

陈俊吉, 聂小东, 王诗兰, 孙子清, 黄政, 李忠武. 水分驱动下土壤 $\delta^{13}\text{C}$ 与 $\delta^{15}\text{N}$ 信号变化及其对有机碳源解析的影响[J]. 土壤学报, 2026,

CHEN Junji, NIE Xiaodong, WANG Shilan, SUN Ziqing, HUANG Zheng, LI Zhongwu. Impact of Moisture-Driven Variations in $\delta^{13}\text{C}$ and $\delta^{15}\text{N}$ Signals on the Accuracy of Organic Carbon Source Apportionment[J]. Acta Pedologica Sinica, 2026,

水分驱动下土壤 $\delta^{13}\text{C}$ 与 $\delta^{15}\text{N}$ 信号变化及其对有机碳源解析的影响*

陈俊吉, 聂小东, 王诗兰, 孙子清, 黄 政, 李忠武†

(湖南师范大学地理科学学院和洞庭湖流域生态环境变化与固碳增汇湖南省重点实验室, 长沙 410081)

摘 要: 稳定碳氮同位素 ($\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$) 因其良好的源特异性和相对保守性, 已被广泛应用于土地利用类型识别和土壤侵蚀量化等研究。然而, 在全球气候变化背景下, 水分驱动下的土壤 $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 分馏机制尚不明晰, 限制了有机碳源解析的精准性。为此, 本研究通过设置干旱、湿润、淹水和干湿交替 4 种典型水分情景的土壤培养试验, 结合贝叶斯混合模型与随机森林方法, 系统探讨了水分条件变化下 $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 信号的变化规律及其对有机碳源解析的影响。结果表明, $\delta^{13}\text{C}$ 信号的源贡献偏差普遍 <10%, 表现出较强的保守性, 适宜作为可靠的示踪剂。 $\delta^{15}\text{N}$ 对水分变化更为敏感, 在淹水和干湿交替等极端条件下分馏效应显著, 单独利用 $\delta^{15}\text{N}$ 进行源解析时误差较大, 源贡献偏差在 0.067%~24.77%。 $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 的联合应用在多数水分情景下能有效提高解析精度, 但在极端水分下仍受 $\delta^{15}\text{N}$ 分馏的干扰。研究结果说明, $\delta^{13}\text{C}$ 的稳健性凸显其作为碳源解析核心指标的潜力, 而在水分变化条件下使用 $\delta^{15}\text{N}$ 需引入校正方法以进一步提升结果的可靠性。本研究不仅加深了对气候变化背景下 $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 信号分馏过程与机制的理解, 也从机理层面打破了传统溯源中关于有机碳源解析方法中固有的黑箱理论, 为优化气候变化背景下的有机碳源解析方法提供了科学支撑。

关键词: 土壤含水量; 稳定碳氮同位素; 有机碳来源解析; MixSIAR 模型

中图分类号: X53 文献标志码: A

Impact of Moisture-Driven Variations in $\delta^{13}\text{C}$ and $\delta^{15}\text{N}$ Signals on the Accuracy of Organic Carbon Source Apportionment

CHEN Junji, NIE Xiaodong, WANG Shilan, SUN Ziqing, HUANG Zheng, LI Zhongwu†

(School of Geographical Science, Hunan Normal University and Hunan Provincial Key Laboratory for Eco-environmental Changes and Carbon Sequestration of the Dongting Lake Basin, Changsha 410081, China)

Abstract: [Objective] Stable carbon and nitrogen isotopes ($\delta^{13}\text{C}$ and $\delta^{15}\text{N}$) have been widely applied due to their excellent source specificity and relative conservatism. They are particularly valuable in studies such as land-use identification and quantification of soil erosion effects. However, in the context of global climate change, the mechanisms underlying water-driven fractionation of stable carbon and nitrogen isotopes in soils remain unclear, which limits the accuracy of organic carbon

* 国家自然科学基金项目 (42377335, 42277335) 资助 Supported by the National Natural Science Foundation of China (Nos. 42377335, 42277335)

† 通讯作者 Corresponding author, E-mail: lizw@hnu.edu.cn

作者简介: 陈俊吉 (2000-), 女, 湖南新化人, 硕士研究生, 主要从事土壤侵蚀与稳定同位素示踪研究。E-mail: chenjj@hnnu.edu.cn

收稿日期: 2025-09-30; 收到修改稿日期: 2026-06-03; 网络首发日期 (www.cnki.net):

source apportionment. Thus, this study aimed to investigate the mechanisms by which moisture conditions influence stable carbon and nitrogen isotope signals in soil and to analyze how the non-conservative behavior of stable carbon and nitrogen isotopes under different moisture conditions affects the accuracy of organic carbon source apportionment. 【Method】 In this study, we designed soil incubation experiments under four typical moisture scenarios (drying, wetting, flooding, and drying-wetting cycles). We systematically investigated the patterns of stable carbon and nitrogen isotope signals driven by moisture and their implications for organic carbon source identification. In addition, we supplemented our analysis with Bayesian mixing models (MixSIAR model) and random forest models. 【Result】 The results showed that when using $\delta^{13}\text{C}$ for tracing, the contribution bias for each source was generally below 10 %. Its significant conservatism makes it an excellent tracer for carbon source identification. In contrast, the $\delta^{15}\text{N}$ signal is sensitive to moisture. Under extreme moisture conditions such as flooding and alternating wetting and drying, $\delta^{15}\text{N}$ showed strong fractionation effects. Using $\delta^{15}\text{N}$ alone for source identification results in substantial errors, with source contribution biases ranging from 0.067% to 24.77%. The combined application of $\delta^{13}\text{C}$ and $\delta^{15}\text{N}$ achieved higher apportionment accuracy under most moisture scenarios. However, it was still affected by the fractionation of $\delta^{15}\text{N}$ under extreme moisture fluctuations. 【Conclusion】 The robustness of $\delta^{13}\text{C}$ highlights its potential as a core indicator for analyzing organic carbon sources, while correction methods should be incorporated for $\delta^{15}\text{N}$ to enhance result reliability. This study not only deepens the understanding of the processes and mechanisms of $\delta^{13}\text{C}$ and $\delta^{15}\text{N}$ signal fractionation in the context of climate change but also breaks through the inherent black box theory in traditional source apportionment methods for organic carbon sources at a mechanistic level. It also provides scientific support for optimizing organic carbon source apportionment methods under climate change.

Key words: Soil water content; Stable carbon and nitrogen isotopes; Organic carbon source apportionment; MixSIAR model

水蚀是土壤侵蚀中分布最广、危害最严重的形式，对全球环境构成重大威胁^[1]。它不仅造成大量水土流失，还伴随养分和土壤有机碳的迁移与释放^[2]。据统计，全球每年因水蚀造成的土地退化面积高达 $7.51 \times 10^8 \text{ hm}^2$ ，使土壤有机碳储量降低了 $4 \sim 6 \text{ Pg} \cdot \text{a}^{-1}$ ^[3-4]。研究表明，不合理的土地利用/覆被变化是加剧土壤侵蚀效应的关键因素。因此，科学调控土地利用方式成为防治土壤侵蚀、提升固碳增汇能力的重要途径。然而，传统水土流失监测常因观测点位稀疏、时间分辨率不足及难以实现连续动态评估等局限而受到限制^[5]。在缺乏长期定位监测的区域，相关研究更需依赖于对不同土地利用方式下侵蚀—沉积过程的准确识别与定量评估。在此背景下，有机碳来源解析为识别土地利用来源及评估土壤侵蚀效应提供了一种重要而有效的途径。

在有机碳来源解析研究中，稳健而有效的源信号和量化模型是精准识别有机碳来源的关键。土壤有机碳中保留的来源信号能有效反映土地利用变化驱动下的土壤有机碳动态变化规律，从而为优化区域土地利用空间布局、减缓土壤侵蚀提供依据。国内外研究者对众多有机碳来源信号进行系统筛选，其中稳定碳氮同位素($\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$) 在不同土地利用间具有良好的源特异性和相对保守性^[6]，易于量化且成本低廉，因此被广泛用于解析水生或陆地沉积环境的土壤有机碳来源^[7-8]。近年来，MixSIAR 模型越来越多地用于有机碳来源解析^[9]。该模型结合了协变量数据，增加了固定和随机效应，并集成了源不确定性^[10]，从而在源分配方面具有更高的准确性。综上，以稳定碳氮同位素为代表的源信号与 MixSIAR 量化模型相结合，能够实现土壤有机碳来源的高精度解析奠定坚实基础，并为深入理解土地利用变化下的碳循环过程提供重要支撑。

然而，全球气候变化导致极端干旱和暴雨事件日益频发，导致水文过程加剧和土壤水分波动显著，这些变化可能对稳定碳氮同位素信号产生影响。针对此问题，当前国内外研究存在两种观点，一种观点认为土壤稳定碳氮同位素信号在示踪时具有较好的稳定性。例如，戴伟^[11]通过室内模拟冲刷试验，发现稳定碳氮同位素($\delta^{13}\text{C}$ 、 $\delta^{15}\text{N}$) 具有较高的保守性和来源识别的准确性。另一种观点认为土壤稳定碳氮同位素信号易受水分条件影响而发生不同程度的损失、富集和重叠，进而增加有机碳来源识别的不确定性，甚至影响来源信号解析精准性。例如 Sun 等^[6]通过室内培养试验，发现

淹水条件下 $\delta^{13}\text{C}$ 、 $\delta^{15}\text{N}$ 、 $\delta^{13}\text{C}+\delta^{15}\text{N}$ 的源解析精度均受到不同程度的影响。其中 $\delta^{15}\text{N}$ 来源解析的精准性受影响最大，所有源混合端元的贡献偏差均大于 20%。此外，Riddle 等^[12]认为，稳定碳氮同位素可能会因内流沉积物储存过程中的微生物降解和生长而改变其同位素特征，削弱其作为示踪剂的保守性。以上争议的根源在于水分影响下稳定碳氮同位素分馏机制尚不明晰。因此，厘清水分驱动下稳定碳氮同位素信号的变化规律与分馏机制，对于解决现有争议、提高有机碳源解析准确性具有重要意义。

