壤数据集的基础信息

Table 1 Basic information of GSDE, WISE30sec and SoilGrids250m datasets

|                          | 数据集名称 Name of soil dataset                                                         |                                                     |                                          |
|--------------------------|------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------|------------------------------------------|
|                          | GSDE                                                                               | WISE30sec                                           | SoilGrids250m                            |
| 土层数 Nr. of soil layer    | 8                                                                                  | 7                                                   | 6                                        |
| 深度间隔 Depth (cm)          | 0-4.5, 4.5-9.1, 9.1-16.6, 16.6-28.9, 28.9-49.3, 49.3-82.9, 82.9-138.3, 138.3-229.6 | 0-20, 20-40, 40-60, 60-80, 80-100, 100-150, 150-200 | 0-5, 5-15, 15-30, 30-60, 60-100, 100-200 |
| 空间分辨率 Spatial resolution | 0.0083° (≈ 1km × 1km)                                                              | 0.0083° (≈ 1km × 1km)                               | 250m × 250m                              |
| 更新时间 Update time         | 2014                                                                               | 2016                                                | 2017                                     |
| 数据范围 Scope of data       | 全球 Global                                                                          | 全球 Global                                           | 全球 Global                                |

$$SOC_{D(a-b)} = \sum \frac{SOC_{Di} H_i}{b-a} \quad (10)$$

式中， $SOC_{Di}$ 为每层 SOC 密度 ( $Mg\ C \cdot hm^{-2}$ )， $SOC_{D(a-b)}$ 为深度加权后两个标准土层（即<30cm 和 30–100cm）的 SOC 密度 ( $Mg\ C \cdot hm^{-2}$ )。a、b 分别为标准土层的上、下层深度 (cm)，即  $a=0$ 、 $b=30$  或  $a=30$ 、 $b=100$ 。 $H_i$ 为第  $i$  个土层在  $a-b$  范围内的厚度。若  $a-b$  土层范围内有  $i$  个土壤数据集土层与其有关，通过土层厚度比例将  $i$  个土层的  $SOC_D$  加和得到  $a-b$  土层范围的  $SOC_D$ 。

### 1.3 研究方法

#### 1.3.1 技术路线

由于草地 SOC 主要受气候、植被、土壤属性等因素的影响<sup>[45]</sup>，本研究收集并统一处理了多年平均温度、植被 NPP 和土壤有机碳密度等栅格数据。考虑到目前的计算能力限制，难以支撑对所有栅格进行逐一遍历并开展多层土壤有机碳周转过程模型参数优化，因此，采用过程模型与机器学习模型相

结合的模拟方法。首先在具有空间代表性的 5000 个栅格（根据草地类型分层抽样获得）中使用过程模型计算 1.5℃ 升温情景下草地土壤有机碳的变化量 ( $\Delta SOC$ )，进一步以  $\Delta SOC$  为因变量，以过程模型主要输入数据（气候、土壤等属性）为自变量，构建随机森林模型。然后对随机森林模型模拟结果进行精度检验，最终使用对计算过程进行简化、所需输入参数较为简单且模拟效果不逊于过程模型的随机森林模型，计算研究区每一个栅格的  $\Delta SOC$ ，并根据结果进行大尺度、高精度制图。技术路线如图 2 所示。

#### 1.3.2 过程模型介绍

过程模型为多层土壤有机碳周转模型 (Multi-layer SOC model, MM)<sup>[27]</sup>，其结构如图 3 所示。该模型将 0–100cm 土壤分为上、下两层 (<30cm 和 30–100cm)，并假设每层有两个碳库，分别为轻组 ( $C_f$ , 分解较快) 和重组 ( $C_s$ , 分解较慢) 碳库。ANPP 和 BNPP 是土壤碳输入的主要来源，在模型中分别

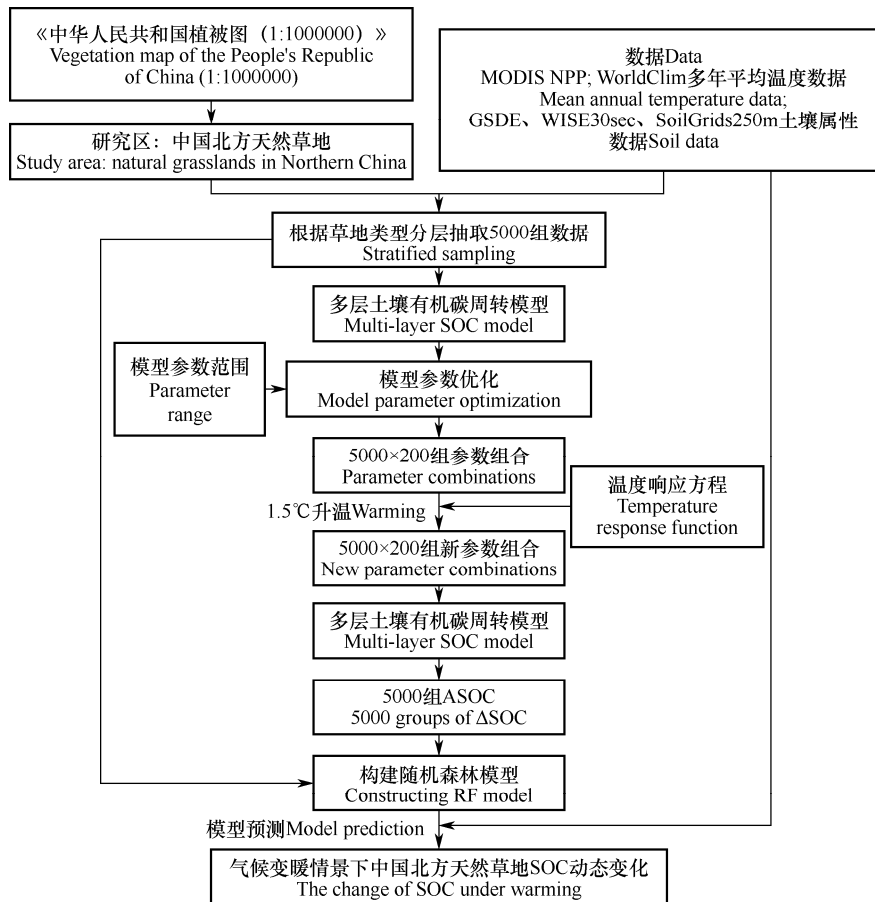


图 2 技术路线图

Fig.2 Technology roadmap

通过地上植被凋落物碳库 ( $C_a$ ) 和地下植被根系碳库 ( $C_r$ ) 进入土壤碳库。其中 ANPP 以一定比例 (10%) 进入上层土壤有机碳库, 76% 和 19% 的 BNPP 分别进入上层和下层土壤碳库的  $C_f$  中,  $C_f$  在周转过程中一部分进入重组碳库 ( $C_s$ ), 另一部分而以  $CO_2$  离开土壤并进入大气 (图 3)。

模型中地上植被凋落物碳库 ( $C_a$ ) 的分解过程描述为

$$\frac{dC_a}{dt} = I_{C_a} - l_a C_a - k_a(1-l_a)C_a \quad (11)$$

式中,  $I_{C_a}$  为植被向地上植被凋落物碳库  $C_a$  的碳输入量,  $k_a$  为地上凋落物的分解速率,  $l_a$  为  $C_a$  以纵向移动方式进入  $C_f$  (轻组, 分解较快) 和  $C_s$  (重组, 分解较慢) 的比例。  $C_a$  的一部分分解后以  $CO_2$  的形式释放到大气中, 其余部分输入到 <30cm 土层的土壤碳库中。

