

DOI:10.13869/j.cnki.rswc.2024.02.015.

叶志成, 张莉莉, 廖凯华, 等. 基于 Morris 和 Sobol 法的茶园地上部生物量与氮磷流失模拟敏感性分析[J]. 水土保持研究, 2024, 31(2): 43-51.

Ye Zhicheng, Zhang Lili, Liao Kaihua, et al. Sensitivity Analysis of Simulation of Aboveground Biomass and Nitrogen and Phosphorus Losses in Tea Plantation Based on Morris and Sobol Methods[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2024, 31(2): 43-51.

# 基于 Morris 和 Sobol 法的茶园地上部生物量与氮磷流失模拟敏感性分析

叶志成<sup>1,2</sup>, 张莉莉<sup>1,2</sup>, 廖凯华<sup>1</sup>, 朱青<sup>1</sup>, 赖晓明<sup>1</sup>, 郭长强<sup>1</sup>

(1.中国科学院南京地理与湖泊研究所流域地理学重点实验室, 南京 210008; 2.中国科学院大学南京学院, 南京 211135)

**摘要:** [目的]揭示土壤、地形和作物参数对 DNDC 模型模拟的茶园地上部生物量与氮磷流失量的影响程度, 识别各模型输出的最敏感参数, 为模型的率定提供指导方案。 [方法]基于天目湖流域茶园径流小区数据和 DNDC 模型, 应用定性的 Morris 法和定量的 Sobol 法对模拟的茶园地上部生物量、氮磷流失量(包括氮磷淋失量和含氮气体排放量)和水分渗漏量进行敏感性分析, 评估了各个模型输出结果的敏感参数, 并借助蒙特卡洛方法量化模型输出的不确定性。 [结果]对地上部生物量产生最主要影响的参数为成熟作物中籽粒占总生物量之比; 对氮淋失量产生最主要影响的参数为土壤黏粒含量; 对磷淋失量产生最主要影响的参数为土壤容重; 对水分渗漏量产生最主要影响的参数为坡度; 对 N<sub>2</sub>O 排放量产生最主要影响的参数为初始土壤有机碳含量; 对 NO 排放量和对 NH<sub>3</sub> 排放量产生最主要影响的参数为土壤 pH。各输出结果中, 磷淋失量的不确定性最大, 变异系数为 43.84%; 水分渗漏量的不确定性最小, 变异系数为 2.36%。 Morris 法和 Sobol 法相比, Morris 法优在方便省时, Sobol 法优在准确全面, 两种方法得到的参数敏感度排序总相关性为 0.86, 具有一定可替代性。 [结论]在率定模型之前, 先应用 Morris 法确定敏感参数的范围, 再应用 Sobol 法精确量化, 从而快速准确地筛选出模型敏感参数。在此基础上, 固定非敏感参数, 先重点校正敏感作物参数, 再校正敏感土壤参数。本研究可为 DNDC 模型参数的本地化提供科学支撑, 提高该模型对天目湖流域茶园生态系统的模拟精度和效率。

**关键词:** 敏感性分析; DNDC 模型; 天目湖流域

中图分类号: S571.1; S152; S153

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2024)02-0043-09

## Sensitivity Analysis of Simulation of Aboveground Biomass and Nitrogen and Phosphorus Losses in Tea Plantation Based on Morris and Sobol Methods

Ye Zhicheng<sup>1,2</sup>, Zhang Lili<sup>1,2</sup>, Liao Kaihua<sup>1</sup>, Zhu Qing<sup>1</sup>, Lai Xiaoming<sup>1</sup>, Guo Changqiang<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Watershed Geographic Sciences, Nanjing Institute of Geography and Limnology, CAS, Nanjing 210008, China; 2. College of Nanjing, University of Chinese Academy of Sciences, Nanjing 211135, China)

**Abstract:** [Objective] The objectives of this study are to assess the influence of soil, topography, and crop parameters on the simulation accuracy of aboveground biomass and losses of nitrogen and phosphorus in tea gardens using the DNDC model, to identify the most sensitive parameters for each model output, and to provide guidance for calibrating the model. [Methods] Based on the data of tea garden plot in the Tianmu Lake Basin and DNDC model, qualitative Morris method and quantitative Sobol method were applied to carry out sensitivity analysis on the simulated aboveground biomass, nitrogen and phosphorus loss (including nitrogen and phosphorus leaching and nitrogenous gas emissions) and water leaching of tea garden, and to

收稿日期: 2023-03-23

修回日期: 2023-04-18

资助项目: 国家自然科学基金面上项目(42171077); 江苏省碳达峰碳中和科技创新专项资金项目(BK20220042); 中国科学院青年创新促进会基金(2020317); 中国科学院南京地理与湖泊研究所自主部署科研项目(NIGLAS2022GS10)

第一作者: 叶志成(1999—), 男, 安徽马鞍山人, 硕士研究生, 研究方向为氮磷生物地球化学循环。E-mail: yezhicheng21@mails.ucas.ac.cn

通信作者: 廖凯华(1984—), 男, 江西吉安人, 博士, 副研究员, 主要从事农业面源氮磷流失模拟与控制研究。E-mail: khliao@niglas.ac.cn

<http://stbcyj.paperonce.org>

evaluate the sensitive parameters of each output. The uncertainty of model output was quantified by Monte Carlo method. [Results] The most important parameter affecting aboveground biomass is the grain fraction of total biomass at maturity, the most important parameter affecting nitrogen leaching is soil clay fraction, the most important parameter affecting phosphorus leaching is soil bulk density, the most important parameter affecting water leaching is slope gradient, the most important parameter affecting  $N_2O$  emission is the initial soil organic carbon (SOC) content, and the most important parameter affecting NO emission and  $NH_3$  emission is soil pH value. Among the output results, the uncertainty of phosphorus leaching loss is the largest, and the coefficient of variation is 43.84%. The uncertainty of water leakage is the least, and the coefficient of variation is 2.36%. Compared with Sobol method, Morris method is convenient and time-saving, while Sobol method is accurate and comprehensive. The correlation comparison of parameter sensitivity ranking obtained by the two methods is 0.86, which has certain substitutability. [Conclusion] Before calibrating the model, it is advisable to employ the Morris method for preliminary identification of sensitive parameters and subsequently utilize the Sobol method for precise quantification. This approach enables efficient and accurate screening of the model's sensitive parameters. Based on this premise, the correction of sensitive crop parameters is prioritized while keeping non-sensitive parameters fixed, followed by addressing sensitive soil parameters. The results of this study can provide scientific support for the localization of DNDC model and improve the simulation accuracy and efficiency of the tea garden ecosystem in the Tianmu Lake Basin.