基于此，本研究设计不同水分情景下（干旱、湿润、淹水及干湿交替）的土壤培养试验，结合贝叶斯混合模型和随机森林模型等方法，探究不同水分条件对土壤稳定碳氮同位素信号分馏的作用机制，并评估其非保守性行为对源解析精准性的影响。在全球气候变化的背景下，本研究对于制定土壤侵蚀防治措施及提升生态系统固碳增汇能力具有重要意义，为流域土地利用优化调控提供科学依据与理论支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

洞庭湖流域总面积为 $26.28 \times 10^4 \text{ km}^2$ （图 1），属亚热带季风性湿润气候区，雨热同季且丰沛，年平均温度 $16^\circ\text{C} \sim 19^\circ\text{C}$ ，年降水量 $1200 \sim 1400 \text{ mm}$ ，汛期（5 月至 9 月）降水量约占全年降水量的 70%。土壤类型以红壤（51%）和水稻土（17%）为主，土壤黏重，土层较厚，保水保肥能力较差，水力侵蚀广泛分布^[13]，导致土壤有机碳大量流失。据估算，近四十年间洞庭湖流域年均土壤侵蚀量为 $1.33 \times 10^8 \text{ t}$ ，表层土壤受侵蚀驱动的年均横向碳通量为 $2.05 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2}$ ^[14]。流域土地利用类型以林地、耕地和草地为主，占流域总面积的 95% 以上^[15]。不同土地利用类型的横向碳流失量以草地为最高，均值为 $8.70 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2}$ ，其次为耕地（均值为 $1.98 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2}$ ）和林地（均值为 $1.53 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2}$ ）^[14]。

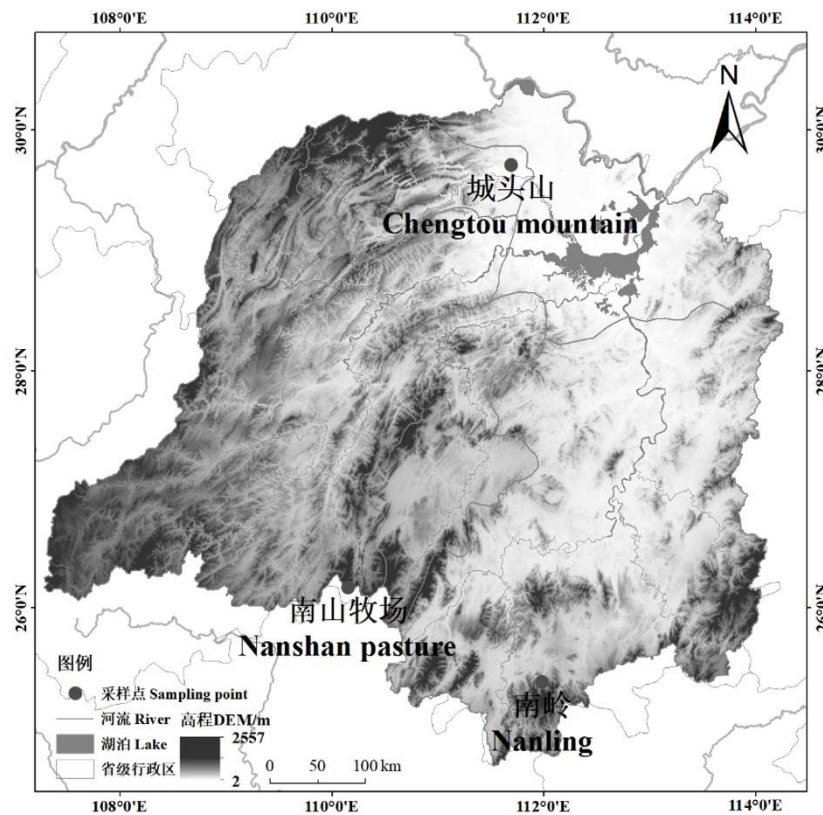


图 1 研究区域及采样点位置
Fig.1 Study area and sampling point locations

1.2 样品采集与处理

本研究根据洞庭湖流域土地利用覆被面积与侵蚀效应,选取三种主要土地利用类型(耕地、林地、草地)的典型分布区进行土壤样品采集,包括澧县城头山耕地土壤(29°71'N, 111°69'E)、南岭林地土壤(25°36'N, 111°98'E)和邵阳南山牧场草地土壤(26°17'N, 110°15'E)。土壤采集深度为 0~20 cm,每种土地利用类型采集 3 个样点,每个样点 4 个重复。采集的样品储存在干净的密封袋中,并迅速带回实验室。所有样品去除根系、石块等杂质后置于阴凉通风处完全干燥,待风干后在实验室研磨过 2 mm 筛网。

1.3 土壤培养试验

取预处理后的耕地、林地和草地土壤各 480 g 并按 1:1:1 比例混合,形成等比例的三元人工混合物,以精准控制水分因子这一单一变量,有效排除因初始源贡献比例不同而带来的复杂性。在瓶子中加入直径为 10 mm 的无菌玻璃珠以充分混匀样品。整个混合搅拌过程均在无菌、密闭、干燥的环境下进行。

将混合土样的水分含量调节至最大持水量(water holding capacity, WHC)的 60%,并在 25 °C 黑暗环境下预培养 7 d,以恢复微生物活性并确保样品处于统一的初始状态^[16]。预培养结束后,将土壤样品分为四组,设置 4 种不同水分处理。水分处理设置参考洞庭湖流域实际降水与土壤湿度范围,以模拟湖泊土壤的典型水分情景:干旱组(20%WHC)、湿润组(60%WHC)、淹水组(110%WHC)和干湿交替组,分别模拟湖泊外围重度干旱胁迫区、未淹水的近湖泊湿润区、湖泊常年淹水区以及季节性淹水区。每组试验取 24 g 混合土样,置于 100 mL 的烧杯中,杯口覆盖透气性封口膜,以维持培养湿度并确保气体交换。干旱组、湿润组和淹水组的含水量在整个培养过程中保持恒定。在干湿交替处理组中,水分条件按照淹水—干旱—再淹水的顺序循环变化。首先,保持 14 d 的淹水状态(110% WHC);随后,利用硅胶干燥剂使土壤水分逐渐下降至干旱水平(20% WHC),干燥过程持续 4 d,之后维持干旱状态 14 d;最后,通过向土壤表面均匀喷洒超纯水,使其水分恢复至淹水水平(110% WHC)。因此,一个完整的干湿交替周期为 32 d,本研究共设置 4 个循环周期,总试验时间为 128 d。每种水分处理均设置三个重复,整个培养过程均在 25 °C 的黑暗环境中进行(图 2)。在每个干湿交替周期结束后,对四组不同水分条件下的土壤样品进行破坏性采样。

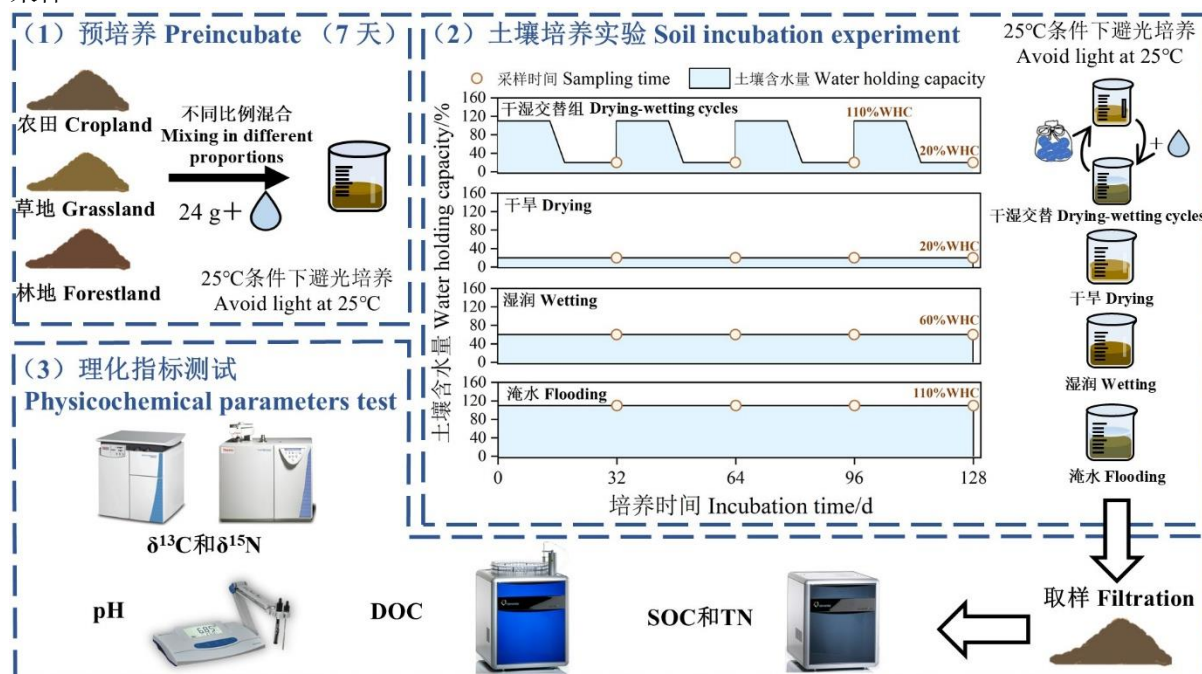


图2 试验设计示意图(以彩图发表)