不同土层、不同组分的土壤碳库分解遵循一级动力学过程可表述为

$$\frac{dC_f}{dt} = C_r + l_a C_a - l_f C_f - k_f(1-l_f)C_f \quad (12)$$

$$\frac{dC_s}{dt} = e_a k_a(1-l_a)C_a + e_f k_f(1-l_f)C_f - l_s C_s - k_s(1+PE)(1-l_s)C_s \quad (13)$$

式中,  $C_r$  和  $C_a$  分别为地下植被根系碳库和地上植被凋落物碳库;  $k_a$ 、 $k_f$  和  $k_s$  分别为  $C_a$ 、 $C_f$  和  $C_s$  的分解速率;  $e_a$  和  $e_f$  分别为  $C_a$  和  $C_f$  向  $C_s$  的转化系数。MM 模型考虑了碳的纵向移动过程 (即上层土壤碳向下层土壤碳库中转移), 即  $l_a$ 、 $l_f$  和  $l_s$ , 分别为  $C_a$ 、

$C_f$  和  $C_s$  纵向移动的速率。另外, 模型同时还模拟了激发效应 (Priming effect, 即 PE), 其表征新的碳输入对原碳库分解速率的影响, 采用 Michaelis-Menten 方程对 PE 进行定量描述, 即

$$PE = p_{max} C_f / (K_m + C_f) \quad (14)$$

式中,  $p_{max}$  为碳库间激发效应引起的  $k_s$  的最大潜在变化,  $K_m$  为  $PE = p_{max}/2$  时的半饱和和常数。

### 1.3.3 历史气温下平衡态土壤碳库的模型参数确定

使用差分进化算法对多层土壤有机碳周转模型 (Multi-layer SOC model, MM 模型) 进行参数优化, 以定量历史气温下平衡态草地土壤中各主要参数 (如各碳库大小、碳库分解速率、纵向移动速率以及激发效应等)。差分进化算法是一种全局优化算法, 通过模拟生物进化的过程来搜索多维问题的最优解, 由于该算法结构简单易于执行, 并且具有优化效率高、参数设置简单、鲁棒性好等优点<sup>[46]</sup>。

通过文献调研各模型参数的先验范围 (表 2), 采用平衡态假说, 使用 MM 模型, 基于历史气温、土壤初始碳密度以及土壤碳输入等数据, 对上述 5000 个代表性栅格中的各个模型参数进行了优化。这些参数的优化过程在每个栅格内都独立重复运行 200 次, 以估计参数优化方法带来的潜在不确定性。

### 1.3.4 量化升温 1.5°C 对 SOC 的影响

CENTURY 模型和 RothC 模型是全球范围被广泛应用于草地土壤碳周转模拟的两个过程模型, 用这两个模型中 SOC 分解速率对温度变化的响应方程确定 1.5°C 升温情景下 SOC 分解速率的变化 (表 3)。

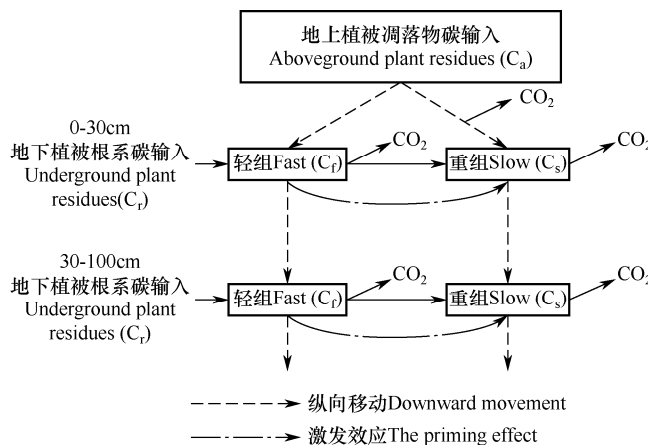


图 3 多层土壤有机碳周转模型结构图

Fig.3 Structure of multi-layer soil organic carbon (SOC) model

表 2 多层土壤有机碳周转模型主要参数及其先验范围

Table 2 Key parameters and their prior ranges for multi-layer soil organic carbon (SOC) model

| 参数 Parameter                                                    | 先验范围 Prior range | 单位 Unit          | 参考文献 References |
|-----------------------------------------------------------------|------------------|------------------|-----------------|
| 植被凋落物的分解速率 Decay rate of plant litter ( $k_a$ )                 | 0.1~1            | $y^{-1}$         | [47]            |
| 轻组碳库的分解速率 Decay rate of new carbon pool ( $k_f$ )               | 0.01~1           | $y^{-1}$         | [47-48]         |
| 重组碳库的分解速率 Decay rate of old carbon pool ( $k_g$ )               | 0.000001~0.1     | $y^{-1}$         | [47-48]         |
| 微生物对土壤碳的利用率 Microbial carbon use efficiency ( $e$ )             | 0.2~0.8          | -                | [49-50]         |
| 碳库间最大激发效应 The maximum priming effect ( $p_{max}$ )              | -0.5~4           | $y^{-1}$         | [51-52]         |
| 半饱和和常数 The half-saturation constant ( $K_m$ )                   | 0~500            | $g \cdot m^{-2}$ | [51-52]         |
| 碳库的纵向移动系数 Downward movement coefficient of carbon pools ( $l$ ) | 0~0.05           | -                | [53]            |

表 3 土壤碳分解速率的温度响应方程

Table 3 Temperature response function of soil carbon decomposition rate

| 模型 Model | 方程 Function                                         | 参考文献 Reference |
|----------|-----------------------------------------------------|----------------|
| CENTURY  | $f(T) = 0.56 + 0.465 \arctan[0.097(T - 15.7)]$      | [21]           |
| ROTHC    | $f(T) = \frac{47.9}{1 + \exp \frac{106}{T + 18.3}}$ | [22]           |

升温前后 SOC 分解速率可分别估计为

$$k_0 = k f(T_0) \quad (15)$$

$$k_1 = k f(T_1) \quad (16)$$

其中,  $k$  为碳库的最大潜在分解速率,  $k_0$  和  $k_1$  分别为温度  $T_0$  和  $T_1$  下的实际分解速率,  $f(T_0)$  和  $f(T_1)$  分别为温度  $T_0$  和  $T_1$  下的温度响应方程。根据式 (15) - 式 (16), 通过模型参数优化得到升温前的分解速率  $k_0$ , 则可进一步估算升温后的分解速率  $k_1$  为

$$k_1 = \frac{k_0 f(T_1)}{f(T_0)} \quad (17)$$

通过模型参数优化, 在上述 5000 组抽样数据的每组数据中优化获得 200 组模型参数组合 ( $k_0$  及其他参数), 结合 2 个模型所对应的温度响应方程, 进一步计算 400 组新分解速率 ( $k_1$ )。之后, 使用这些新的模型参数组合, 计算每组数据在 1.5℃ 升温情景下所对应新的平衡态的 SOC 密度。研究仅试图估算升温对草地土壤碳的影响, 因此在升温情景的模拟中仅考虑了分解速率的变化 (即从  $k_0$  变为  $k_1$ ), 其他参数升温前后假设不变。最后, 1.5℃ 升温前后分别对应的稳定态 SOC 的变化量 ( $\Delta SOC$ ) 则为 1.5℃ 升温对 SOC 的影响。