**Keywords:** sensitivity analysis; DNDC model; Tianmu Lake Basin

基于过程的生物地球化学模型作为模拟一系列生态现象和生态过程的有效工具,对于研究土壤-作物系统中的物质运移和元素转化等过程有重要意义。相比于有限的点位观测和大田试验,生物地球化学模型具有可重复、耗时短的优点,可以有效节约人力和物力成本。但是为了模拟生态系统中的复杂过程,模型往往被构建为一个复杂的动态系统,其中包含大量的输入参数,而这些参数均具有不同程度的不确定性,这种不确定性会严重影响模型输出的准确性。因此,通过敏感性和不确定性分析识别模型输出不确定性的来源及影响程度,被认为是应用模型的先决条件<sup>[1]</sup>。通过敏感性分析可以识别不同模型参数对于模型输出的影响程度,对于影响程度较小的模型参数采用经验值,着重研究分析影响程度大的模型参数,从而提高模型率定的效率与精度<sup>[2]</sup>。不确定性分析结果显示出对模型输出结果误差的估计。这两种分析方法往往结合使用,以提升模型结果的可靠性。基于过程的 DNDC 模型由于其对土壤碳氮迁移过程的准确追踪和模型的易操作性,在中国各地都得到了广泛应用,其敏感性也得到了广泛检验。但是前人的研究领域大多集中在农田<sup>[3]</sup>、果园<sup>[4]</sup>和湿地<sup>[5]</sup>等,很少有研究关注 DNDC 模型在东南湿润区坡地茶园模拟领域的效果,并且前人的研究通常采用单一敏感性分析方法进行敏感性分析,很少结合多种方法。当选用的敏感性分析方法不同时,预测的参数敏感性也会发生变化。在中国,茶树作为一种重要的经济作物被广

泛种植,茶园为了追求经济效益,往往施用大量化肥,导致过量的活性氮磷残留在土壤中,造成土壤酸化和氮磷的大量淋失。同时,前人的研究也发现茶园土壤是亚热带地区乃至全球  $N_2O$  排放的重要来源,排放因子远远高于其他农田<sup>[6]</sup>。近年来,天目湖流域内大量林地被开发为茶园,茶园面积在 2017 年已经扩大到流域面积的 10%<sup>[7]</sup>,由于茶叶种植能带来巨大的经济效益,这种增长可能会一直持续。且流域内茶园多为坡面种植,结合流域土壤土层较薄的特点,在降雨事件发生时存在极高的面源氮磷流失风险。实地调查表明,由于茶园的迅速扩张,已经导致天目湖水质急剧恶化<sup>[8]</sup>。因此,深入研究茶园土壤的氮磷迁移、转化过程以及土壤与作物之间的耦合关系具有重要的现实意义。本研究利用定性(Morris 法)和定量(Sobol 法)两种敏感性分析方法和基于蒙特卡洛的不确定性分析方法,基于流域内径流小区实测数据,确定 DNDC 模型的输出结果(茶园的地上部生物量、氮磷淋失量、水分渗漏量以及  $N_2O$ , NO 和  $NH_3$  排放量)对土壤、地形和作物参数的全局敏感性,并对其进行排序确定每个模型输出的最敏感参数,探讨敏感参数出现的原因,并量化每个输出结果的不确定性,为实现茶园土壤氮磷运移转化过程的准确模拟提供基础。

## 1 材料与方 法

### 1.1 站点概况及参数选择

本研究以中国科学院南京地理与湖泊研究所“天

目湖流域生态观测研究站”(北纬  $31^{\circ}16'8''$ , 东经  $119^{\circ}24'32''$ ) 为例, 基于站点观测到的气象数据、土壤数据和农业管理数据进行分析。该地区位于天目湖流域, 气候为亚热带季风性气候, 多年平均温度  $17.3^{\circ}\text{C}$ 。多年平均降水量为  $1\,165.3\text{ mm}$ , 大约 65% 的降水集中在 6—9 月份。试验区位于低山丘陵区 (高程  $<200\text{ m}$ ), 坡面为直型坡, 平均坡度  $9^{\circ}$ , 接近天目湖流域茶园平均种植坡度, 坡面土壤类型为黄棕壤, 渗透能力强, 难以形成地表径流, 大量水肥以壤中流的形式输移<sup>[9]</sup>。坡上等高种植茶树, 修剪、除草等管理措施均为当地常规管理方式, 据调查流域内茶园一年施肥两次, 合计折氮量为  $400\sim 600\text{ kg/hm}^2$ , 折磷量为  $100\sim 150\text{ kg/hm}^2$ 。茶园坡地小区的坡顶、坡中和坡底分别设有土壤水样监测点, 在土层底部放入土壤渗滤液采集器, 从 2019 年 12 月开始以大约每月一次的频率采集土壤水分渗滤液, 测定其溶解性总氮浓度 (DTN)、溶解性总磷浓度 (DTP)、硝态氮浓度 ( $\text{NO}_3^- \text{-N}$ ) 和正磷酸盐浓度 ( $\text{PO}_4^{3-} \text{-P}$ ) 等数据。每年的 3 月和 11 月各施肥一次, 肥料累计折氮量和折磷量分别为  $306.75, 106.08\text{ kg/hm}^2$ , 并在 3 月追肥后对茶树进行采摘和修剪, 测定所采茶叶的水浸出物、茶多酚和游离氨基酸等指标和干茶重。

模型模拟输入的气象数据来自观测站实地测量数据, 选取 2018—2020 年 3 年的逐日最高气温、最低气温和日降雨量输入模型 (图 1), 模型最后的输出值取 3 a 的平均值。所需的土壤和地形参数主要来源于田间试验的实测值, 使用土钻采集坡地小区不同深度土壤样品, 风干后测定其田间持水量、质地、容重等。作物参数选取 DNDC 模型中的默认值。各参数的取值范围为标准值  $\pm 10\%$ , 并假定所有参数的分布为均匀分布 (表 1)。

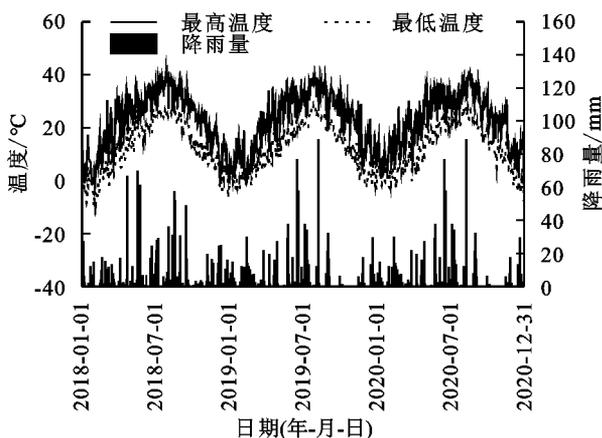


图 1 2018—2020 年天目湖流域气象因子时间变化

Fig. 1 Temporal variation of meteorological factors in Tianmu Lake Basin from 2018 to 2020

表 1 选取的 DNDC 模型参数及取值范围

Table 1 Selected parameters and their value ranges in DNDC model

参数	描述	标准值	上下限
$S_1$	容重/ $(\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$	1.05	0.945~1.155
$S_2$	pH 值	6.41 <sup>[10]</sup>	5.769~7.051
$S_3$	田间持水量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3})$	0.21	0.189~0.231
$S_4$	萎蔫点/ $(\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3})$	0.12 <sup>[11]</sup>	0.108~0.132
$S_5$	黏粒含量/%	0.175	0.158~0.193
$S_6$	孔隙度/%	0.29	0.261~0.319
$S_7$	初始土壤有机碳含量/ $(\text{kg} \cdot \text{kg}^{-1})$	0.032 <sup>[12]</sup>	0.029~0.035
$T_1$	坡度/ $(^{\circ})$	20.00	18~22
$P_1$	最大籽粒产量/ $(\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2} \cdot \text{a}^{-1})$	20.00	18~22
$P_2$	成熟时籽粒占总生物量之比/%	0.02	0.018~0.022
$P_3$	成熟时叶占总生物量之比/%	0.50	0.45~0.55
$P_4$	成熟时茎占总生物量之比/%	0.20	0.18~0.22
$P_5$	籽粒碳氮比	15.00	13.5~16.5
$P_6$	叶碳氮比	15.00	13.5~16.5
$P_7$	茎碳氮比	25.00	22.5~27.5
$P_8$	根碳氮比	35.00	31.5~38.5
$P_9$	生长积温/ $^{\circ}\text{C}$	3000.00	2700~3300
$P_{10}$	最佳生长温度/ $^{\circ}\text{C}$	30.00	27~33
$P_{11}$	需水系数/ $(\text{g} \cdot \text{g}^{-1})$	550.00	495~605