Fig. 2 The schematic diagram of the experimental design

1.4 样品测量方法

持水量（WHC）采用 Borch 等^[17]的修正方法测定。使用 ORP 去极化自动分析仪（FJA-6，南京传滴仪器设备有限公司）在水土比为 2.5:1（v/w）的水溶液中测定土样 pH。溶解性有机碳（DOC）由总有机碳分析仪（enviro TOC，Elementar，Germany）测量。在 25 °C 的温度下，将水土比为 10:1（v/w）的水溶液以 220 r·min⁻¹ 振荡 24 h 后通过 0.45 μm 的滤膜提取上层液体，检测其中 DOC 的含量。土壤样品的有机碳（SOC）、全氮（TN）和稳定碳氮同位素值（δ¹³C 和 δ¹⁵N）采用稳定同位素比值质谱仪（EA-IRMS，Flash 1112-Delta V plus，Thermo Fisher Scientific，USA）测定，测试前将土壤样品用过量的 5% 的盐酸酸化以去除无机碳。土壤碳氮比（C/N）由土壤有机碳（SOC）与全氮（TN）的比值计算而来。稳定碳氮同位素丰度值根据以下公式计算：

$$\delta^{13}\text{C}(\text{‰}) = (R_{\text{sample}}/R_{\text{Vienna Pee Dee Belemnite}} - 1) \times 1000 \quad (1)$$

$$\delta^{15}\text{N}(\text{‰}) = (R_{\text{sample}}/R_{\text{N}_2\text{-atm}} - 1) \times 1000 \quad (2)$$

式中， R 表示轻重同位素比值（¹³C/¹²C 或 ¹⁵N/¹⁴N）。其中碳同位素的标准物为美国南卡罗来纳州白垩系皮狄组地层中的美洲拟箭石（Vienna Pee Dee Belemnite，VPDB），氮同位素的标准物为大气氮。

1.5 有机碳源解析方法

本文选用 δ¹³C、δ¹⁵N 和 δ¹³C+δ¹⁵N 三组示踪剂对混合物中有机碳来源进行解析，采用 MixSIAR 模型量化混合物中各来源的贡献比例。该模型基于 R 语言中实现的马尔可夫链蒙特卡罗（Markov Chain Monte Carlo，MCMC）的贝叶斯框架，结合先验信息，以增强稳健性^[10]。运行 MixSIAR 模型需要三个基本数据集：源数据集、混合物数据以及分馏因子数据集。MCMC 运行时长设定为 long，误差结构设定为 Residual Only。MixSIAR 模型的输出结果为概率分布而非特定数值，以平均值±标准差的形式呈现^[7]。为了验证模型的可靠性，本研究采用了 Gelman-Rubin 和 Geweke 诊断来检查模型收敛性^[18]，并利用拟合优度、不确定性指数和虚拟混合检验来评估模型性能和解析精度。

1.6 有机碳源解析精度的评估方法

（1）拟合优度

使用拟合优度（goodness of fit，GOF）指标评估 MixSIAR 模型性能及验证模型运行结果的可靠性^[19]：

$$\text{GOF} = 1 - \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n \left[\left(\frac{|C_i - \sum_{j=1}^m X_j C_{j,i}|}{C_i} \right)^2 \right] \quad (3)$$

式中， n 表示使用的示踪剂数量， m 表示来源的数量， C_i 是指混合物样品中指纹特性（ i ）的浓度， X_j 表示混合物中来源（ j ）的相对贡献比例， $C_{j,i}$ 是在源（ j ）中示踪剂（ i ）浓度的平均值。当 GOF 值大于 0.8 时，认为模型的评估结果可靠。

（2）贡献偏差

贡献偏差定义为模型估算贡献率与实际混合比例的差值。其中，模型估计贡献率为通过 MixSIAR 模型计算的人工混合物中不同有机碳源的贡献率。实际贡献率基于人工混合样品的设计比例（1:1:1）确定。当贡献偏差（%）小于 10% 时，认为该有机碳来源信号的解析精准性高^[20]。

（3）不确定性指数

模型输出的源贡献比例表现为一个概率分布，为量化该分布的不确定性程度，引入不确定性指数（UI₉₀），其计算公式^[21]如下：

$$\text{UI}_{90} = \frac{C_{95} - C_5}{0.9} \quad (4)$$

式中， C_{95} 和 C_5 分别表示后验分布曲线中快速增长区段（90% 累积概率）对应的最大与最小值。UI₉₀ 值越小，表明模型对该源贡献比例的估计越确定。

（4）虚拟混合检验

虚拟混合检验（VM tests）用于评估示踪剂和 MixSIAR 的预测精度。在本研究中，虚拟混合检验是结合不同来源的源信号值和来源贡献比合成虚拟混合物，并获得虚拟混合物中的虚拟源信号值^[22]。虚拟混合物样品中的源信号浓度为每个来源贡献百分比与其示踪浓度乘积之和。采用均值绝对误差（MAE）和均方根误差（RMSE）这两个统计指标来分析不同源信号及不同模型的预测精度，较低的 MAE 和 RMSE 值表明预测更为准确。

$$MAE = \frac{\sum_{k=1}^n |C_{ik} - \sum_{j=1}^m P_{ij} S_{j,k}|}{n} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (C_{ik} - \sum_{j=1}^m P_{ij} S_{j,k})^2}{n}} \quad (6)$$

式中, C_{ik} 为目标沉积物样品 (i) 中源信号 (k) 的平均浓度; P_{ij} 为碳源 (j) 对样品 (i) 的贡献百分比; S_{jk} 为碳源 (j) 中源信号 (k) 的平均浓度; n 为源信号的数量。

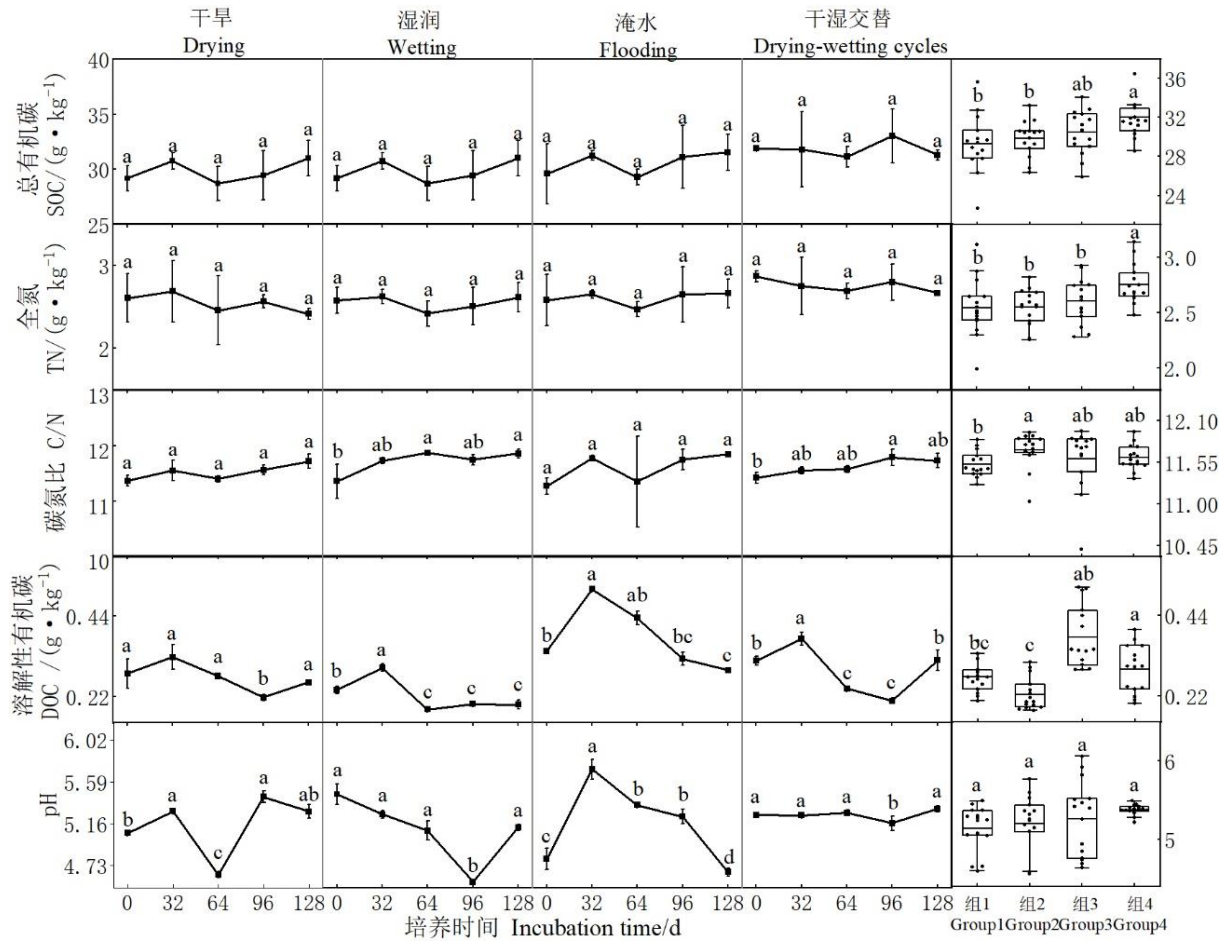
1.7 数据统计与处理

本研究利用单因素方差分析 (One-way ANOVA) 确定不同水分条件下理化指标随时间变化的差异以及不同来源之间理化性质的差异。利用线性回归分析来探究土壤稳定碳氮同位素与土壤样品理化指标之间的关系, 并使用随机森林模型识别水分驱动下影响稳定碳氮同位素信号变化的最重要的理化指标, 使用 R 中 MixSIAR 包计算水分驱动下混合物中有机碳来源的贡献比、贡献偏差和不确定性指数。以上数据分析均在 R 4.5.0 中完成。

2 结果

2.1 土壤理化性质的动态变化特征

不同水分条件下各理化指标随培养时间的变化特征如图 3 所示。培养过程中, SOC 含量范围为 22.67~36.50 g·kg⁻¹, 平均值为 30.41±2.47 g·kg⁻¹。SOC 在各水分条件下随时间变化不显著, 但不同水分处理间差异显著, 其中干湿交替组的 SOC 含量显著高于干旱组和湿润组 ($P<0.05$)。TN 含量介于 1.99~3.14 g·kg⁻¹ 之间 (均值 2.61±0.22 g·kg⁻¹), 随时间仅小幅波动且无显著差异, 但干湿交替组的 TN 含量显著高于其他水分处理组。C/N 在 10.40~11.96 (均值 11.61±0.26) 之间, 随培养时间整体缓慢上升, 尤其是湿润组和干湿交替组升幅更明显, 且干旱组与湿润组间差异显著 ($P<0.05$)。DOC 含量为 0.181~0.517 g·kg⁻¹ (均值 0.293±0.082 g·kg⁻¹), 不同水分条件下随时间的变化差异显著 ($P<0.05$)。DOC 在不同水分处理间的差异具有显著水平, 其大小顺序为: 淹水组>干湿交替组>干旱组>湿润组。土壤 pH 整体呈弱酸性, 范围为 4.56~6.06 (均值 5.25±0.34), 在不同水分情景下均随时间表现出显著变化, 但在不同水分处理间无显著差异。



注：组 1~4 分别代表干旱、湿润、淹水和干湿交替。不同小写字母表示不同时间下理化参数的差异显著 ($P<0.05$)。Note: Groups 1-4 represent drought, humid, flooded, and alternating dry and wet conditions, respectively. Different lowercase letters indicate significant differences in physicochemical parameters at different time points ($P<0.05$).