### 1.3.5 随机森林代理模型构建与精度评估

5000 个代表性栅格中, 基于过程模型 (多层土壤有机碳周转模型) 的模拟结果, 以  $\Delta SOC$  为因变量,

以草地类型、多年平均 NPP、多年平均温度和初始 SOC 密度这四个因子为自变量构建随机森林模型, 并试图将随机森林模型作为过程模型的代理模型在大尺度、高精度水平上进行应用。在此之前, 通过对比随机森林模型和过程模型的模拟结果, 评估该代理模型的有效性。评价指标分别为决定系数 ( $R^2$ ) 和均方根误差 (RMSE)。在评估国家和区域尺度总草地土壤有机碳储量变化时, 为了避免可能存在的混合像元导致草地面积高估的问题, 直接利用《中华人民共和国植被图 (1:1000000)》矢量图中提供的各植被类型面积数据, 进一步结合模型估算的单位面积草地土壤碳变化的模拟结果, 在区域尺度上进行估算。

### 1.4 数据处理与制图

数据的预处理、分层抽样、随机森林模型的构建和因子分析均使用 R 语言软件 (版本号为 4.3.1) 完成。绘图主要通过 R 语言软件和 ArcGIS 10.8 实现。

## 2 结果与分析

### 2.1 随机森林代理模型的有效性评估

以 1.5℃ 升温前后分别对应的稳定态 SOC 的变化量 ( $\Delta SOC$ ) 为因变量, 以初始土壤有机碳密度、多年平均温度、多年平均 NPP 和草地类型 (分类变量) 为自变量, 建立随机森林模型对过程模型模拟结果的代理效果如图 4 所示。基于不同土壤数据集 (GSDE、WISE30sec 和 SoilGrids250m) 分别建立的三个代理模型均表现出了较高的预测精度。其中, 训练集和测试集所对应的  $R^2$  均大于 0.94, 表明这些随机森林代理模型能够非常准确地捕捉 MM 模型估算的  $\Delta SOC$ 。因此, 这些随机森林模型不仅模拟精度高而且计算效率高, 可以用于较大范围高精度预测。

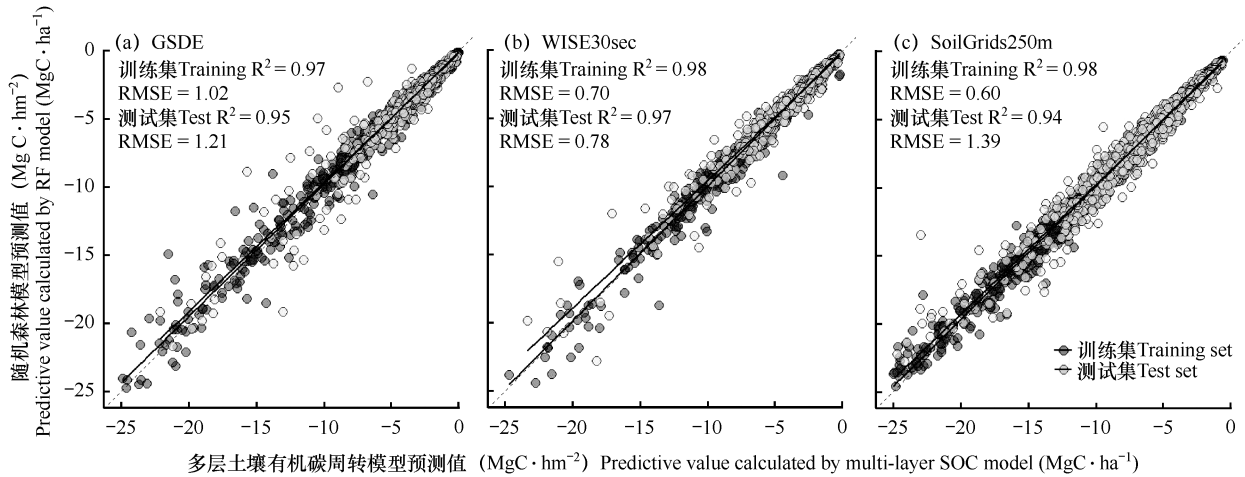


图 4 基于不同土壤数据集 (GSDE、WISE30sec 和 SoilGrids250m) 建立的随机森林代理模型与过程模型模拟结果的对比  
 Fig.4 Comparisons between random forest surrogate models and the process-based model simulations based on different soil datasets (GSDE, WISE30sec and SoilGrids250m)

2.2 1.5°C 升温情景下研究区全剖面土壤有机碳的潜在变化

由表 4 可知, 在 1.5°C 升温情景下, 中国北方天然草地全剖面 (0~100cm) 的 SOC 将平均减少 3.63%~4.22% (GSDE: 4.22%; WISE30sec: 3.93%; SoilGrids250m: 3.63%)。全剖面土壤碳库减少的量在不同数据集对应的结果分别是 0.78Pg C (GSDE, 95%置信区间为 0.57~1.04Pg C, 下同)、0.82Pg C

(WISE30sec, 0.62~1.04Pg C) 和 1.52Pg C (SoilGrids 250m, 1.17~1.91Pg C)。SOC 损失量在不同草地类型中存在显著差异。其中, 高山草甸的 SOC 损失量最高 (0.27~0.61Pg C), 其次是高山草原 (0.17~0.46Pg C)、草甸草原 (0.14~0.24Pg C) 和典型草甸 (0.10~0.16Pg C), 最低的是荒漠草原 (0.04~0.06Pg C)。