## 1.2 DNDC 模型

DNDC (DeNitrification-DeComposition) 模型是一个基于过程的生物地球化学模型, 其核心是模拟农业生态系统中碳氮等元素的运移转化等过程<sup>[13]</sup>, 在预测农作物产量、农田土壤碳动态、化肥对水体污染及农田温室气体排放等方面得到了广泛应用。模型由两部分组成, 第一部分包括土壤气候、作物生长和有机物分解 3 个子模型, 通过气候、土壤、作物和农业管理措施 4 个驱动因素来模拟土壤环境条件 (温度、湿度、pH 值、氧化还原电位等)、作物生长 (作物对氮磷和水的吸收量和作物根、茎、叶和籽粒的生长量) 和土壤碳氮库的动态变化 [ $\text{CO}_2$  的产生、 $\text{NH}_4^+ \text{-N}$ ,  $\text{NO}_3^- \text{-N}$  和土壤有机碳 (SOC) 浓度剖面]; 第二部分由硝化、反硝化和发酵子模型组成, 有机物分解产生的碳氮磷等元素被输入这 3 个子模型中, 进而模拟出氮磷的淋失量以及  $\text{N}_2\text{O}$ ,  $\text{NO}$ ,  $\text{N}_2$ ,  $\text{NH}_3$  和  $\text{CH}_4$  的生产、消耗和排放。

## 1.3 敏感性分析方法

敏感性分析方法主要分为局部敏感性分析和全局敏感性分析两种, 局部敏感性分析通过逐一改变单个参数的值来分析单个参数变化对模型输出变量的影响, 适用于线性或接近线性的模型, 而全局敏感性分析则充分考虑了多个参数变化及参数之间的交互作用对模型输出变量的影响, 适用于耦合过程较多的非线性模型。全局敏感性也可以分为定性和定量两种, 定性分析主要评价各参数对模型结果影响的相对

大小,方法包括 Morris 参数筛选法<sup>[14]</sup>和多元回归法等;而定量方法则可以给出每个参数对模型结果的贡献率,包括基于方差的 Sobol 法<sup>[15]</sup>和扩展傅里叶幅度检验法。

1.3.1 Morris 法 Morris 法是一种是在局部敏感性分析方法一次一个变量法(one-at-a-time method)基础上改良而成的一种全局敏感性分析方法,其原理是通过一次只改变一个参数的取值方法轮流计算参数的基本效应值( $EE_i$ ),计算公式如下:

$$EE_i = \frac{f(X_1, X_2, \dots, X_i + \Delta, \dots, X_k) - f(X_1, X_2, \dots, X_k)}{\Delta} \quad (1)$$

式中: $EE_i$ 为第  $i$  个单位的基本效应值; $f(X_1, X_2, \dots, X_i + \Delta, \dots, X_k)$ 为参数变化后模型的输出; $f(X_1, X_2, \dots, X_k)$ 为参数变化前模型的输出; $\Delta$ 为参数的变化量。

Morris 敏感性指数的计算公式为:

$$\mu_i = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r EE_i \quad (2)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{r-1} \sum_{j=1}^r (EE_i - \mu_i)^2} \quad (3)$$

式中:平均值  $\mu_i$  越大代表参数  $X_i$  对模型输出的影响越大,即敏感性越强;标准差  $\sigma_i$  则代表参数之间交互作用的强弱, $\sigma_i$  值越高,交互作用越强<sup>[14]</sup>。

1.3.2 Sobol 法 相对于定性的 Morris 筛选法,基于方差的 Sobol 法可以定量求解复杂非线性模型中各个参数及参数间相互作用所产生的敏感性,其主要思想是将模型函数分解成多项递增项之和,通过随机采样计算参数对模型响应的总方差( $V$ )及各项偏差( $V_1, V_{ij}, \dots, V_{1,2,\dots,n}$ ),求得各参数的灵敏度。

Sobol 敏感性指数的计算公式为:

一阶敏感性指数

$$S_i = \frac{V_i}{V} \quad (4)$$

二阶敏感性指数

$$S_{ij} = \frac{V_{ij}}{V} \quad (5)$$

总敏感性指数

$$S_{Ti} = \frac{1}{V} (V_i + \sum_{j \neq i} V_{ij} + \dots + V_{1,2,\dots,n}) \quad (6)$$

式中:一阶敏感性指数  $S_i$  代表参数  $X_i$  的变化对于整个模型方差变化的贡献,用于定量描述参数  $X_i$  对模型输出的影响;二阶敏感性指数  $S_{ij}$  代表参数  $X_i$  和  $X_j$  之间的相互作用对于模型输出方差产生的影响;以此类推,总敏感性参数  $S_{Ti}$  为各阶敏感性指数之和,不仅反映了参数单独变化产生的影响,也考虑

了参数之间的相互作用对输出结果的影响,更详细的计算过程请参考 Sobol<sup>[15]</sup>的论文。

## 1.4 分析方案与数据处理

本研究基于 Morris 法和 Sobol 法对茶园小区的茶树地上部生物量、氮磷淋失量、水分渗漏量及  $N_2O$ 、 $NO$  和  $NH_3$  排放量进行敏感性和不确定性分析,选择 8 个土壤参数、1 个地形参数和 11 个作物参数输入模型。敏感性和不确定性分析主要借助基于蒙特卡洛的敏感性分析软件 Simlab 完成,本文的敏感性分析方案借鉴 Campolongo 等<sup>[16]</sup>提出的一种兼具准确性和计算成本的方法,具体方案如下:(1)对所有输入参数采用 Morris 法进行分析,模型运行次数为  $r \times (k + 1)$  次,其中  $r$  取 4, $k$  取 19,共运算 80 次。(2)计算敏感性均值  $\mu_i$  和标准差  $\sigma_i$ ,对计算出的  $\mu_i$  进行分类,取  $\bar{\mu}_l < \mu_i < \mu_{i_{max}}$  的参数为 Morris 敏感参数。(3)对 Morris 法得到的敏感参数进行 Sobol 法分析,模型运行次数为  $N \times (2k + 2)$ ,其中  $N$  取 32, $k$  取 11,共运算 768 次,得出一阶敏感指数  $S_i$  和总敏感性指数  $S_{Ti}$ ,将  $S_{Ti} > 0.10$  作为 Sobol 敏感指数的取值标准。(4)对各个输出结果的  $\mu$  值与  $S_{Ti}$  值进行皮尔逊相关性分析。基于 Sobol 法产生的 768 次模拟,得出各输出结果的概率统计分布并量化其不确定性。本研究所用的各项数据采用 Microsoft Excel,SPSS 和 Origin 作数据处理与作图分析。