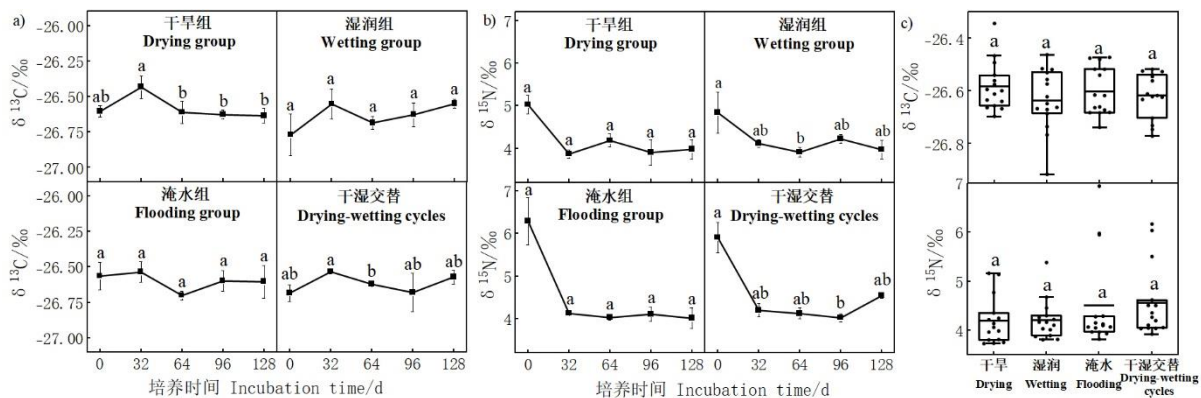
图 3 SOC、TN、C/N、DOC 和 pH 随培养时间和水分的变化特征

Fig. 3 Variation characteristics of SOC, TN, C/N, DOC, and pH with cultivation time and moisture conditions

2.2 稳定碳氮同位素信号特征

培养期间, 不同水分条件下稳定碳氮同位素变化特征如图 4。 $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 的变化范围分别为 $-26.92\text{‰} \sim -26.34\text{‰}$ (均值 $-26.61\text{‰} \pm 0.1\text{‰}$) 和 $3.73\text{‰} \sim 6.95\text{‰}$ (均值 $4.37\text{‰} \pm 0.68\text{‰}$)。具体而言, $\delta^{13}\text{C}$ 在不同水分条件下随时间变化幅度较小 (图 4a)。在湿润和淹水条件下, $\delta^{13}\text{C}$ 随培养时间均无显著差异; 干旱组的 $\delta^{13}\text{C}$ 在培养初期呈上升趋势, 从第 0 天的 -26.6‰ 上升至第 32 天的 -26.43‰ , 随后呈下降趋势, 并于第 64 天下降 0.18‰ , 之后趋于平稳。干湿交替条件下 $\delta^{13}\text{C}$ 随时间变化显著, 其中第 32 天的 $\delta^{13}\text{C}$ 显著高于其他培养时间段。尽管如此, $\delta^{13}\text{C}$ 在不同水分处理间差异不显著 (图 4c)。 $\delta^{15}\text{N}$ 在不同水分条件的培养过程中均呈下降趋势 (图 4b)。在干旱和淹水条件下, $\delta^{15}\text{N}$ 随时间变化不显著; 湿润组的 $\delta^{15}\text{N}$ 在第 0~64 天显著下降, 下降幅度达 0.92‰ ; 在干湿交替条件下, $\delta^{15}\text{N}$ 在 0~96 天显著下降, 由 5.91‰ 下降至 4.02‰ , 随后略有抬升。整体上, $\delta^{15}\text{N}$ 在不同水分处理间差异亦不显著 (图 4c)。

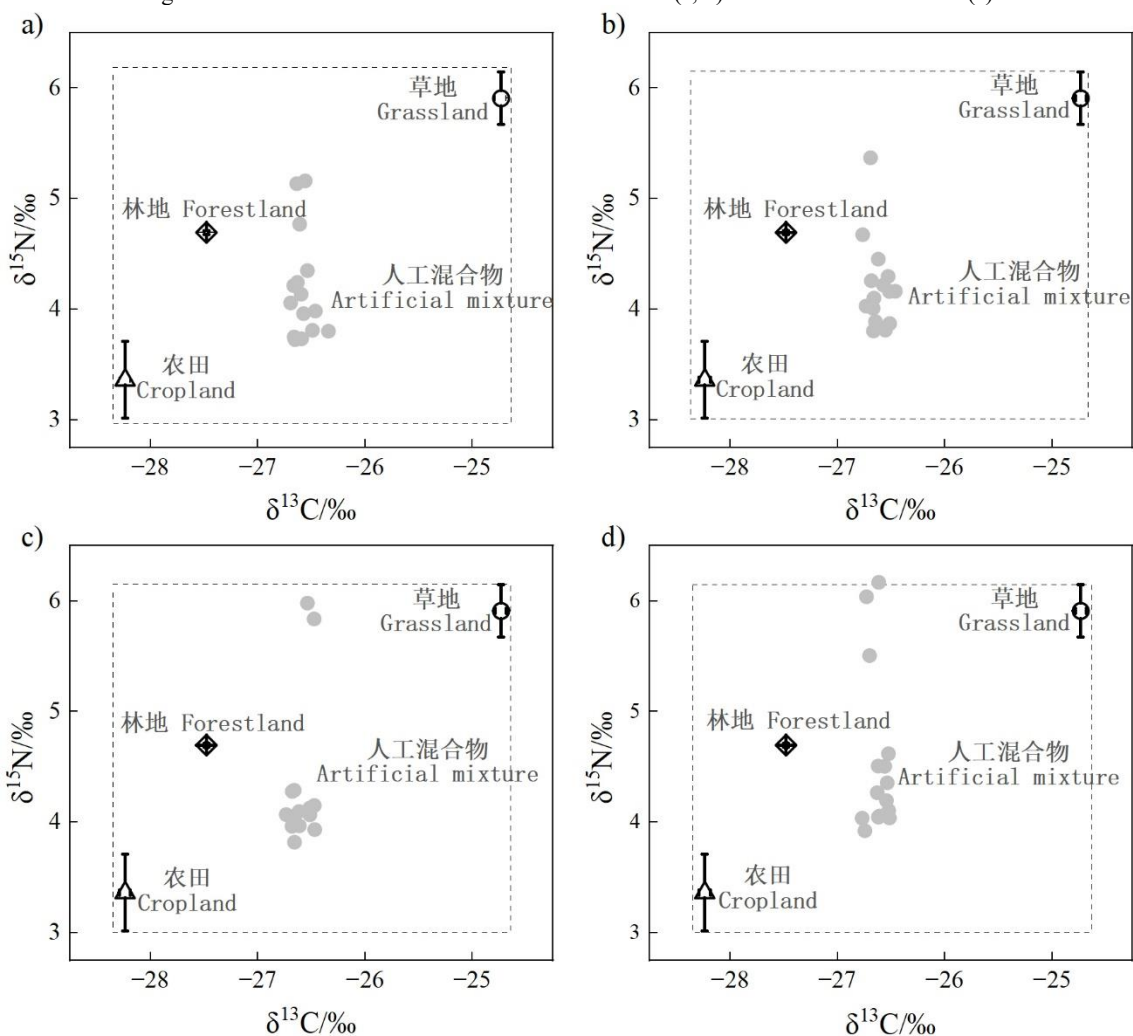
整体而言, 在不同水分条件下培养的土壤样品, 其稳定碳氮同位素比值均分布在三种土地利用来源样品所对应的范围内, 均通过保守性测试, 说明 $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 在培养过程中均具有较好的保守性 (图 5)。对比不同来源样品的理化性质与稳定同位素信号 (表 1), 不同土地利用类型间的 $\delta^{13}\text{C}$ 差异显著, 呈草地 > 林地 > 耕地的规律 ($P<0.05$)。 $\delta^{15}\text{N}$ 在耕地与林地、耕地与草地之间也存在显著差异。由此可见, $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 具有较高的源异质性和良好的区分度, 为后续有机碳来源解析提供了可靠的示踪依据。



注：不同小写字母表示不同时间下 $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 的差异显著 ($P < 0.05$)。Note: Different lowercase letters indicate (a, b, and c) significant differences in $\delta^{13}\text{C}$ and $\delta^{15}\text{N}$ at different time points ($P < 0.05$).

图 4 $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 随培养时间 (a, b) 和水分 (c) 的变化特征

Fig. 4 Variations in $\delta^{13}\text{C}$ and $\delta^{15}\text{N}$ with incubation time (a, b) and moisture conditions (c)



注：(a)为干旱组，(b)为湿润组，(c)为淹水，(d)为干湿交替。Note: (a) represents drying condition, (b) represents wetting condition, (c) represents flooding, and (d) represents drying-wetting cycles.