由图 5 可见, 不同数据集的估算结果在整体上表现出相似的空间格局。具体来看, 黑龙江北部、

表 4 不同草地类型土壤有机碳的损失量

Table 4 Soil organic carbon reductions across different grassland types

| 草地类型 Grassland type  | 总面积<br>Total area<br>(10 <sup>5</sup> km <sup>2</sup> ) | ΔSOC (Mg C·hm <sup>-2</sup> ) (Mg C·ha <sup>-1</sup> ) |                         |                          | SOC 减少量 SOC decrement (Pg C) |                      |                      |
|----------------------|---------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------|-------------------------|--------------------------|------------------------------|----------------------|----------------------|
|                      |                                                         | GSDE                                                   | WISE30sec               | SoilGrids250m            | GSDE                         | WISE30sec            | SoilGrids250m        |
| 草甸草原 Meadow steppe   | 4.34                                                    | -3.29<br>(-9.68, -0.73)                                | -3.49<br>(-4.39, -2.74) | -5.44<br>(-6.79, -4.27)  | 0.14<br>(0.11, 0.18)         | 0.15<br>(0.12, 0.19) | 0.24<br>(0.19, 0.29) |
| 典型草原 Typical steppe  | 4.44                                                    | -2.14<br>(-2.70, 1.70)                                 | -2.20<br>(-2.74, -1.75) | -3.54<br>(-4.36, 2.83)   | 0.10<br>(0.06, 0.12)         | 0.10<br>(0.08, 0.12) | 0.16<br>(0.13, 0.19) |
| 荒漠草原 Desert steppe   | 2.22                                                    | -1.58<br>(-2.14, -1.18)                                | -1.89<br>(-2.46, -1.40) | -2.58<br>(-3.40, 1.97)   | 0.04<br>(0.03, 0.05)         | 0.04<br>(0.03, 0.05) | 0.06<br>(0.04, 0.08) |
| 高山草原 Mountain steppe | 6.36                                                    | -2.75<br>(-3.83, 1.94)                                 | -4.13<br>(-5.12, -2.99) | -7.20<br>(-9.29, -5.30)  | 0.17<br>(0.12, 0.24)         | 0.26<br>(0.19, 0.33) | 0.46<br>(0.34, 0.59) |
| 高山草甸 Alpine meadow   | 6.80                                                    | -4.94<br>(-6.50, -3.51)                                | -3.93<br>(-5.04, 2.94)  | -8.94<br>(-11.10, -7.05) | 0.34<br>(0.24, 0.44)         | 0.27<br>(0.20, 0.34) | 0.61<br>(0.48, 0.75) |
| 总计 Whole region      | 24.16                                                   | -3.20<br>(-4.24, -2.35)                                | -3.36<br>(-4.24, 2.54)  | -6.15<br>(-7.75, 4.75)   | 0.78<br>(0.57, 1.04)         | 0.82<br>(0.62, 1.04) | 1.52<br>(1.17, 1.91) |

注: 草地面积数据源自中华人民共和国植被图 (1:1000000); 表中各草地类型 SOC 损失量为均值, 括号内数据表示 95%置信区间 (下限, 上限)。

Note: The data of grassland area was derived from Vegetation Map of the People's Republic of China (1:1000000). The SOC reduction values for each grassland type in the table represent mean values, with data in parentheses indicating the 95% confidence intervals (lower bound, upper bound).

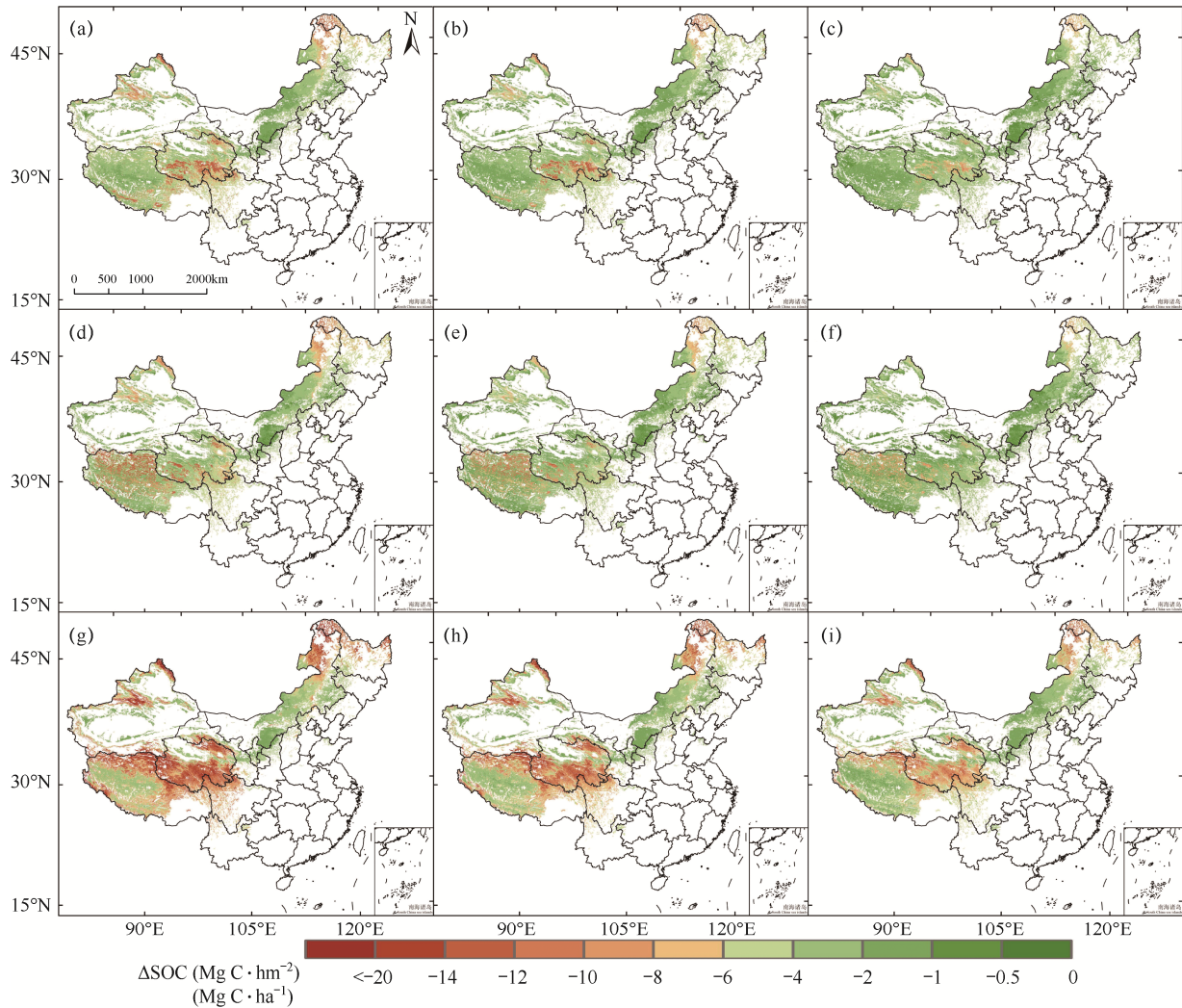


图 5 1.5°C 升温情景下中国北方天然草地全剖面土壤有机碳变化量( $\Delta$ SOC)

**Fig.5** Changes in soil organic carbon ( $\Delta$ SOC) throughout the soil profile of natural grasslands in Northern China under 1.5°C warming scenario

注：图(a)、(b)和(c)分别是 GSDE 土壤数据集逐栅格结果的 95%置信区间下限、均值和上限；图(d)、(e)和(f)分别是 WISE30sec 土壤数据集逐栅格结果的 95%置信区间下限、均值和上限；图(g)、(h)和(i)分别是 SoilGrids250m 土壤数据集逐栅格结果的 95%置信区间下限、均值和上限。

Note: Panels (a), (b) and (c) show the lower bound, mean and upper bound of the 95% confidence intervals for pixel-level results of the GSDE soil dataset, respectively. Panels (d), (e) and (f) show the lower bound, mean and upper bound of the 95% confidence intervals for pixel-level results of the WISE30sec soil dataset, respectively. Panels (g), (h) and (i) show the lower bound, mean and upper bound of the 95% confidence intervals for pixel-level result of the SoilGrids250m soil dataset, respectively.