## 2 结果与分析

### 2.1 Morris 法结果

Morris 法的分析结果如图 1 所示,位置越靠右的模型参数敏感度越高,位置越靠上的模型参数与其他参数的交互作用越强。对于地上部生物量,土壤参数的敏感度极低,而作物参数  $P_1$ (最大籽粒产量)和  $P_2$ (成熟时籽粒占总生物量之比)的  $\mu$  值远远大于其他参数,与其他参数交互作用较强。在模型模拟过程中,作物参数  $P_1$  和  $P_2$  决定了在最佳的生长条件下籽粒的最大生物量以及成熟时籽粒占全株生物量的比例,是影响地上部生物量的主要参数(图 2A)。

DNDC 模型中氮淋失量主要由土壤中的硝态氮浓度、黏粒含量和水分渗漏量 3 种因素共同作用,并且在模拟中黏粒含量对于氮淋失量存在指数级影响,因此试验结果显示  $S_5$ (黏粒含量)是最主要的影响因素(图 2B)。作物参数  $P_1, P_2$  会影响植物的日需氮量,从而改变土层中的氮浓度。 $P_6$ (叶碳氮比)和  $S_6$ (孔隙度)也通过影响植物的需水量和土壤水分活动间接对氮素淋失产生影响,交互作用较强;对于磷淋失量,土壤参数  $S_1$ (容重)的  $\mu$  值远高于其他参数,是

影响磷淋失量的主要参数。在模型中,淋失过程只考虑溶解态磷,土壤容重通过影响土壤的吸附解吸以及有机态磷和溶解态磷之间的转换过程影响磷淋失量(图 2C); $S_8$ (坡度)是影响水分渗漏量的最直接因素(图 2D),DNDC 通过每日作物的需氮量和需水量来计算当日的蒸腾量,因此  $P_1, P_2, P_{11}$ (需水系数)和  $S_5$  也间接影响模拟的水分渗漏量,其中  $P_{11}$  与其他参数的交互作用较强。

由于  $N_2O$  和  $NO$  都是硝化反应和反硝化反应的

间产物,产生量的比例取决于反应的进行程度,因此二者的敏感参数存在相似性,其中  $S_1, S_7(SOC), P_1, P_2, S_3$ (田间持水量)均为  $N_2O$  和  $NO$  排放量的敏感参数,但是影响程度不同(图 2E, 2F)。这是由于不同的环境因子对硝化反硝化过程的制约程度不同,其中影响  $N_2O$  排放量的主要参数为  $S_1$ ,影响  $NO$  排放量的主要参数为  $S_2$ (pH)和  $P_2$ 。同时,  $S_2$  也是影响  $NH_3$  排放量的主要参数,这是由于土壤中的酸碱性的对于各土层的  $NH_4^+-N$  浓度影响较大,进而影响  $NH_3$  的产生。

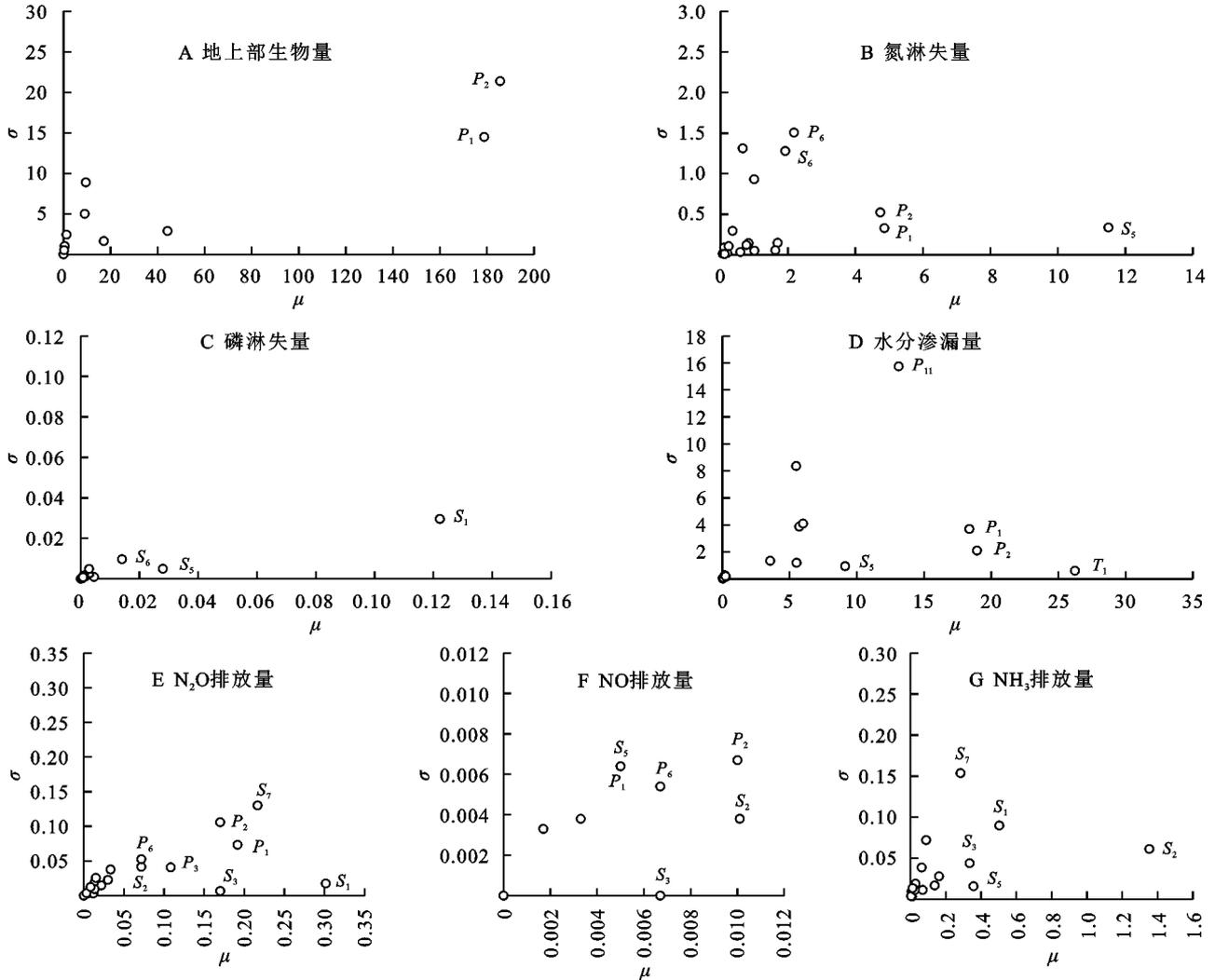


图 2 基于 Morris 法的 DNDC 模型敏感性分析结果

Fig. 2 Sensitivity analysis based on Morris method for DNDC model

### 2.2 Sobol 法分析结果

相比于 Morris 分析结果, Sobol 法可以更直观地观察出参数的敏感性大小及其相互作用强弱(图 3)。参数的总敏感性指数与一阶敏感性指数之差即为该参数与其他参数的交互作用对模型输出项的影响程度。对于地上部生物量(图 3A),敏感参数与 Morris 法分析结果相似,  $P_1$  和  $P_2$  仍是影响地上部生物量的主要参数,总敏感性指数分别为 0.27, 0.29,但是与 Morris 法不同的是, Sobol 法的结果显示  $S_5$  对地上