图 5 第 0~128 天人工混合样品和源样品的 $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 的端元图

Fig. 5 End-member plot of $\delta^{13}\text{C}$ and $\delta^{15}\text{N}$ for samples of artificial mixture and sources from days 0 to 128

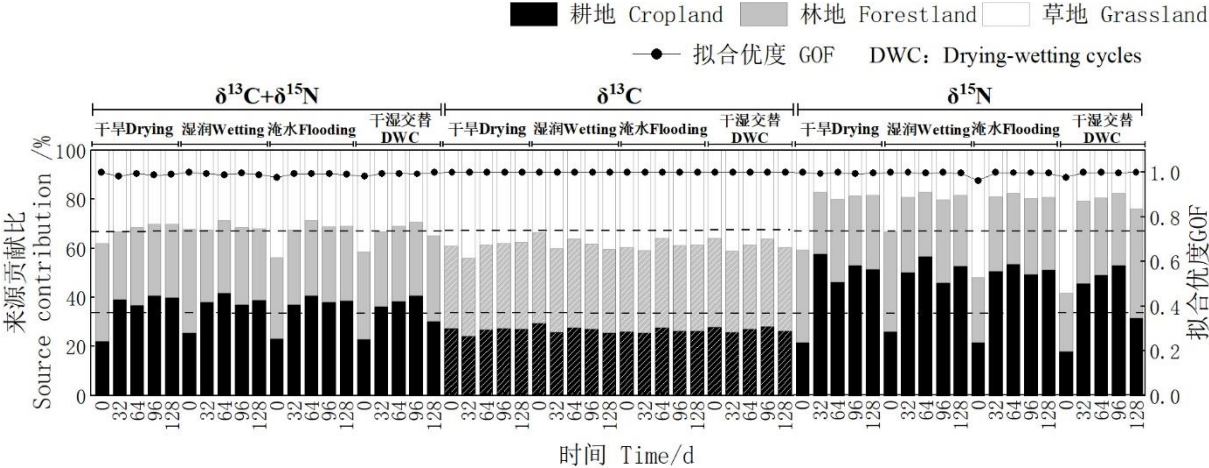
表 1 不同土地利用类型的理化性质和稳定碳氮同位素值

Table 1 Physicochemical properties and stable carbon and nitrogen isotope ratios for different land use types							
来源 Source	SOC/(g·kg ⁻¹)	TN/(g·kg ⁻¹)	C/N	pH	DOC/(g·kg ⁻¹)	δ ¹³ C/‰	δ ¹⁵ N/‰
耕地 Cropland	15.02±0.25c	1.52±0.03b	9.85±0.04c	5.69±0.02a	0.353±0.014b	-28.24±0.05c	3.36±0.35b
林地 Forestland	35.11±0.94a	3.37±0.11a	10.41±0.05a	4.91±0.01c	0.38±0.011b	-27.5±0.01b	4.7±0.02a
草地 Grassland	43.6±1.29b	3.41±0.12a	12.8±0.07b	5.05±0.01b	0.727±0.017a	-24.74±0.05a	5.91±0.24a

注：同列不同小写字母表示不同来源间差异显著（ $P<0.05$ ）。Note: Different lowercase letters in the same column indicate significant differences between sources ($P<0.05$).

2.3 混合物中有机碳来源解析及其精准性评估

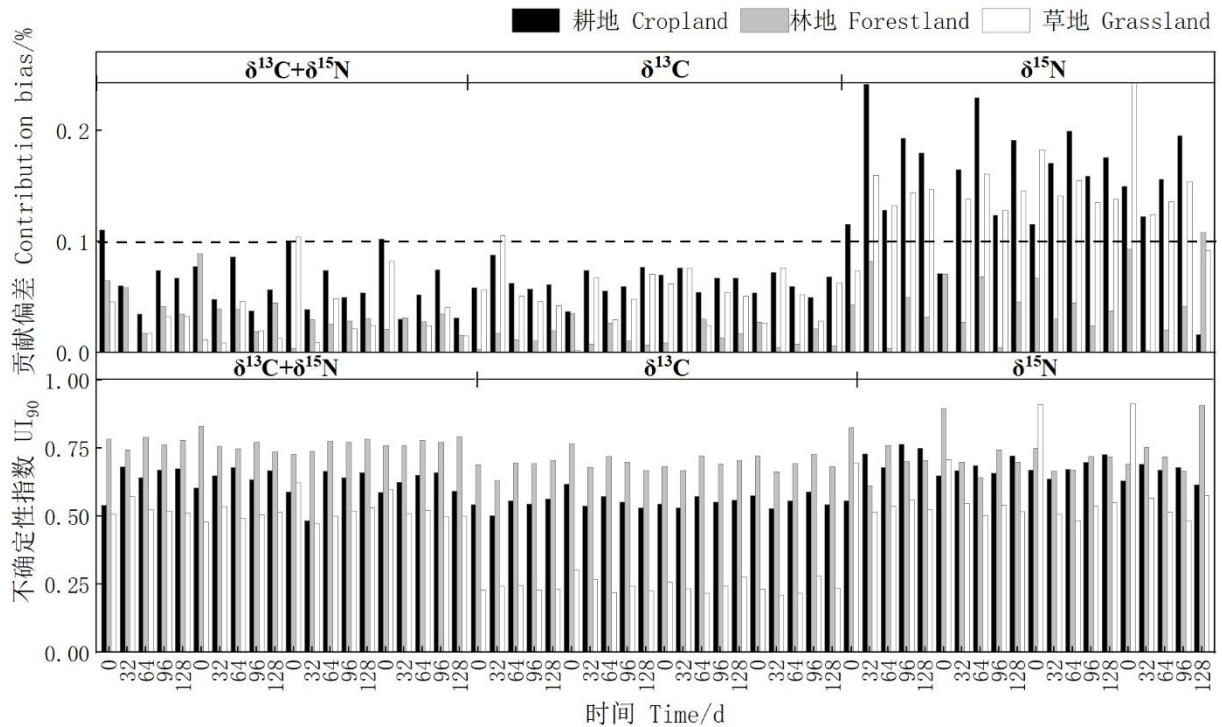
本研究结合贡献偏差、不确定性指数（UI₉₀）、拟合优度及虚拟混合模型，对不同示踪剂的有机碳来源解析精度进行了系统评估。MixSIAR 模型结果显示（图 6、图 7），δ¹³C 的解析精度最高，在不同水分条件下三种来源的贡献偏差均小于 10%，且 UI₉₀ 值较低，农田、林地和草地的 UI₉₀ 平均值分别为 0.55、0.69 和 0.24，均显著低于 δ¹⁵N 和 δ¹³C+δ¹⁵N，对应贡献比例估计更为准确。相比之下，δ¹⁵N 的贡献偏差明显偏大，其中超过 1/2 的源贡献偏差大于 10%，农田和草地的 UI₉₀ 平均值分别达到 0.68 和 0.58，显示 δ¹⁵N 在来源解析中存在较大误差。δ¹³C+δ¹⁵N 的解析精度介于 δ¹³C 和 δ¹⁵N 之间，其中 93.33% 的源贡献偏差低于 10%，但林地的 UI₉₀ 平均值偏高（0.77），表明使用 δ¹³C+δ¹⁵N 进行来源解析时仍存在一定的不确定性。



注：已知人工混合物的初始混合比例为 1:1:1，两条虚线将三种土地利用类型划分为实际贡献比例。Note: The initial mixing ratio of the artificial mixture is 1:1:1. The two dashed lines represent the actual contribution ratios of the land use types.

图 6 三种示踪剂在不同水分条件下的来源贡献和拟合优度（GOF）

Fig.6 Source contributions and goodness-of-fit for three tracers under different moisture conditions



注：虚线以上代表贡献偏差>10%的样品。Note: Samples above the dashed line represent those with contribution bias exceeding 10%.

图 7 三种示踪剂在不同水分条件下的来源贡献偏差和不确定性指数结果

Fig. 7 Source contribution bias and uncertainty index results for three tracers under different moisture conditions

拟合优度（图 6）和虚拟混合模型进一步验证了模型性能。结果表明，三种示踪剂下，模型的拟合优度均大于 0.97，说明 MixSIAR 模型在碳源解析中具有较高的稳定性与可靠性。进一步对比虚拟混合测试结果， $\delta^{13}\text{C}$ 的均值绝对误差和均方根误差平均值最小（均为 0.02）， $\delta^{15}\text{N}$ 最大（均为 0.26），而 $\delta^{13}\text{C}+\delta^{15}\text{N}$ 误差水平相对居中（分别为 0.39 和 0.42）。综上， $\delta^{13}\text{C}$ 在碳源解析中表现出最强的保守性和最高的解析精度， $\delta^{13}\text{C}+\delta^{15}\text{N}$ 联合应用次之，而 $\delta^{15}\text{N}$ 受水分条件影响显著，解析误差相对较大。

3 讨论

3.1 水分条件驱动下稳定碳氮同位素信号的调控机制与主控因素

水分是土壤碳动态的主要驱动因子之一，土壤水分主要通过调控微生物代谢途径间接作用于稳定碳氮同位素信号。在本研究中，不同水分条件下土壤 $\delta^{13}\text{C}$ 随时间的变化表现出明显差异（图 4a）。湿润和淹水处理下 $\delta^{13}\text{C}$ 在整个培养期内均无显著变化，而干旱与干湿交替处理随培养时间呈显著差异（ $P<0.05$ ）。大多数土壤微生物通常适宜在湿润环境下生存，因此湿润条件能够增强微生物活性并促进有机碳分解。然而，由于有机碳分解速率较为平稳（图 3）， $\delta^{13}\text{C}$ 在不同时间点之间未出现显著差异。土壤处于淹水条件时，好氧微生物的活性受抑制，而厌氧微生物有机碳分解效率较低^[23]，碳转化过程整体缓慢，因而 $\delta^{13}\text{C}$ 也未发生显著波动。相比之下，干旱条件下土壤中可溶性有机质以及微生物和相关酶的迁移与扩散均受到限制，从而显著降低了微生物对有机碳的可利用性，抑制微生物生长和代谢活性^[24]。这种受干旱胁迫的微生物环境，可能导致部分微生物适应后产生脉冲式的分馏作用。在干湿交替条件下， $\delta^{13}\text{C}$ 的变化机理较为复杂。一方面，在干早期，微生物为了抵御渗透胁迫，会积累氨基酸、碳水化合物等兼具保护和储能作用的溶质，以调节细胞渗透势^[25]。这一适应过程会消耗能量和碳源，抑制微生物代谢活性，严重时甚至导致细胞脱水死亡，从而减弱有机碳分解。另一方面，当土壤由于干旱迅速转为湿润时，团聚体结构破裂，释放出原本受物理保护的有机碳，使土壤中可利用碳源激增^[26]。在这一阶段，微生物活性被迅速激发，促进了有机碳的分解和 $\delta^{13}\text{C}$ 的动态变化。