新疆北部、内蒙古东北部和青海等地区的 SOC 损失量相对于其他地区较高。尽管大范围内各数据集的估算结果大致一致，不同数据集在局部区域上对应的结果也存在差异。例如，WISE30sec 和 SoilGrids 250m 数据集在西藏北部预测出更大的 SOC 损失量，而 GSDE 数据集在这一区域的预测结果相对较低。从整体估算结果来看，SoilGrids250m 数据集预测的 SOC 损失量整体上大于另外两套土壤数据集(表 4)，

在西藏、青海和新疆北部等地区表现得更为明显(图 5)。

从不同土壤数据集来看，GSDE 与 WISE30sec 的初始土壤碳密度相差较小，而 SoilGrids250m 的初始 SOC 密度远大于另外两个数据集(图 6)。相应的，SoilGrids250m 的 SOC 减少量是 GSDE 和 WISE30sec 的近 2 倍。在空间分布上，三个数据集的空间分布大致相同，但在局部地区(特别是青藏高原地区)

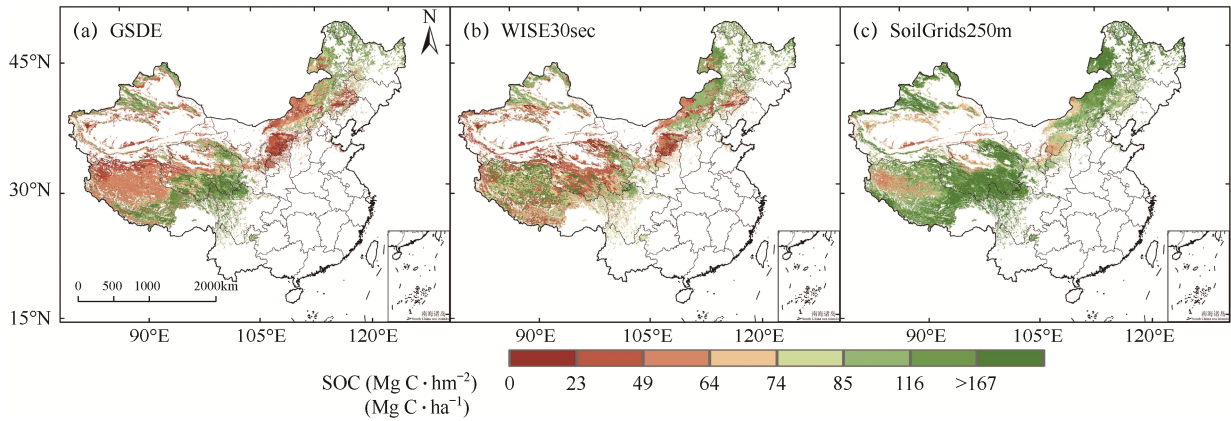


图 6 基于土壤不同数据集 (GSDE、WISE30sec 和 SoilGrids250m) 的 0-100cm 初始土壤碳密度 (SOC<sub>D</sub>) 的空间分布  
 Fig.6 Spatial patterns of initial soil organic carbon density (SOC<sub>D</sub>) at 0-100 cm depth based on different soil databases (GSDE, WISE30sec, and SoilGrids250m)

差异较大。将图 5 与图 6 进行对比可以看出, 各数据集的初始 SOC 密度与 SOC 密度变化量 (ΔSOC) 的空间分布一致。这表明, 初始土壤碳密度的不同, 是升温情景下不同地区草地土壤碳变化差异较大的一个重要原因。

2.3 土壤有机碳变化的影响因子分析

随机森林模型自带自变量重要性评价功能, 主要通过评估每个自变量在构建决策树时的贡献进行排序<sup>[54]</sup>。精度平均减小值 (Increase in Mean Squared Error, IncMSE) 是一种用于衡量特征重要性的指标。它通过计算将一个变量的取值变为随机数后, 模型

预测准确性降低的程度来评估该变量的重要性。IncMSE 值越大, 说明相应自变量的重要性越大, 对模型的贡献越高<sup>[55]</sup>。由图 7 可见, 在基于不同土壤数据集 (GSDE、WISE30sec、SoilGrids250m) 分别构建的随机森林模型中, 各自变量对模型的贡献度排序保持一致。其中, 初始 SOC 密度最重要 (49.9%~60.5%), 其次是多年平均温度 (22.7%~37.7%)。相反, 多年平均 NPP 和草地类型在三个模型中均表现出较低的相对贡献度, 分别为 6.7%~17.3% 和 3.4%~5.8%。

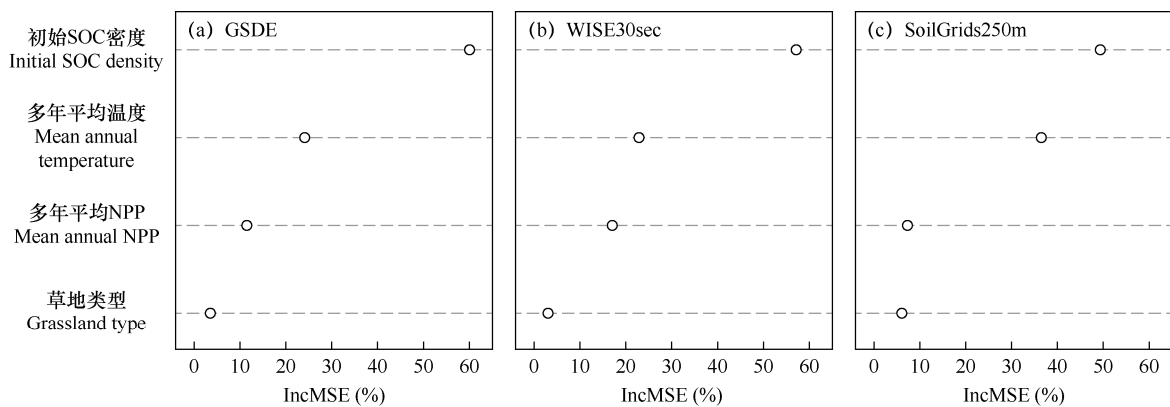


图 7 基于不同土壤数据集 (GSDE、WISE30sec 和 SoilGrids250m) 构建的随机森林模型各变量重要性排序  
 Fig.7 Variable importance rankings of random forest models based on different soil datasets (GSDE, WISE30sec and SoilGrids250m)

3 讨论与结论

3.1 讨论

中国草地碳储量丰富, 约占中国陆地生态系统

总碳库的 28%<sup>[4]</sup>, 在维持草地土壤肥力、水分保持和维护生物多样性等方面具有重要意义<sup>[3]</sup>。然而中国草地主要分布于北方干旱、半干旱和高寒地区, 由于

这些地区的水热条件较为有限，草地生态系统对气候变化特别是气候变暖表现出较高的敏感性<sup>[5]</sup>。因此，探究气候变暖对中国北方天然草地土壤碳库的影响对于理解草地生态系统在气候变化背景下的响应机制，制定有效的生态保护和管理工作政策至关重要。

已有结果表明，升温会加速土壤中有机的分解，并且增温幅度越大 SOC 的损失量越多<sup>[9,56]</sup>，但是不同研究得到的损失程度不尽相同。本研究通过数据-模型融合的方法估算得知，1.5℃升温将导致中国北方天然草地全剖面 SOC 相对于升温前平均减少 3.63%~4.22%。Wang 等<sup>[57]</sup>采用了结合等面积样条函数、增强回归树模型和空间-时间替换法的综合方法模拟气候变暖情景下内蒙古草地全剖面土壤碳库的动态，温度升高 1.5℃将导致研究区草地 SOC 含量减少 7%，明显高于本研究结果（3.63%~4.22%）。其次，与其他模型不同，本研究多层土壤有机碳周转模型中考虑了 SOC 沿着土壤剖面的纵向移动过程，这对于评估全剖面土壤碳动态至关重要，如果不考虑这一过程模型估算的 1.5℃升温情景下 SOC 减少量将被高估约 4 倍<sup>[27]</sup>。