部生物量也具有很强的影响,总敏感性指数为 0.24,并且与其他参数的相互作用程度较高;对于氮、磷淋失量、水分渗漏量和  $NH_3$  排放量, Sobol 法分析结果也与 Morris 法分析结果相似,影响氮淋失量的主要参数是  $S_5$ ,影响磷淋失量的主要参数是  $S_1$ ,影响水分渗漏量的主要参数是  $S_8$ ,影响  $NH_3$  排放量的主要参数是  $S_2$ ,总敏感性指数分别为 0.63, 0.46, 0.28, 0.42。

但对于  $N_2O$  排放量和  $NO$  排放量,结果略有不同

同。Sobol 法分析结果显示参数  $S_1, S_3, P_1, P_2$  和  $S_7$  对  $N_2O$  排放量的总敏感性指数较为接近, 介于 0.11~0.13, 其中  $S_7$  的总敏感性指数略大, 为 0.13 (图

3E); 影响  $NO$  排放量的主要参数是  $S_2$ , 参数  $S_1, S_3, S_5, P_1, P_2$  的总敏感性指数介于 0.09~0.12, 对于输出结果的影响程度也较高 (图 3F)。

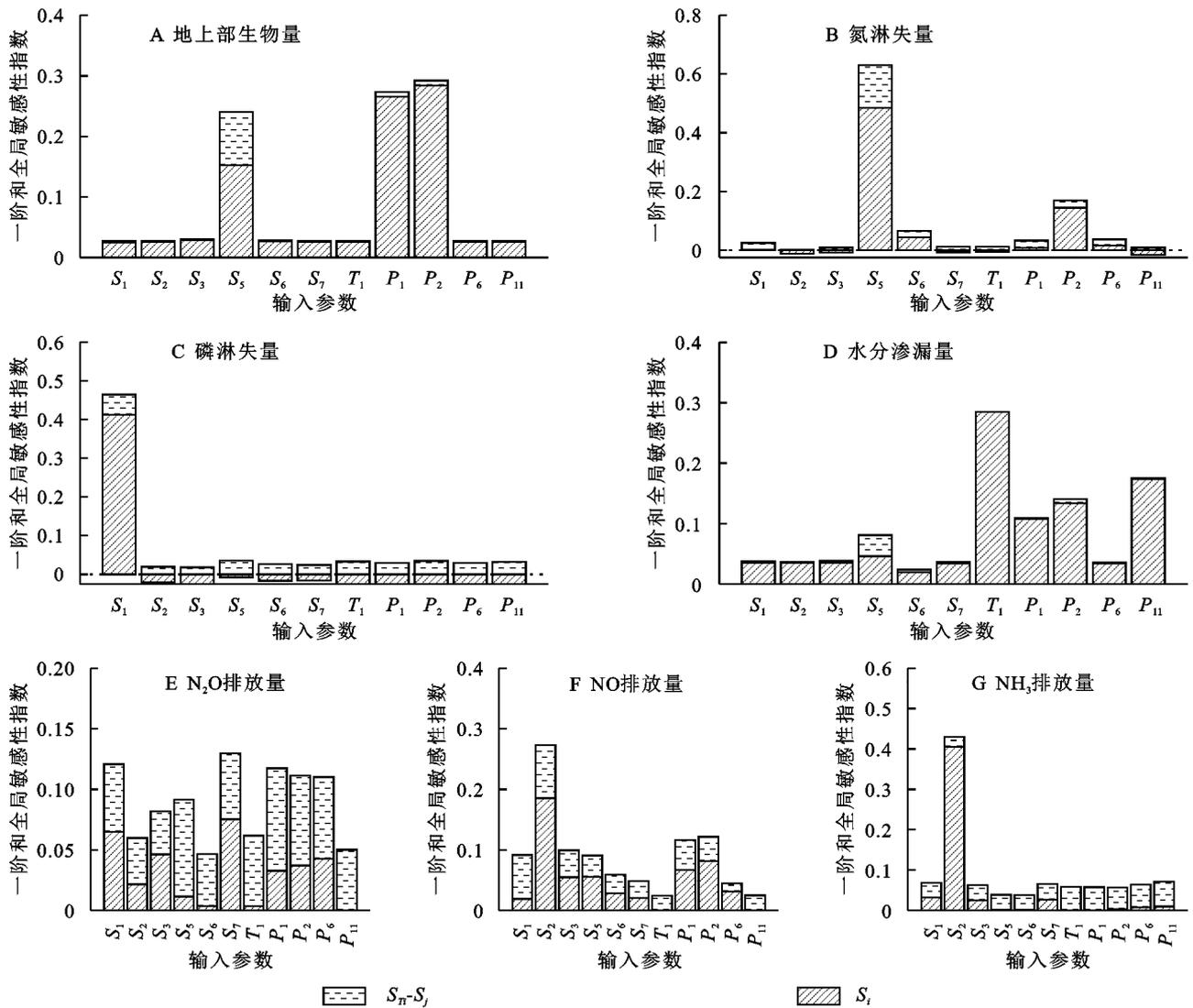


图3 基于 Sobol 法的 DNDC 模型敏感性分析结果

Fig. 3 Sensitivity analysis based on Sobol method for DNDC model

### 2.3 Morris 法与 Sobol 法敏感性分析结果比较

对 Morris 法和 Sobol 法所得出来的敏感参数, 分别按照其敏感性指数 ( $\mu$  和  $S_{Ti}$ ) 的大小从左到右进行排序并对两种方法得出的参数敏感度顺序做相关性分析, 得出的结果见表 2。除了地上部生物量和  $N_2O$  排放量, Morris 法与 Sobol 法得出的最敏感参数均一致。对于地上部生物量、氮淋失量、磷淋失量、水分渗漏量和  $NH_3$  排放量, 参数敏感度顺序相关性极高, 平均为 0.90, 但  $N_2O$  排放量和  $NO$  排放量的参数敏感度顺序相关性略低, 平均为 0.76, 总平均相关性为 0.86。

### 2.4 不确定性分析结果

上述结果表明, 随着模型输出的不同, 各参数的敏感性也不相同。为了进一步分析 DNDC 模型模拟的茶园地上生物量和氮磷流失等输出结果, 有必要进

一步识别 DNDC 模型输出结果的误差, 量化各输出结果的不确定性。基于 Sobol 法建立的 768 次模拟结果, 对其进行统计分析, 结果见表 3。其中, 磷淋失量的变异系数值最大, 为 43.84%, 说明模拟结果的离散程度较大, 误差较大。水分渗漏量的变异系数值最小, 为 2.36%, 说明模拟的准确度较高, 误差较小。

## 3 讨论

在 DNDC 模型中, 作物参数主要控制生物量的增长和分配以及影响作物与土壤的物质交换。  $P_1$  是决定作物日潜在生长量的关键参数, 对于作物的生物量大小起到最主要的控制作用。  $P_2$  代表作物成熟时籽粒的生物量占总生物量之比, 影响着生物量在籽粒、叶、茎和根之间的分配。在模型模拟的过程中,