通过随机森林模型进一步探究驱动有机碳 $\delta^{13}\text{C}$ 动态变化的影响因子（图 8）。结果显示，在 4 种水分条件下，土壤理化性质对 $\delta^{13}\text{C}$ 的解释力均较低，未表现出显著影响。这表明土壤 $\delta^{13}\text{C}$ 并不依赖于土壤理化性质的差异，其信号受此类因素干扰相对微弱。这一发现具有重要意义：一方面，它凸显了水分条件在驱动 $\delta^{13}\text{C}$ 动态中的核心作用，强化了水分对微生物活性和碳组分分解选择性的主导地位；另一方面，也说明 $\delta^{13}\text{C}$ 信号在跨水分环境条件下具有较强的稳定性和独立性，不易受到土壤理化性质波动的影响。由此可见，在不同水分情境下， $\delta^{13}\text{C}$ 可作为解析有机碳来源和转化过程的稳健示踪指标，是复杂环境背景下碳循环研究的可靠工具。

在本研究中，土壤 $\delta^{15}\text{N}$ 随 WHC 增加而升高（图 4c）。随着水分的增加，土壤从干旱到湿润状态，土壤 $\delta^{15}\text{N}$ 略微上升（平均值由 4.19 上升至 4.21）。这一微弱变化反映出湿润条件下微生物代谢活性增强，同时硝化作用逐渐增强并成为主要的氮转化过程^[27]。在硝化过程中，微生物优先利用富含 ^{14}N 的 NH_4^+ ，导致残留 NH_4^+ 池逐渐富集 ^{15}N ，而新生成的 NO_3^- 相对富含 ^{14}N 。然而，由于同位素分馏主要发生在不同氮库之间，其对整体土壤氮库 $\delta^{15}\text{N}$ 的影响有限，因此土壤 $\delta^{15}\text{N}$ 在干旱到湿润的区间内变化幅度较小。当土壤由湿润进一步转向淹水状态时，氮转化机制发生显著转变。此时，反硝化作用占据主导，氮以 N_2O 和 N_2 的形式大量排放^[28]。该过程中， ^{14}N 更易参与反应并以气体形式逸出，导致残余氮库逐渐富集 ^{15}N ，从而推动 $\delta^{15}\text{N}$ 的升高。在所有水分处理组的培养过程中，土壤 $\delta^{15}\text{N}$ 随时间均呈现先下降后趋于平稳的动态（图 4b）。这种下降可能与易分解有机氮组分（如游离氨基酸）在早期被优先消耗有关^[29]。随着易分解氮源逐渐枯竭，微生物转而利用更难降解的组分（如微生物残体），氮的有效性下降， $\delta^{15}\text{N}$ 值降低。随后，氮素转化过程达到动态平衡，各水分处理组的 $\delta^{15}\text{N}$ 值逐渐趋于稳定。

在土壤理化性质中，C/N 是影响土壤 $\delta^{15}\text{N}$ 最重要的因子（图 8），二者呈显著负相关关系（图 9）。Marty 等^[30]指出，这种负相关可能与土壤氮固持能力下降导致有关。当 C/N 比降低时，贫 ^{15}N 的氮素更易通过硝酸盐淋失或反硝化作用流失，从而导致土壤 $\delta^{15}\text{N}$ 升高。此外，本研究发现 DOC 与 $\delta^{15}\text{N}$ 呈显著正相关，而 pH 与 $\delta^{15}\text{N}$ 呈显著负相关（图 9）。前者可能与淹水厌氧条件下增强的反硝化作用密切相关。长期淹水使土壤团聚体破坏，将物理保护的土壤有机碳释放并转化为 DOC^[31]，导致淹水组的 DOC 含量显著升高（图 3），同时也创造了强烈的厌氧环境，促使反硝化微生物活性增强。因此，新释放的 DOC 为反硝化微生物提供了重要的易降解碳源，进一步驱动了反硝化过程，导致 DOC 与 $\delta^{15}\text{N}$ 的协同上升。另一方面，研究区土壤整体呈弱酸性（平均 pH 为 5.25 ± 0.34 ），低 pH 会限制氨氧化细菌（AOB）的活性。AOB 的关键酶（氨单加氧酶）所需底物 NH_3 在酸性条件下浓度极低，从而抑制了硝化过程^[32]，削弱了湿润条件下的氮同位素分馏。

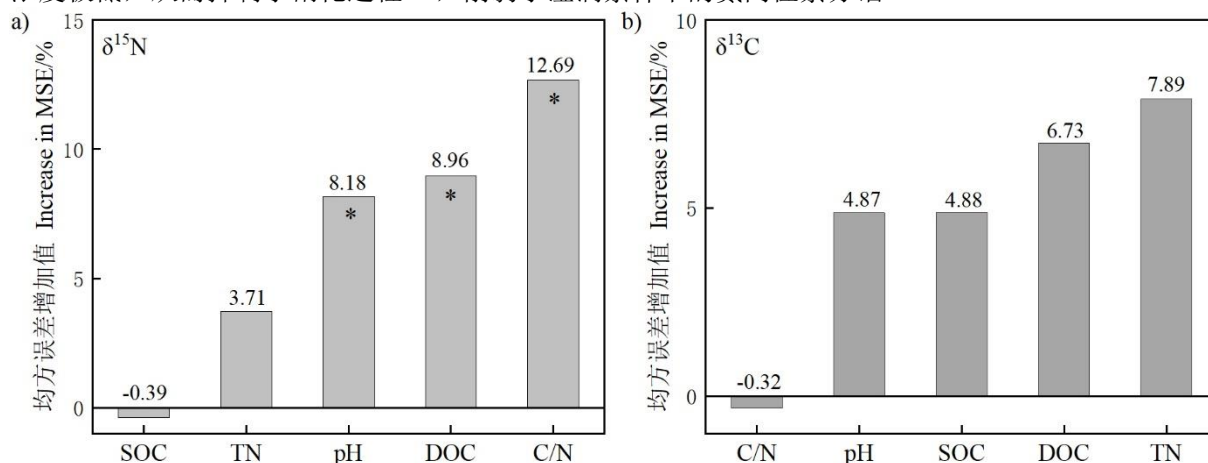


图 8 环境因子对稳定碳氮同位素丰度值的影响 (a. $\delta^{15}\text{N}$, b. $\delta^{13}\text{C}$)

Fig. 8 Effect of environmental factors on the abundance values of stable carbon and nitrogen isotopes (a. $\delta^{15}\text{N}$, b. $\delta^{13}\text{C}$)

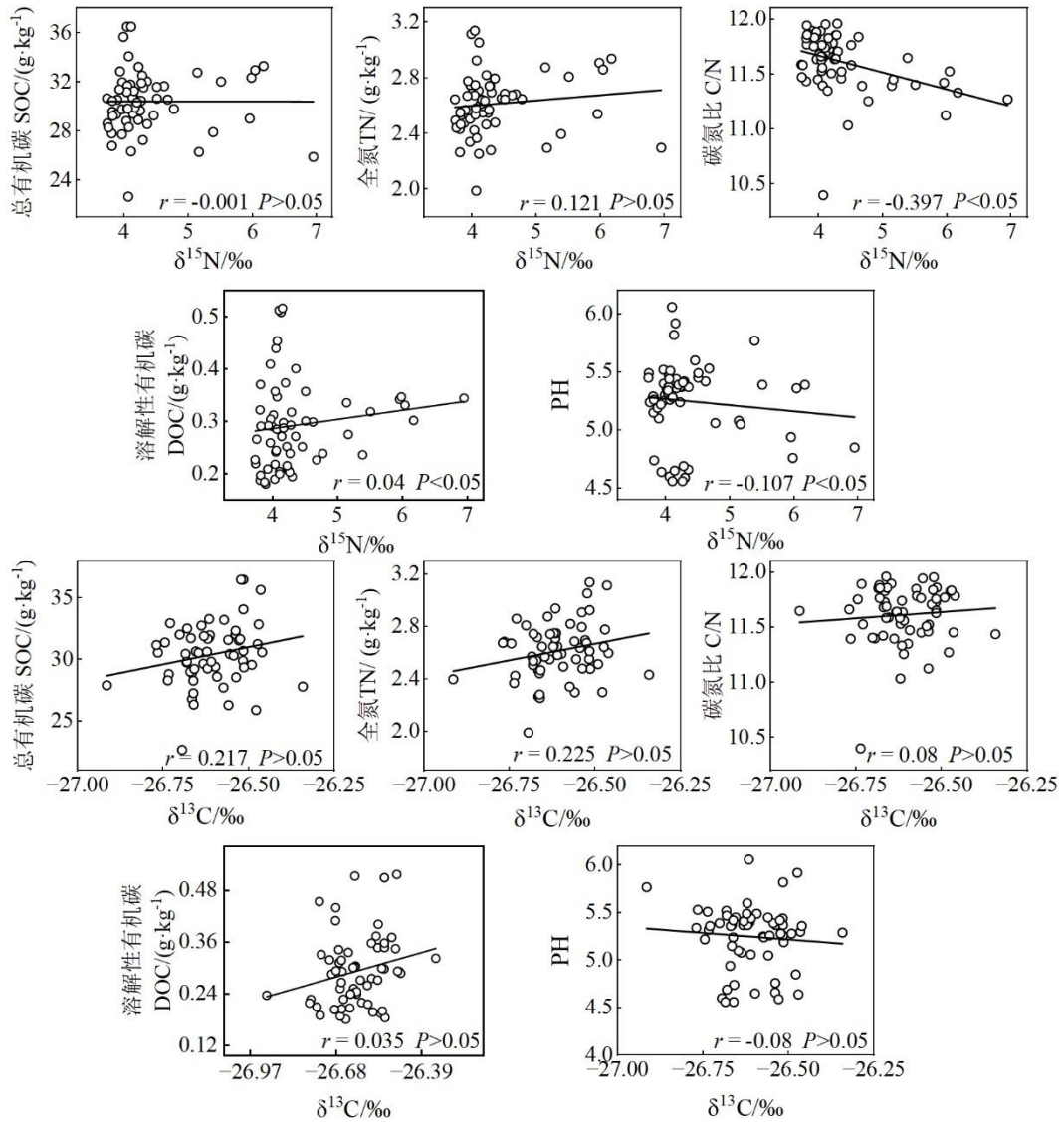


图 9 稳定碳氮同位素与各理化指标之间的线性回归

Fig. 9 Linear regression between stable carbon and nitrogen isotopes and various physical and chemical indicators