值得注意的是，也有相关研究报道了截然相反的结果，即升温促进了草地土壤碳的固存。比如，Chen 等<sup>[58]</sup>基于野外观测、遥感和建模探究了气候变暖情景下青藏高原草地 SOC 储量的变化，研究发现从 2002-2011 年高山草原所有 41 个地点的 SOC 储量显著增加。这可能是因为温度升高延长了植被生长季，促进较寒地区植被的生长，从而增加植被净初级生产力<sup>[59]</sup>。这进一步在短期内增加植被向土壤输送的碳，导致了 SOC 的增加。本研究仅关注土壤碳库本身对气候变暖的响应，并未充分考虑未来变暖对植被碳输入的潜在影响，因此可能会在相对寒冷且植被生长能从变暖中获益的地区一定程度高估土壤碳库在升温情景下的损失<sup>[60]</sup>。值得注意的是，气候-植被-土壤碳循环十分复杂，现有研究结果存在很大争议<sup>[60-61]</sup>。甚至有研究表明，升温带来的植被生产力增加的情况下，能进一步加剧 SOC 的丢失<sup>[61]</sup>，这可能是因为植物生长增强后会通过刺激土壤有机质的分解进而从土壤获取养分以维持其生命活动。另外，升温对土壤碳库的影响往往需要持续很长一段时期，土壤碳在环境变化后达到新的平衡态可能需要数十年至数百年的时间才能周转到新的平衡态<sup>[16]</sup>，持续时间较短的田间观测结果很难在较长时间尺度准确

表征升温影响下土壤碳的长期变化。

本研究发现不同类型草地对气候变化的响应存在差异，其中高山草甸和高山草原在相同升温情景下的 SOC 损失更大，这可能与各地区背景气候、初始土壤碳密度的不同有关。首先，不同背景气候的地区 SOC 分解的温度敏感性不同。Kirschbaum<sup>[62]</sup>研究发现 SOC 分解的温度敏感性随温度的升高而降低。高山草甸与高山草原主要分布在青藏高原地区，气温相对较低，因此，SOC 分解的温度敏感性更高，对气候变暖更加敏感。其次，本研究发现初始土壤碳密度是随机森林模型四个自变量中对因变量影响最大的一个。初始土壤碳密度的大小不仅会影响到升温情景下 SOC 的损失量，SOC 损失量的空间分布也受到初始土壤碳密度空间分布的影响。在相同的升温情景下，初始土壤碳密度越高的地区 SOC 的损失量越大。Walker 等<sup>[63]</sup>通过长期增温实验也发现土壤微生物活性和底物消耗对微生物生物量的控制共同决定了气候变暖情景下 SOC 的损失。因此，在未来气候变暖情景下，较高 SOC 储量的地区（如高山草甸与高山草原）可能面临更高的碳损失风险。据此，未来气候进一步变暖可能会加剧高山草甸等脆弱生态系统的退化，这些地区亟需加强保护与恢复政策的制定。政策应优先考虑高寒地区生态系统的碳汇功能，建立统一监测体系，并针对高 SOC 储量草地采取差异化保护措施，以应对气候变化带来的挑战。

本研究另一个重要发现是不同土壤数据集估算的中国北方天然草地 SOC 损失量存在较大差异，不同数据集计算结果可相差近一倍，并且空间分布也有差异。这主要是因为 GSDE、WISE30sec 和 SoilGrids250m 等数据集在数据来源、制图方法等方面存在差异<sup>[41,43]</sup>，各数据集数据 SOC 密度的大小和空间分布不同。本研究为有关土壤对气候变暖的响应方面的研究需综合采用不同土壤数据集提供了科学依据。同时，也证明数据-模型融合方法在大尺度生态系统碳库研究中应用的可行性和必要性，但仍存在一些不确定性。首先，本研究是一个单因素变化研究，假定了升温前后 NPP 不变。有研究表明温度升高草地的 NPP 呈增加趋势<sup>[59]</sup>，因此，植被向土壤输入的碳增加可能会抵消部分升温对土壤中 SOC 的影响。但根据 Kirschbaum 等<sup>[64]</sup>的研究，气候变暖对 SOC 分解的影响远大于 NPP 增加对 SOC 积累的

影响。并且,植被通过光合作用积累的 NPP 相对于土壤碳库的碳储量较小,对土壤碳库的碳储量的影响有限。因此,尽管这个研究领域还存在较大争议,但对文本的主要结论的影响不会太大。其次,由于受到模型方法和数据质量等众多因素的制约,本研究在大尺度、高精度模型预测中未考虑其他因素如降水变化和人类活动的影响<sup>[65-66]</sup>,有关结果也可能存在一定不确定性。因此,未来研究可综合考虑多要素气候变化和土地利用变化等多重因素,以更准确地预测草地土壤碳库的动态。

### 3.2 结论

(1) 全球变暖对草地土壤碳存储存在一定的负面影响。在 1.5°C 升温情景下,中国北方天然草地全剖面土壤有机碳密度将较升温前平均减少 3.63%~4.22%,即土壤碳库损失 0.78~1.52Pg C (1Pg=10<sup>15</sup>g)。此外,升温对草地土壤碳的影响程度主要取决于两个关键因素:一是升温前的初始土壤碳储量,二是升温前的初始温度条件。

(2) 机器学习模型代理过程模型的研究方法可以在大尺度、高空间分辨率水平上准确、高效模拟变暖情景下草地全剖面 SOC 动态。本研究构建的随机森林模型 R<sup>2</sup> 均大于 0.94,不仅模拟精度高而且计算效率高。

(3) 现有不同土壤数据集差异较大,会使大尺度土壤碳库变化的评估结果形成很大不确定性。在 SOC 损失量的估算上,使用 SoilGrids250m 预测的损失量几乎是使用 GSDE 预测的损失量的两倍。因此,在未来的相关研究中,必须充分考虑这种数据集差异所带来的潜在影响,以确保评估结果的准确性和可靠性。