当模拟的作物还在生长期时,每日增加的生物量只在叶、茎和根中根据比例分配,而当作物的生长指数(累计积温占总面积的比例)超过设定的生长期比例时,新增的生物量全部分配到籽粒中<sup>[16]</sup>。因此, $P_2$ 对于地上生物量大小具有很强的影响作用。本研究所采用的两种敏感性分析方法都显示  $P_1$  和  $P_2$  是影响作物地上生物量的主要参数。茶树作为一种叶芽收获作物,在采摘后茎叶留存率较高(本文设置为 0.9),因此在收获后会进行人工修剪(本文设置修剪比例为 0.4),产生的大量凋落物继续输入土壤,并且作为多年生作物,其根系与土壤的物质交换活动频繁,对土壤 pH 值、有机碳含量等影响显著。在 DNDC 模型中,作物的生物量和碳氮比决定了其养分吸收量和蒸腾量,作物的根系呼吸以及产生的凋落物也会影响土壤中的有机物分解与硝化反硝化过程<sup>[17]</sup>。本研究的结果也表明作物参数  $P_1$ ,  $P_2$  和  $P_6$  对模型输出氮淋失量、水分渗漏量、 $N_2O$  和 NO 排放量均具较高的敏感性。

表 2 Morris 法与 Sobol 法敏感参数排序和相关性比较  
Table 2 Morris method and Sobol method for sensitive parameter sequencing and correlation comparison

输出结果	敏感性分析方法	敏感参数	r
地上部生物量	Morris	$P_1, P_2$	0.828 **
	Sobol	$P_2, P_1, S_5$	
氮淋失量	Morris	$S_5, P_1, P_2, P_6, S_6$	0.928 **
	Sobol	$S_5, P_2$	
磷淋失量	Morris	$S_1$	0.960 **
	Sobol	$S_1$	
水分渗漏量	Morris	$S_8, P_2, P_1, P_{11}, S_5$	0.893 **
	Sobol	$S_8, P_{11}, P_2, P_1$	
$N_2O$ 排放量	Morris	$S_1, S_7, P_1, P_2, S_3, P_6$	0.785 **
	Sobol	$S_7, S_1, P_1, P_2, P_6$	
NO 排放量	Morris	$S_2, P_2, S_3, P_6, S_5, P_1, S_1, S_7$	0.725 *
	Sobol	$S_2, P_2, P_1$	
$NH_3$ 排放量	Morris	$S_2, S_1, S_5, S_3, S_7$	0.902 **
	Sobol	$S_2$	

注:r 值代表每个输出结果对各参数  $\mu$  值和  $S_{Ti}$  值的相关性比较,其中的参数为所有 Morris 法认定的敏感参数;\* 代表  $p < 0.05$ ; \*\* 代表  $p < 0.01$ 。

表 3 模型各输出统计结果

Table 3 DNDC model outputs statistical results

统计指标	输出结果						
	地上生物量/ ( $kg \cdot hm^{-2}$ )	氮淋失量/ ( $kg \cdot hm^{-2}$ )	磷淋失量/ ( $kg \cdot hm^{-2}$ )	水分渗漏量/ mm	$N_2O$ 排放量/ ( $kg \cdot hm^{-2}$ )	NO 排放量/ ( $kg \cdot hm^{-2}$ )	$NH_3$ 排放量/ ( $kg \cdot hm^{-2}$ )
平均值	802.77	52.32	0.073	549.54	1.38	0.0256	2.6
标准差	68.9	4	0.032	12.95	0.15	0.004	0.47
最大值	966.03	77	0.177	610.69	1.88	0.043	8.39
最小值	78.95	43.8	0.028	512.81	0.93	0.017	1.64
变异系数/%	8.58	7.65	43.84	2.36	10.87	15.63	18.08

相比于作物参数,土壤参数对土壤中的各种过程具有更直接的影响。前人的研究表明土壤的黏粒含量与土壤的持水保肥能力息息相关<sup>[18]</sup>,黏粒含量高的土壤养分保持能力较好,可以在一定程度上减少氮的淋失量,而黏粒含量较低的砂质土壤中的氮素较易流失。另外, DNDC 模型主要采用土层硝态氮浓度、水分渗漏量及黏粒含量等来模拟预测氮淋失量<sup>[19]</sup>,因此本文的分析结果也显示土壤的黏粒含量是影响氮淋失量的最主要参数。DNDC 模型中的磷素在土壤中的平衡主要依赖于土壤的吸附-解吸过程,研究显示在 pH 值为 4~10 的土壤中,吸附过程是控制溶解态磷的主要作用<sup>[20]</sup>,土壤对磷的吸附能力受到土壤胶体、土壤团聚体和黏粒含量等因素的综合影响,而这些因素与土壤容重密切相关,因此成为影响磷淋失量的最主要参数。正是由于模拟磷淋失过程中涉及到的参数众多,模拟的磷淋失量的不确定性也较大。坡度在模型中被用来调节降雨时的地表径流量,

同时也对地下渗漏量产生显著影响,本文的结果也显示  $S_8$  是对水分渗漏量影响最大的参数。DNDC 模型中的硝化与反硝化子模型模拟  $N_2O$ , NO 和  $NH_3$  三种气体的输出,作为土壤氮循环的重要过程,许多研究对影响硝化与反硝化过程的因素进行了深入研究。朱兆良等<sup>[21]</sup>研究发现在酸性到微碱性的 pH 值范围内,硝化作用和 pH 值呈显著正相关,而 Li 等<sup>[22]</sup>研究结果显示当土壤 pH 值大于 8.5 或小于 6.5 时,土壤的硝化活性受到抑制。与农田土壤相比,茶园土壤的 pH 值较低,这是由于茶树为喜铝作物,其根际效应和富铝凋落物的输入,会使土壤中的铝元素富集,导致茶园土壤偏酸。本文的结果显示,土壤 pH 值是影响 NO 排放量的主要参数,而对  $N_2O$  排放量影响不明显,这是由于模型在对反硝化速率的计算过程中,当 pH 值大于 5.25 时, pH 值对 NO 反硝化速率的影响系数会显著加大,而对于  $N_2O$  反硝化速率, pH 值需大于 6.25<sup>[23]</sup>。本文设置的 pH 值范围为 5.769~

7.051, 在此范围内 pH 值对于 NO 反硝化速率的影响程度大于对 N<sub>2</sub>O 反硝化速率。NH<sub>3</sub> 的挥发来源于土壤中的 NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N 的转化, pH 值对于土壤中 NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N 浓度影响显著, 因此是影响 NH<sub>3</sub> 排放量的主要参数。SOC 含量同样对土壤的硝化与反硝化过程存在影响, 一方面土壤中的有机物可以为参与硝化或反硝化过程的微生物提供能量并且可以通过矿化分解为反应提供底物, 从而促进硝化或反硝化过程, 另一方面由于有机物周围作为土壤呼吸的“热点”, 有利于形成厌氧环境, 进一步促进反硝化作用<sup>[24]</sup>。研究表明, 由于茶园的高施肥量, 土壤中的 SOC 含量也高于同一地区的稻田和林地<sup>[25-26]</sup>, SOC 的增加刺激了土壤中的微生物活动, 促进 N<sub>2</sub>O 和 NO 的形成。Bollmann 等<sup>[27]</sup>研究表明, 由于黏粒含量高的土壤保水能力较强, 气体扩散率较低, 有利于形成厌氧环境, 因此黏粒含量对于土壤的反硝化势有着显著的正效应。这与本文的研究结果也一致, 尽管顺序不同, 上述影响硝化反硝化过程的因素均为 N<sub>2</sub>O, NO 和 NH<sub>3</sub> 排放量的敏感参数。同样, 这些参数自身的不确定性和模拟过程的不确定性相互叠加, 导致模拟值的不确定性偏大。