3.2 稳定碳氮同位素信号变化对碳源解析精准性的影响

在本研究所设定的 4 种水分情景中，稳定同位素信号对有机碳来源解析的影响呈现出“碳稳氮敏”的特征。首先， $\delta^{13}\text{C}$ 在碳源解析结果中最优。于不同水分情景下， $\delta^{13}\text{C}$ 的贡献偏差均小于 10%（图 7），且 UI_{90} 、MAE 和 RMSE 均为最低值。表明其在矿化、溶解-再吸附等生物化学过程中分馏效应有限，具备作为核心示踪剂的稳健性。相较之下， $\delta^{15}\text{N}$ 的碳源解析误差偏高，原因在于水分条件能够通过调控微生物氮转化途径诱导同位素分馏：淹水与干湿交替促进了反硝化过程以及氮库的周转（图 7），从而放大分馏并引起端元重叠，导致平均源贡献偏差高达 11.39%。 $\delta^{13}\text{C}$ 与 $\delta^{15}\text{N}$ 联合示踪在多数情境下提高了解析精度，但在淹水和干湿交替初期仍表现出较高偏差（图 7），这表明 $\delta^{15}\text{N}$ 的分馏效应在极端水分事件下可能会干扰 $\delta^{13}\text{C}$ 与 $\delta^{15}\text{N}$ 的联合示踪结果。尽管 $\delta^{15}\text{N}$ 在本研究中作为有机碳来源示踪剂存在一定局限，但其与 $\delta^{13}\text{C}$ 联合示踪在区分多个复杂有机碳来源方面更加可靠^[33]。此外， $\delta^{15}\text{N}$ 在环境示踪领域仍具有不可替代的价值。大量研究表明， $\delta^{15}\text{N}$ 已被广泛应用于农业区、城市区、矿区等多种典型区域的污染源识别、迁移和转化研究^[34-35]。由于污染源类型多样、反应机理复杂， $\delta^{15}\text{N}$ 常与其他同位素联合使用^[34]，例如 $\delta^{13}\text{C}$ 、 $\delta^{11}\text{B}$ 、 $\delta^2\text{H}$ 、 $\delta^{18}\text{O}$ 、 $\delta^{34}\text{S}$ 等，以提高源解析精准性。

此外，由于混合物中不同土地利用类型的有机碳组分存在差异，可能对有机碳来源解析的精准

性具有潜在影响。在微生物分解过程中，易降解组分的优先利用会引起稳定同位素分馏，可能导致不同来源有机碳的贡献率估算产生偏差，进而影响解析结果。大量的前人研究证明，不同土地利用类型的土壤有机碳组分差异巨大。例如，耕地在人工轮作作用下，土壤通透性和疏松性增强，为微生物分解土壤有机质创造了有利环境，从而加速了难降解物质的分解^[36]。同时，耕地较低的植被覆盖率也加剧了水力扰动下的侵蚀与养分流失^[37]。林地样品主要采自常绿阔叶林，相较草地与耕地的非木本植被，其植物组织中木质素、木栓质等难降解成分含量更高，这些化学惰性物质促进了有机碳的长期积累^[38]。草地生态系统则因有机质输入较高、受扰动频率较低，积累了大量活性有机碳^[39]。这些组分上的差异，可能导致本研究在单独使用 $\delta^{15}\text{N}$ 示踪时误差较大，例如农田和草地来源中分别有 90% 和 85% 的贡献比超出误差范围（贡献偏差>10%），而林地来源仅有 5% 超出误差范围。这些结果进一步印证了有机碳组分差异对来源解析结果具有重要影响。

3.3 未来与展望

本文加深了对气候变化背景下 $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 信号分馏过程与机制的理解，为有机碳源解析方法提供了科学支撑。但由于自然环境是一个复杂的多相系统，本文在微观尺度上对 $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 信号分馏过程与机制的揭示尚存在诸多不足。未来的研究应拓宽环境因子维度和土壤类型，耦合同位素与多示踪技术，开发分馏效应校正与预测模型。并基于原位监测技术，将微观与宏观相结合，以检验并构建一个更具普适性的有机碳源解析框架，进一步提升稳定同位素技术在不同环境中的适用性与准确性。针对上述问题，未来需要着重从以下几个方向开展后续的研究：

（1）拓展环境因子维度。随着极端气候事件频率和强度的增加，有机碳来源解析面临新的挑战。本研究已揭示极端水分条件下稳定碳氮同位素信号变化规律及其对有机碳来源解析精准性的影响。未来可进一步考察温度、光照等环境因子对同位素分馏特征及其对源解析精度的作用，从而提升结论在不同气候区的普遍适用性。

（2）检验土壤类型的普适性。 $\delta^{13}\text{C}$ 的稳健性与 $\delta^{15}\text{N}$ 的敏感性在不同土壤类型（如偏碱性的石灰性土壤、有机质含量极高的黑土等）中是否依然成立，仍需系统验证。未来研究应涵盖更广泛土壤类型，以检验并构建一个更具普适性的有机碳源解析框架。

（3）耦合同位素与多示踪技术。将稳定同位素与其他示踪剂结合，可有效应对水分胁迫下的复杂环境过程。化合物特异性稳定同位素分析（CSSI）是一项前景广阔的来源示踪技术，其在沉积物降解迁移及早期成岩作用过程中能保持较高的稳定性^[40]。热裂解/氧化（Ramped Pyrolysis/Oxidation, RPO）是示踪有机碳来源的新手段，其基于 RPO 热谱图（逐步加热有机物并记录其在不同温度下裂解/氧化速率的变化）的多端元混合模型。相较于传统的来源示踪方法，其能在复杂的多源系统对不同来源进行有效区分，具有较强的可靠性^[41]。

（4）开发分馏效应校正与预测模型。本研究显示 $\delta^{15}\text{N}$ 在淹水与干湿交替条件下分馏效应显著，从而影响源解析的准确性。未来研究可通过在混合模型（如 MixSIAR）中引入分馏因子或关键环境因子进行校正，提升模型对非稳态条件的适应性。此外，将机器学习方法与贝叶斯模型相结合，构建校正与预测工具，有望增强源解析在复杂情境下的鲁棒性与预测能力。

（5）开展原位观测与验证。室内培养条件虽能精确控制水分梯度，但与自然环境中复杂多变的水文、温度、植被覆盖及生物扰动等环境条件存在差异，可能影响同位素分馏过程的真实响应。因此，未来研究有必要在典型流域或生态系统中开展原位观测与验证，结合长期定位监测与多尺度采样，进一步检验在真实环境中的适用性，提升有机碳源解析模型在复杂自然条件下的预测能力与可靠性。

4 结论

本研究通过开展 4 种水分情景（干旱、湿润、淹水和干湿交替）下的土壤培养试验，结合贝叶斯混合模型（MixSIAR）和随机森林模型等方法，系统探究了水分驱动下稳定碳氮同位素信号的变化特征及其对有机碳来源解析精准性的影响。土壤 $\delta^{13}\text{C}$ 信号表现出高度稳定性与保守性。在不同水分条件下， $\delta^{13}\text{C}$ 变化幅度极小，且受土壤理化环境影响不显著，其源贡献偏差普遍低于 10%，MAE 和 RMSE 均保持最低水平，可作为有机碳来源解析的稳健示踪剂。相比之下， $\delta^{15}\text{N}$ 信号对水分变化敏感，尤其在极端水分条件下。此外，C/N、DOC 和 pH 等土壤理化因子也通过影响氮转化过程间

接调控 $\delta^{15}\text{N}$ 。 $\delta^{13}\text{C}+\delta^{15}\text{N}$ 联合示踪在多数水分情景下能提高解析精度,但在极端水分波动初期仍受 $\delta^{15}\text{N}$ 分馏干扰,导致部分源贡献偏差超过 10%。总体上,水分条件通过调控微生物代谢途径及碳氮可利用性,对 $\delta^{13}\text{C}$ 和 $\delta^{15}\text{N}$ 同位素信号产生差异化影响。

参考文献 (References)