### 参考文献 References

- [1] 李凌浩,陈佐忠.草地生态系统碳循环及其对全球变化的响应 I.碳循环的分室模型、碳输入与贮量[J].植物学通报,1998(2):15-23.  
Li L H,Chen Z Z.The global carbon cycle in grassland ecosystems and its responses to global change I. carbon flow compartment model,inputs and storage[J].Chinese Bulletin of Botany,1998(2):15-23.(in Chinese)
- [2] 方精云,耿晓庆,赵霞,等.我国草地面积有多大[J].科学通报,2018,63(17):1731-1739.  
Fang J Y,Geng X Q,Zhao X,et al.How many areas of grasslands are there in China[J].Chinese Science Bulletin,2018,63(17):1731-1739.(in Chinese)
- [3] 白永飞,赵玉金,王扬,等.中国北方草地生态系统服务评估和功能区划助力生态安全屏障建设[J].中国科学院院刊,2020,35(6):675-689.  
Bai Y F,Zhao Y J,Wang Y,et al.Assessment of ecosystem services and ecological regionalization of grasslands support establishment of ecological security barriers in northern China[J].Bulletin of Chinese Academy of Sciences,2020,35(6):675-689.(in Chinese)
- [4] Tang X L,Zhao X,Bai Y F,et al.Carbon pools in China's terrestrial ecosystems:new estimates based on an intensive field survey[J].Proceedings of the National Academy of Sciences,2018,115(16):4021-4026.
- [5] Zhang L,Zhou G S, Ji Y H,et al.Spatiotemporal dynamic simulation of grassland carbon storage in China[J].Science China Earth Sciences,2016,59:1946-1958.
- [6] 何丽,吴宜进,但长军,等.近百年全球气温变化对长江流域旱涝灾害的影响[J].中国农业气象,2007,28(4):364-366.  
He L,Wu Y J,Dan C J,et al.Impacts of global temperature changes in last century on drought and flood disasters in Yangtze river basin[J].Chinese Journal of Agrometeorology,2007,28(4):364-366.(in Chinese)
- [7] IPCC.Climate change 2023: synthesis report[M].Cambridge: Cambridge University Press,2023.
- [8] Lu M,Zhou X H,Yang Q,et al.Responses of ecosystem carbon cycle to experimental warming:a meta-analysis[J].Ecology,2013,94(3):726-738.
- [9] Walker T W N,Kaiser C,Strasser F,et al.Microbial temperature sensitivity and biomass change explain soil carbon loss with warming[J].Nature Climate Change,2018,8(10):885-889.
- [10] 徐德福,王让会,李映雪,等.陆地生态系统碳收支及其主要影响因素分析[J].中国农业气象,2009,30(4):519-524.  
Xu D F,Wang R H,Li Y X,et al.Review on carbon cycle in terrestrial ecosystem and its influenced factors[J].Chinese Journal of Agrometeorology,2009,30(4):519-524.(in Chinese)
- [11] Poeplau C,Kätterer T,Leblans N I W,et al.Sensitivity of soil carbon fractions and their specific stabilization mechanisms to extreme soil warming in a subarctic grassland[J].Global Change Biology,2017,23(3):1316-1327.

- [12] Zhou X H,Wan S Q,Luo Y Q.Source components and interannual variability of soil CO<sub>2</sub> efflux under experimental warming and clipping in a grassland ecosystem[J].*Global Change Biology*,2007,13(4):761-775.
- [13] 秦文宽,张秋芳,敖古凯麟,等.土壤有机碳动态对增温的响应及机制研究进展[J].*植物生态学报*,2024,48(4):403-415.  
Qin W K,Zhang Q F,Aogukailin,et al.Responses and mechanisms of soil organic carbon dynamics to warming:a review[J].*Chinese Journal of Plant Ecology*,2024,48(4):403-415.(in Chinese)
- [14] Hicks Pries C E,Castanha C,Porrás R C,et al.The whole-soil carbon flux in response to warming[J].*Science*,2017,355(6332):1420-1423.
- [15] Melillo J M,Frey S D,DeAngelis K M,et al.Long-term pattern and magnitude of soil carbon feedback to the climate system in a warming world[J].*Science*,2017,358(6359):101-105.
- [16] Luo Z K,Wang G C,Wang E L.Global subsoil organic carbon turnover times dominantly controlled by soil properties rather than climate[J].*Nature Communications*,2019,10(1):3688.
- [17] Luo C Y,Xu G P,Chao Z G,et al.Effect of warming and grazing on litter mass loss and temperature sensitivity of litter and dung mass loss on the Tibetan plateau[J].*Global Change Biology*,2010,16(5):1606-1617.
- [18] Batjes N H.Harmonized soil property values for broad-scale modelling (WISE30sec) with estimates of global soil carbon stocks[J].*Geoderma*,2016,269:61-68.
- [19] Hicks Pries C E,Ryals R,Zhu B,et al.The deep soil organic carbon response to global change[J].*Annual Review of Ecology, Evolution and Systematics*,2023,54(1):375-401.
- [20] Wang M M,Guo X W,Zhang S,et al.Global soil profiles indicate depth-dependent soil carbon losses under a warmer climate[J].*Nature Communications*,2022,13(1):5514.
- [21] Chimner R A,Cooper D J,Parton W J.Modeling carbon accumulation in Rocky mountain fens[J].*Wetlands*,2002,22(1):100-110.
- [22] Coleman K,Jenkinson D S,Crocker G J,et al.Simulating trends in soil organic carbon in long-term experiments using RothC-26.3[J].*Geoderma*,1997,81(1-2):29-44.
- [23] Riley W J,Maggi F,Kleber M,et al.Long residence times of rapidly decomposable soil organic matter:application of a multi-phase,multi-component,and vertically resolved model(BAMS1) to soil carbon dynamics[J].*Geoscientific Model Development*,2014,7(4):1335-1355.
- [24] Ahrens B,Braakhekke M C,Guggenberger G,et al.Contribution of sorption,DOC transport and microbial interactions to the 14C age of a soil organic carbon profile:insights from a calibrated process model[J].*Soil Biology and Biochemistry*,2015,88:390-402.
- [25] Sun Y,Goll D S,Huang Y,et al.Machine learning for accelerating process-based computation of land biogeochemical cycles[J].*Global Change Biology*,2023,29(11):3221-3234.
- [26] van der Meersch V,Chuine I.Estimating process-based model parameters from species distribution data using the evolutionary algorithm CMA-ES[J].*Methods in Ecology and Evolution*,2023,14(7):1808-1820.
- [27] Luo Z K,Luo Y Q,Wang G C,et al.Warming-induced global soil carbon loss attenuated by downward carbon movement[J].*Global Change Biology*,2020,26(12):7242-7254.
- [28] Reichstein M,Camps-Valls G,Stevens B,et al.Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science[J].*Nature*,2019,566(7743):195-204.
- [29] 王茵茵,齐雁冰,陈洋,等.基于多分辨率遥感数据与随机森林算法的土壤有机质预测研究[J].*土壤学报*,2016,53(2):342-354.  
Wang Y Y,Qi Y B,Chen Y,et al.Prediction of soil organic matter based on multi-resolution remote sensing data and random forest algorithm[J].*Acta Pedologica Sinica*,2016,53(2):342-354.(in Chinese)
- [30] National Research Council,Policy and Global Affairs,Office of International Affairs,et al.Grasslands and Grassland Sciences in Northern China[M].Washington, DC:National Academies Press,1992.
- [31] 中国科学院中国植被图编辑委员会.中华人民共和国植被图(1:1000000)[M].北京:地质出版社,2007.  
China Vegetation Map Editorial Committee of the Chinese Academy of Sciences.Vegetation map of the People's Republic of China (1:1000000)[M].Beijing: Geological Publishing House,2007.(in Chinese)
- [32] Fick S E,Hijmans R J.*WorldClim 2: new 1km spatial*