以不同国家(法国、希腊、意大利、葡萄牙和西班牙)的 5 个水稻区为例, Confalonieri 等<sup>[28]</sup>应用 Morris 与 Sobol 两种方法对 WARM 模型模拟出的水稻产量进行敏感性分析, 研究发现模型输出对参数的敏感性在不同地点或气候中会产生变化, 并且两种敏感性分析方法的敏感参数也不一致, 因此当模型在新环境中使用时, 重新检测参数敏感性是必不可少的。但是对于同一研究区的敏感性分析结果, 许多研究发现不同的敏感性方法往往表现出相似的排序方案。DeJonge 等<sup>[29]</sup>利用 Morris 与 Sobol 两种方法对 CERES-Maize 模型进行敏感性分析发现 Morris 方法的  $\mu$  和 Sobol 方法的  $S_{Ti}$  之间的  $r$  值高达 0.93, 表现出相当高的相关性。Confalonieri 等<sup>[30]</sup>基于意大利北部稻田对 WARM 模型应用多种敏感性分析方法, 包括 Morris 法、3 种基于回归的方法和两种基于方差的方法, 结果发现这几种方法均能提供相似的敏感性排序。本文的研究结果显示, 模型输出结果的总相关性为 0.86, 略低于 Qin 等<sup>[31]</sup>的结果, 但是高于 Campolongo 等<sup>[16]</sup>的结果。其中, 地上部生物量、氮淋失量、磷淋失量、水分渗漏量和 NH<sub>3</sub> 排放量, 敏感性参数的相关性较高, 平均值为 0.90, 但是 N<sub>2</sub>O 和 NO 两组的相关性略低, 分别为 0.79, 0.73。从图 2E—F 可以看出, 各个参数之间的相互作用程度和非线性程度较高, 而 Morris 法

对于识别各参数间的交互作用和非线性效应效果较差, 导致两种方法的相关性较低。

两种敏感性分析方法各有利弊, Sobol 法可以量化各参数对模型输出的贡献率, 得到的结果更加有可信度, 但是运算成本较高, Morris 法所需要的模型运行次数较少, 但获取的敏感性分析结果不够精确。因此在具体应用时, 可以结合两种方法优势, 先应用 Morris 方法确定敏感参数的范围, 再应用 Sobol 法精确量化, 快速准确地筛选出模型敏感参数。根据本文得到的结果, 作物参数对于各个模型输出均存在不同程度的敏感性, 因此在模型率定过程中, 可以先考虑调整重点作物参数, 再根据敏感性分析得出的敏感参数顺序, 校准土壤参数。

## 4 结论

(1) 敏感性分析结果显示, 影响地上部生物量最主要的参数为  $P_2$  (成熟时籽粒占总生物量之比); 影响氮淋失量最主要的参数为  $S_5$  (黏粒含量); 影响磷淋失量最主要的参数为  $S_1$  (容重); 影响水分渗漏量最主要的参数为  $T_1$  (坡度); 影响 N<sub>2</sub>O 排放量最主要的参数为  $S_7$  (初始土壤有机碳含量); 影响 NO 和 NH<sub>3</sub> 排放量最主要的参数为  $S_2$  (pH 值)。

(2) Morris 法和 Sobol 法得到的参数敏感度顺序之间的平均相关性为 0.86, 相关性较高, 两者具有一定可替代性。Morris 法优在方便省时, Sobol 法优在准确全面, 将两者结合可以优化敏感性分析过程。另外, 不确定性分析结果显示磷淋失量的不确定性最大, 变异系数为 43.84%; 水分渗漏量的不确定性最小, 变异系数为 2.36%。

(3) 在天目湖流域对 DNDC 模型进行参数率定时, 建议在识别出敏感参数的基础上, 先重点校正作物参数, 然后校正土壤参数, 可以有效提高模型的校正效率。针对不确定性较大的模型输出(如磷淋失量), 在未来校正模型时, 建议在本文的基础上细化参数的范围, 进而进一步提高敏感性分析结果的准确性, 降低模型输出的不确定性。未来可以考虑设置不同的气候条件、土壤类型和施肥情景来分析模型的敏感性和不确定性, 以提高分析结果的适用范围。

### 参考文献 (References):

- [1] Saltelli A. Sensitivity analysis for importance assessment[J]. Risk Analysis, 2002, 22(3): 579-590.
- [2] Hamby D M. A review of techniques for parameter sensitivity analysis of environmental models[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 1994, 32(2): 135-154.
- [3] Chen H X, Li L C, Luo X Q, et al. Modeling impacts

- of mulching and climate change on crop production and N<sub>2</sub>O emission in the Loess Plateau of China[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019,268:86-97.
- [4] 王德娟,隋立春,刘迪,等.干旱胁迫下 DNDC 模型的红枣产量参数校正[J].*江苏农业学报*,2021,37(3):812-816.  
Wang D J, Sui L C, Liu D, et al. Adjustment of jujube yield parameters based on DNDC model under drought stress[J]. *Jiangsu Journal of Agriculture Sciences*, 2021,37(3):812-816.
- [5] Wang J Y, Li A N, Jin H A. Sensitivity analysis of the DeNitrification and Decomposition model for simulating regional carbon budget at the wetland-grassland area on the Zoige Plateau, China[J]. *Journal of Mountain Science*, 2016,13(7):1200-1216.
- [6] Hirono Y, Nonaka K. Nitrous oxide emissions from green tea fields in Japan: contribution of emissions from soil between rows and soil under the canopy of tea plants[J]. *Soil Science and Plant Nutrition*, 2012,58(3):384-392.
- [7] Wang Y, Yao Z S, Pan Z L, et al. Tea-planted soils as global hotspots for N<sub>2</sub>O emissions from croplands[J]. *Environmental Research Letters*, 2020,15:104018.
- [8] Zhang W S, Li H P, Kendall A D, et al. Nitrogen transport and retention in a headwater catchment with dense distributions of lowland ponds[J]. *Science of the Total Environment*, 2019,683:37-48.
- [9] Nie X F, Li H P, Jiang J H, et al. Spatiotemporal variation of riverine nutrients in a typical hilly watershed in southeast China using multivariate statistics tools[J]. *Journal of Mountain Science*, 2015,12(4):983-998.
- [10] 于辉辉,袁旭音,韩磊,等.太湖西部流域滨岸带土壤磷形态空间分布与影响因素比较[J].*环境科学研究*, 2018,31(3):537-546.  
Yu H H, Yuan X Y, Han L, et al. Spatial distributions of phosphorus fractions in riparian soils and their influence factors Analysis in watersheds of western Taihu Basin[J]. *Research of Environmental Sciences*, 2018,31(3):537-546.
- [11] Lai X M, Liu Y, Zhou Z W, et al. Investigating the spatio-temporal variations of nitrate leaching on a tea garden hillslope by combining HYDRUS-3D and DNDC models[J]. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 2020,183(1):46-57.
- [12] 聂小飞,李恒鹏,黄群彬,等.天目湖流域丘陵山区典型土地利用类型氮流失特征[J].*湖泊科学*,2013,25(6):827-835.  
Nie X F, Li H P, Huang Q B, et al. Characteristics of nitrogen loss via runoff from typical land uses in hilly area of Tianmuhu Reservoir watershed[J]. *Journal of Lake Science*, 2013,25(6):827-835.
- [13] Li C S, Mosier A, Wassmann R, et al. Modeling greenhouse gas emissions from rice-based production systems: Sensitivity and upscaling [J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 2004,18:GB1043.
- [14] Morris M D. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments[J]. *Technometrics*, 1991,33(2):161-174.
- [15] Sobol I M. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2001,55:271-280.
- [16] Campolongo F, Saltelli A. Sensitivity analysis of an environmental model: An application of different analysis methods[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 1997,57(1):49-69.
- [17] Zhang Y, Li C S, Zhou X J, et al. A simulation model linking crop growth and soil biogeochemistry for sustainable agriculture[J]. *Ecological Modelling*, 2002,151(1):75-108.
- [18] Li C S, Frohling S, Frohling 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(D9):9759-9776.
- [19] Connolly R D. Modelling effects of soil structure on the water balance of soil-crop systems: A review[J]. *Soil and Tillage Research*, 1998,48:1-19.
- [20] Devau N, Lecadre E, Hinsinger P, et al. Soil pH controls the environmental availability of phosphorus: Experimental and mechanistic modelling approaches [J]. *Applied Geochemistry*, 2009,24(11):2163-2174.
- [21] 朱兆良,文启孝.中国土壤氮素[M].南京:江苏科学技术出版社,1992.  
Zhu Z L, Wen Q X. *Nitrogen in Soils of China*[M]. Nanjing: Phoenix Science Press, 1992.
- [22] Li F R, Liu J L, Ren W, et al. Land-use change alters patterns of soil biodiversity in arid lands of northwestern China[J]. *Plant and Soil*, 2018,428(1):371-388.
- [23] Li C S, Aber J, Stange F, et al. A process-oriented model of N<sub>2</sub>O and NO emissions from forest soils: 1. Model development [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2000,105(D4):4369-4384.
- [24] Rosenstock T S, Mpanda M, Pelster D E, et al. Greenhouse gas fluxes from agricultural soils of Kenya and Tanzania [J]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2016,121(6):1568-1580.
- [25] Yao Z S, Zheng X H, Liu C Y, et al. Stand age amplifies greenhouse gas and NO releases following conversion of rice paddy to tea plantations in subtropical China[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018,248:386-396.