- [1] Borrelli P, Alewell C, Yang J E, et al. Towards a better understanding of pathways of multiple co-occurring erosion processes on global cropland[J]. *International Soil and Water Conservation Research*, 2023, 11(4): 713-725.
- [2] Shi Z H, Liu Q J, Zhang H Y, et al. Study on soil erosion and conservation in the past 10 years: Progress and prospects[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2020, 57(5): 1117-1127. [史志华, 刘前进, 张含玉, 等. 近十年土壤侵蚀与水土保持研究进展与展望[J]. *土壤学报*, 2020, 57(5): 1117-1127.]
- [3] Lal R. Soil erosion and the global carbon budget[J]. *Environment International*, 2003, 29(4): 437-450.
- [4] Li Z Y, Fang H Y. Impacts of climate change on water erosion: A review[J]. *Earth-Science Reviews*, 2016, 163: 94-117.
- [5] Zhao Y J. Analysis of the current situation and key issues in soil and water conservation monitoring[J]. *Soil and Water Conservation in China*, 2025(8): 14-18. [赵永军. 水土保持监测形势分析与主要问题探讨[J]. *中国水土保持*, 2025(8): 14-18.]
- [6] Sun Y Z, Nie X D, Li Z W, et al. The applicability of commonly-used tracers in identifying eroded organic matter sources[J]. *Journal of Hydrology*, 2021, 603: 126949.
- [7] Meng L Z, Zhao Z L, Lu L F, et al. Source identification of particulate organic carbon using stable isotopes and n-alkanes: Modeling and application[J]. *Water Research*, 2021, 197: 117083.
- [8] Yang C R, Li Z W, Wang S L, et al. Anthropogenic activities control the source dynamics of sediment organic carbon in the lower reach of an inland river[J]. *Water Research*, 2023, 233: 119779.
- [9] Liu J K, Han G L. Tracing riverine particulate black carbon sources in Xijiang River Basin: Insight from stable isotopic composition and Bayesian mixing model[J]. *Water Research*, 2021, 194: 116932.
- [10] Stock B C, Jackson A L, Ward E J, et al. Analyzing mixing systems using a new generation of Bayesian tracer mixing models[J]. *PeerJ*, 2018, 6: e5096.
- [11] Dai W. Study on accuracy and method optimization of compound fingerprint identification of sediment source[D]. Yangling, Shaanxi: Northwest A & F University, 2024. [戴伟. 复合指纹识别泥沙来源的准确性及方法优化研究[D]. 陕西杨凌: 西北农林科技大学, 2024.]
- [12] Riddle B, Fox J, Mahoney D T, et al. Considerations on the use of carbon and nitrogen isotopic ratios for sediment fingerprinting[J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 817: 152640.
- [13] Li Z W, Li J Q, Wang L X, et al. Spatial-temporal variation and attribution analysis of soil erosion in Dongting Lake Basin in recent 40 years based on CSLE-TLSD coupling model[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2023, 37(5): 207-214, 266. [李忠武, 李嘉奇, 王凌霞, 等. 基于 CSLE-TLSD 耦合模型的近 40 年洞庭湖流域土壤侵蚀时空分异及归因分析[J]. *水土保持学报*, 2023, 37(5): 207-214, 266.]
- [14] Wang L X, Nie X D, Li J Q, et al. Erosion-induced recovery CO_2 sink offset the horizontal soil organic carbon removal at the basin scale[J]. *Scientia Sinica: Terrae*, 2024, 54(6): 2050-2064. [王凌霞, 聂小东, 李嘉奇, 等. 流域水力侵蚀碳汇效应对土壤碳流失的平衡作用[J]. *中国科学: 地球科学*, 2024, 54(6): 2050-2064.]
- [15] Yang L, Deng M, Wang J L, et al. Spatial-temporal evolution of land use and ecological risk in Dongting Lake Basin during 1980-2018[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2021, 41(10): 3929-3939. [杨伶, 邓敏, 王金龙, 等. 近 40 年来洞庭湖流域土地利用及生态风险时空演变分析[J]. *生态学报*, 2021, 41(10): 3929-3939.]
- [16] Zhang B, Yao S H, Hu F. Microbial biomass dynamics and soil wettability as affected by the intensity and frequency of wetting and drying during straw decomposition[J]. *European Journal of Soil Science*, 2007, 58(6): 1482-1492.
- [17] Borch T, Ambus P, Laturnus F, et al. Biodegradation of chlorinated solvents in a water unsaturated topsoil[J]. *Chemosphere*, 2003, 51(2): 143-152.
- [18] Cabral Nascimento R, Jamil Maia A, Jacques Agra Bezerra da Silva Y, et al. Sediment source apportionment using geochemical composite signatures in a large and polluted river system with a semiarid-coastal interface, Brazil[J]. *Catena*, 2023, 220: 106710.
- [19] Collins A L, Walling D E, Webb L, et al. Apportioning catchment scale sediment sources using a modified composite fingerprinting technique incorporating property weightings and prior information[J]. *Geoderma*, 2010, 155(3/4): 249-261.
- [20] Müller-Nedebock D, Chaplot V. Soil carbon losses by sheet erosion: A potentially critical contribution to the global carbon cycle[J]. *Earth Surface Processes and Landforms*, 2015, 40(13): 1803-1813.
- [21] Ji X L, Xie R T, Hao Y, et al. Quantitative identification of nitrate pollution sources and uncertainty analysis based on dual isotope approach in an agricultural watershed[J]. *Environmental Pollution*, 2017, 229: 586-594.
- [22] Song Y G, Chen X L, Li Y, et al. Quantifying the provenance of dune sediments in the Taklimakan Desert using machine learning, multidimensional scaling and sediment source fingerprinting[J]. *Catena*, 2022, 210: 105902.
- [23] Yan Z F, Bond-Lamberty B, Todd-Brown K E, et al. A moisture function of soil heterotrophic respiration that incorporates microscale processes[J]. *Nature Communications*, 2018, 9: 2562.
- [24] Schimel J P. Life in dry soils: Effects of drought on soil microbial communities and processes[J]. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 2018, 49: 409-432.
- [25] Xie Z H, Gao Z Y, Guo L L, et al. Responses of soil microbial activities and biomass to drying and wetting—A review[J]. *Soils and Crops*, 2020, 9(4): 348-354. [谢志煌, 高志颖, 郭丽丽, 等. 土壤微生物活性和生物量对干湿交替的响应[J]. *土壤与作物*, 2020, 9(4): 348-354.]

- [26] Tiemann L K, Billings S A. Changes in variability of soil moisture alter microbial community C and N resource use[J]. *Soil Biology & Biochemistry*, 2011, 43(9): 1837-1847.
- [27] Wang H, Yan Z F, Ju X T, et al. Quantifying nitrous oxide production rates from nitrification and denitrification under various moisture conditions in agricultural soils: Laboratory study and literature synthesis[J]. *Frontiers in Microbiology*, 2023, 13: 1110151.
- [28] Huang T, Gao B, Hu X K, et al. Ammonia-oxidation as an engine to generate nitrous oxide in an intensively managed calcareous Fluvo-aquic soil[J]. *Scientific Reports*, 2014, 4: 3950.
- [29] Sun Y Z. Screening of eroded soil organic carbon source tracers and their influence on source identification accuracy[D]. Changsha: Hunan University, 2022. [孙旖泽. 土壤有机碳来源信号的筛选及其对解析精准性的影响[D]. 长沙: 湖南大学, 2022.]
- [30] Marty C, Houle D, Courchesne F, et al. Soil C: N ratio is the main driver of soil $\delta^{15}\text{N}$ in cold and N-limited eastern Canadian forests[J]. *Catena*, 2019, 172: 285-294.
- [31] Ma W M, Li Z W, Ding K Y, et al. Effect of soil erosion on dissolved organic carbon redistribution in subtropical red soil under rainfall simulation[J]. *Geomorphology*, 2014, 226: 217-225.
- [32] Elrys A S, Wang J, Metwally M A S, et al. Global gross nitrification rates are dominantly driven by soil carbon-to-nitrogen stoichiometry and total nitrogen[J]. *Global Change Biology*, 2021, 27(24): 6512-6524.
- [33] Bahadori M, Chen C R, Lewis S, et al. A novel approach of combining isotopic and geochemical signatures to differentiate the sources of sediments and particulate nutrients from different land uses[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 655: 129-140.
- [34] Biddau R, Cidu R, Da Pelo S, et al. Source and fate of nitrate in contaminated groundwater systems: Assessing spatial and temporal variations by hydrogeochemistry and multiple stable isotope tools[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 647: 1121-1136.
- [35] Ren X W, Yue F J, Tang J H, et al. Nitrate transformation and source tracking of rivers draining into the Bohai Sea using a multi-tracer approach combined with an optimized Bayesian stable isotope mixing model[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2024, 463: 132901.
- [36] Zhao Z H, Gao S F, Lu C Y, et al. Effects of different tillage and fertilization management practices on soil organic carbon and aggregates under the rice-wheat rotation system[J]. *Soil and Tillage Research*, 2021, 212: 105071.
- [37] Duan K N. Spatial differentiation of soil active organic carbon and its response to land use in Dongting Lake Basin[D]. Jingzhou, Hubei: Yangtze University, 2024. [段康宁. 洞庭湖流域土壤活性有机碳空间分异特征及其对土地利用的响应[D]. 湖北荆州: 长江大学, 2024.]
- [38] Huang S W, Zhao Y K, Zhu X Y, et al. Integrated analysis of soil organic matter molecular composition changes under different land uses[J]. *Environmental Science*, 2024, 45(5): 2848-2858. [黄世威, 赵一锴, 朱馨雨, 等. 不同土地利用方式下土壤有机质分子组成变化的整合分析[J]. *环境科学*, 2024, 45(5): 2848-2858.]
- [39] Yang E N. Soil-carbon characteristics and stability in different ecosystems on the Loess Plateau[D]. Yangling, Shaanxi: Northwest A & F University, 2022. [杨娥女. 黄土高原不同生态系统土壤有机碳特征和稳定性研究[D]. 陕西杨凌: 西北农林科技大学, 2022.]
- [40] Lizaga I, Bodé S, Gaspar L, et al. Legacy of historic land cover changes on sediment provenance tracked with isotopic tracers in a Mediterranean agroforestry catchment[J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 288: 112291.
- [41] Wang J, Zhang F, Cui X Q, et al. Tracing organic carbon sources with ramped pyrolysis/oxidation[J]. *Geophysical Research Letters*, 2025, 52(16): e2025GL115321.

(责任编辑: 檀满枝)