- resolution climate surfaces for global land areas[J]. *International Journal of Climatology*, 2017, 37(12): 4302-4315.
- [33] Roxburgh S H, Berry S L, Buckley T N, et al. What is NPP? Inconsistent accounting of respiratory fluxes in the definition of net primary production[J]. *Functional Ecology*, 2005, 19(3): 378-382.
- [34] Zhao M S, Running S W. Drought-induced reduction in global terrestrial net primary production from 2000 through 2009[J]. *Science*, 2010, 329(5994): 940-943.
- [35] Scurlock J M O, Hall D O. The global carbon sink: a grassland perspective[J]. *Global Change Biology*, 1998, 4(3): 229-233.
- [36] Wang G C, Xiao L J, Lin Z Q, et al. Most root-derived carbon inputs do not contribute to long-term global soil carbon storage [J]. *Science China Earth Sciences*, 2023, 66(5): 1072-1086.
- [37] Sun Y F, Chang J F, Fang J Y. Above and belowground net- primary productivity: a field-based global database of grasslands[J]. *Ecology*, 2023, 104(2): 0012-9658.
- [38] Schenk H J, Jackson R B. The global biogeography of roots[J]. *Ecological Monographs*, 2002, 72(3): 311-328.
- [39] Guerrero-Ramírez N R, Mommer L, Freschet G T, et al. Global root traits (GRooT) database[J]. *Global Ecology and Biogeography*, 2021, 30(1): 25-37.
- [40] Lin Z Q, Dai Y J, Mishra U, et al. Global and regional soil organic carbon estimates: magnitudes and uncertainties[J]. *Pedosphere*, 2024, 34(4): 685-698.
- [41] Wei S G, Dai Y J, Duan Q Y, et al. A global soil data set for earth system modeling[J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2014, 6(1): 249-263.
- [42] Batjes N. Harmonized soil property values for broad-scale modelling(WISE30sec) with estimates of global soil carbon stocks[J]. *Geoderma*, 2016, 269: 61-68.
- [43] Hengl T, de Jesus J M, Heuvelink G B M, et al. SoilGrids250m: global gridded soil information based on machine learning[J]. *PLoS ONE*, 2017, 12(2): e0169748.
- [44] 徐艳, 张凤荣, 段增强, 等. 区域土壤有机碳密度及碳储量计算方法探讨[J]. *土壤通报*, 2005(6): 22-25.  
Xu Y, Zhang F R, Duan Z Q, et al. Calculation method for density and storage of soil organic carbon[J]. *Journal of Soil Science*, 2005(6): 22-25. (in Chinese)
- [45] 傅华, 陈亚明, 王彦荣, 等. 阿拉善主要草地类型土壤有机碳特征及其影响因素[J]. *生态学报*, 2004(3): 469-476.  
Fu H, Chen Y M, Wang Y R, et al. Organic carbon content in major grassland types in Alex, Inner Mongolia[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2004(3): 469-476. (in Chinese)
- [46] 丁青锋, 尹晓宇. 差分进化算法综述[J]. *智能系统学报*, 2017, 12(4): 431-442.  
Ding Q F, Yin X Y. Research survey of differential evolution algorithms[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2017, 12(4): 431-442. (in Chinese)
- [47] Zhang D Q, Hui D F, Luo Y Q, et al. Rates of litter decomposition in terrestrial ecosystems: global patterns and controlling factors[J]. *Journal of Plant Ecology*, 2008, 1(2): 85-93.
- [48] He Y J, Trumbore E S, Torn S M, et al. Radiocarbon constraints imply reduced carbon uptake by soils during the 21st century[J]. *Science*, 2016, 353(6306): 1419-1424.
- [49] Stefano M, Philip T, Andreas R, et al. Environmental and stoichiometric controls on microbial carbon-use efficiency in soils[J]. *The New phytologist*, 2012, 196(1): 79-91.
- [50] Sinsabaugh R L, Turner B L, Talbot J M, et al. Stoichiometry of microbial carbon use efficiency in soils[J]. *Ecological Monographs*, 2016: 172-189.
- [51] Cheng W X, Parton W J, Gonzalez-Meler M A, et al. Synthesis and modeling perspectives of rhizosphere priming[J]. *New Phytologist*, 2014, 201(1): 31-44.
- [52] Luo Z K, Wang E L, Sun J O. A meta-analysis of the temporal dynamics of priming soil carbon decomposition by fresh carbon inputs across ecosystems[J]. *Soil Biology and Biochemistry*, 2016, 101: 96-103.
- [53] Kindler R, Siemens J, Kaiser K, et al. Dissolved carbon leaching from soil is a crucial component of the net ecosystem carbon balance[J]. *Global Change Biology*, 2011, 17(2): 1167-1185.
- [54] Strobl C, Boulesteix A L, Zeileis A, et al. Bias in random forest variable importance measures: illustrations, sources and a solution[J]. *BMC Bioinformatics*, 2007(8): 1-21.
- [55] Grömping U. Variable importance assessment in regression: linear regression versus random forest[J]. *The American Statistician*, 2009, 63(4): 308-319.
- [56] 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(7631): 104-108.
- [57] Wang S, Zhang X Y, Adhikari K, et al. Impact of future

- climate warming on soil organic carbon stocks in Inner Mongolia, China[J]. *Ecological Indicators*, 2023, 156: 111208.
- [58] Chen L T, Jing X, Flynn D F B, et al. Changes of carbon stocks in alpine grassland soils from 2002 to 2011 on the Tibetan Plateau and their climatic causes[J]. *Geoderma*, 2017, 288: 166-174.
- [59] 云文丽, 侯琼, 乌兰巴特尔. 近 50 年气候变化对内蒙古典型草原净第一性生产力的影响[J]. *中国农业气象*, 2008, 29(3): 294-297.
- Yun W L, Hou Q, Wu L B T E, et al. Impacts of climate change over last 50 years on net primary productivity in typical steppe of Inner Mongolia[J]. *Chinese Journal of Agrometeorology*, 2008, 29(3): 294-297. (in Chinese)
- [60] Sistla S A, Moore J C, Simpson R T, et al. Long-term warming restructures Arctic tundra without changing net soil carbon storage[J]. *Nature*, 2013, 497(7451): 615-618.
- [61] Terrer C, Phillips R P, Hungate B A, et al. A trade-off between plant and soil carbon storage under elevated CO<sub>2</sub>[J]. *Nature*, 2021, 591(7851): 599-603.
- [62] Kirschbaum M U F. The temperature dependence of soil organic matter decomposition, and the effect of global warming on soil organic C storage[J]. *Soil Biology and Biochemistry*, 1995, 27(6): 753-760.
- [63] Walker T W N, Kaiser C, Strasser F, et al. Microbial temperature sensitivity and biomass change explain soil carbon loss with warming[J]. *Nature Climate Change*, 2018, 8(10): 885-889.
- [64] Kirschbaum M U F. Will changes in soil organic carbon act as a positive or negative feedback on global warming[J]. *Biogeochemistry*, 2000, 48: 21-51.
- [65] 方精云, 杨元合, 马文红, 等. 中国草地生态系统碳库及其变化[J]. *中国科学: 生命科学*, 2010, 40(7): 566-576.
- Fang J Y, Yang Y H, Ma W H, et al. Carbon pool and its change in grassland ecosystem of China[J]. *Scientia Sinica (Vita)*, 2010, 40(7): 566-576. (in Chinese)
- [66] 肖胜生, 董云社, 齐玉春, 等. 草地生态系统土壤有机碳库对人为干扰和全球变化的响应研究进展[J]. *地球科学进展*, 2009, 24(10): 1138-1148.
- Xiao S S, Dong Y S, Qi Y C, et al. Advance in responses of soil organic carbon pool of grassland ecosystem to human effects and global changes[J]. *Advances in Earth Science*, 2009, 24(10): 1138-1148. (in Chinese)