- 2023,535:120900.
- [12] Hansen A M, Kraus T E C, Pellerin B A, et al. Optical properties of dissolved organic matter (DOM): Effects of biological and photolytic degradation[J]. *Limnology and Oceanography*, 2016,61(3):1015-1032.
- [13] 蒲嘉霖,刘亮.亚热带森林凋落物分解特征及水文效应[J].*水土保持研究*,2019,26(6):165-170.  
Pu J L, Liu L. Hydrology functions and decomposition characteristics of litter in subtropical forest [J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2019,26(6):165-170.
- [14] Li H, Wu F Z, Yang W Q, et al. The losses of condensed tannins in six foliar litters vary with gap position and season in an alpine forest[J]. *iForest-Biogeosciences and Forestry*, 2016,9(6):910-918.
- [15] Ding Y D, Xie X Y, Ji J H, et al. Tree mycorrhizal effect on litter-leached DOC amounts and biodegradation is highly dependent on leaf habits in subtropical forests of Southern China[J]. *Journal of Soils and Sediments*, 2021,21(11):3572-3579.
- [16] Cui E Q, Lu R L, Xu X N, et al. Soil phosphorus drives plant trait variations in a mature subtropical forest [J]. *Global Change Biology*, 2022,28(10):3310-3320.
- [17] 盛浩,宋迪思,周萍,等.土地利用变化对花岗岩红壤底土溶解性有机质数量和光谱特征的影响[J].*生态学报*,2017,37(14):4676-4685.  
Sheng H, Song D S, Zhou P, et al. Effects of land-use change on dissolved organic matter in subsoil derived from granite: Quantity and spectrum characteristics [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2017,37(14):4676-4685.
- [18] 周正虎,王传宽.微生物对分解底物碳氮磷化学计量的响应和调节机制[J].*植物生态学报*,2016,40(6):620-630.  
Zhou Z H, Wang C K. Responses and regulation mechanisms of microbial decomposers to substrate carbon, nitrogen, and phosphorus stoichiometry[J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2016,40(6):620-630.
- [19] Han W X, Fang J Y, Guo D L, et al. Leaf nitrogen and phosphorus stoichiometry across 753 terrestrial plant species in China[J]. *New Phytologist*, 2005,168(2):377-385.
- [20] Lu S B, Chen C R, Zhou X Q, et al. Responses of soil dissolved organic matter to long-term plantations of three coniferous tree species[J]. *Geoderma*, 2012,170:136-143.
- [21] Roth V N, Lange M, Simon C, et al. Persistence of dissolved organic matter explained by molecular changes during its passage through soil[J]. *Nature Geoscience*, 2019,12(9):755-761.
- [22] Wu P P, Ding Y D, Li S L, et al. Carbon, nitrogen and phosphorus stoichiometry controls interspecific patterns of leaf litter-derived dissolved organic matter biodegradation in subtropical plantations of China[J]. *iForest-Biogeosciences and Forestry*, 2021,14(1):80-85.
- [23] Cleveland C C, Liptzin D. C : N : P stoichiometry in soil: Is there a "Redfield ratio" for the microbial biomass[J]. *Biogeochemistry*, 2007,85(3):235-252.
- [24] 孙颖,高颖,陈惠,等.亚热带米楮林不同更新方式对土壤可溶性有机质降解性的影响[J].*应用生态学报*,2020,31(4):1073-1082.  
Sun Y, Gao Y, Chen H, et al. Effects of different regeneration patterns on soil dissolved organic matter degradation in *Castanopsis carlesii* forests of subtropical China[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2020,31(4):1073-1082.

~~~~~

(上接第 51 页)

- [26] Zhu T B, Zhang J B, Meng T Z, et al. Tea plantation destroys soil retention of NO<sub>3</sub> and increases N<sub>2</sub>O emissions in subtropical China[J]. *Soil Biology and Biochemistry*, 2014,73:106-114.
- [27] Bollmann A, Conrad R. Influence of O<sub>2</sub> availability on NO and N<sub>2</sub>O release by nitrification and denitrification in soils [J]. *Global Change Biology*, 1998,4(4):387-396.
- [28] Confalonieri R, Bellocchi G, Tarantola S, et al. Sensitivity analysis of the rice model WARM in Europe: Exploring the effects of different locations, climates and methods of analysis on model sensitivity to crop parameters[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2010,25(4):479-488.
- [29] DeJonge K C, Ascough J C, Ahmadi M, et al. Global sensitivity and uncertainty analysis of a dynamic agroecosystem model under different irrigation treatments [J]. *Ecological Modelling*, 2012,231:113-125.
- [30] Confalonieri R, Bellocchi G, Bregaglio S, et al. Comparison of sensitivity analysis techniques: A case study with the rice model WARM[J]. *Ecological Modelling*, 2010,221(16):1897-1906.
- [31] Qin F L, Zhao Y C, Shi X Z, et al. Sensitivity and uncertainty analysis for the DeNitrification-DeComposition model, a case study of modeling soil organic carbon dynamics at a long-term observation site with a rice-bean rotation [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016,124:263-272.