

DOI: 10.7524/AJE.1673-5897.20230625001

代杜铃, 姜蓉, 荣丽, 等. 土壤污染生态阈值研究进展[J]. 生态毒理学报, 2023, 18(6): 98-111

Dai D L, Jiang R, Rong L, et al. Advances in ecological thresholds of soil contaminants [J]. Asian Journal of Ecotoxicology, 2023, 18(6): 98-111 (in Chinese)

土壤污染生态阈值研究进展

代杜铃^{1,2}, 姜蓉^{2,*}, 荣丽¹, 王美娥^{2,3}, 陈卫平^{2,3}

1. 云南大学国际河流与生态安全研究院, 昆明 650091

2. 中国科学院生态环境研究中心城市与区域生态国家重点实验室, 北京 100085

3. 中国科学院大学, 北京 100049

收稿日期: 2023-06-25

录用日期: 2023-09-07

摘要: 目前我国现行的土壤环境质量标准主要以人体健康风险和食物链风险为主, 对生态安全关注较少, 缺乏生态风险的相关内容。准确推导土壤污染生态阈值, 是制定土壤环境质量基准及标准的重要基础。本文围绕当前国内外常用土壤污染生态阈值推导过程, 以及基于植物和土壤无脊椎动物个体以及微生物群落等不同生态受体推导生态阈值的优缺点进行了综述。针对目前推导土壤污染生态阈值的主要程序, 即: 基于实验室内生态毒性数据进行统计外推的方法存在物种代表性不足、生态相关性差以及缺乏场地-特异性等缺点, 指出基于野外调查数据, 利用机器学习算法构建精确度高、准确性强的污染物暴露剂量-效应模型的可行性, 提出整合文献和毒理数据库中个体水平及野外生物群落水平生态毒性效应数据的场地-特异性土壤污染生态阈值推导框架; 同时建议今后重点开展以下4个方面的工作: (1) 野外土壤生物群落评估终点指标体系建立; (2) 场地-特异性暴露-效应关系模型构建; (3) 实验室生态毒理数据的筛查、评价及野外校正; (4) 土壤生物毒理数据库平台搭建。以期科学合理制定基于生态风险土壤环境质量基准及标准提供重要的理论基础和技术支撑。

关键词: 土壤微生物生态功能; 群落水平生态效应; 生态风险; 机器学习; 场地-特异性

文章编号: 1673-5897(2023)6-098-14

中图分类号: X171.5

文献标识码: A

Advances in Ecological Thresholds of Soil Contaminants

Dai Duling^{1,2}, Jiang Rong^{2,*}, Rong Li¹, Wang Meie^{2,3}, Chen Weiping^{2,3}

1. Institute of International Rivers and Eco-Security, Yunnan University, Kunming 650091, China

2. State Key Laboratory of Urban and Regional Ecology, Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China

3. University of China Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Received 25 June 2023

accepted 7 September 2023

Abstract: Currently, soil environmental quality standards in China have been established primarily focusing on human health and food chain risks, while paying less attention to ecological security, and lacking perspectives of ecological risks. Accurately derived ecological thresholds of soil pollutants is the key for formulating soil environmental quality benchmarks and standards. In this paper, we reviewed the derivation processes of ecological thresholds for soil pollutants commonly used domestically and internationally. Advantages and disadvantages of ecological

基金项目: 国家自然科学基金面上基金项目(42077368); 国家自然科学基金青年基金项目(42107293)

第一作者: 代杜铃(1999—), 女, 硕士研究生, 研究方向为土壤污染生态风险评价, E-mail: daidling@163.com

* 通信作者 (Corresponding author), E-mail: rongjiang@rcees.ac.cn

thresholds derived based on different ecological receptors such as plants, soil invertebrates and microbial communities were also discussed. Disadvantages of currently ecological thresholds which are derived based on the ecological toxicity data of plants and soil invertebrates in laboratories coupled with statistical extrapolation methods include insufficient species representation, poor ecological relevance and a lack of site-specificity. It was suggested that machine learning algorithms based on field survey data of contaminated sites could be used as a feasible way to construct exposure-effect models with high precision and accuracy. A site-specific ecological threshold deriving framework base on integrating ecotoxicity data at individual level from literature and toxicity database and ecotoxicity data at community level in fields was proposed. Future studies were suggested as follows: (1) establishment of metrics systems for effect endpoints at community level in field; (2) construction of site-specific exposure-effect models; (3) screening and field evaluation and field calibration of ecotoxicity data at individual level from lab experiments; (4) establishment of soil biological toxicology database platform. The aim of this review was to provide an important theoretical basis and technical support for the scientific and rational development of soil environmental quality criteria and standards based on ecological risks.

Keywords: soil microbial ecological function; ecological effects at community level; ecological risk; machine learning; site-specific

土壤作为生态系统的重要组成部分,是人类赖以生存和发展的最基本的自然资源。现今土壤污染形势不乐观^[1-2],据2014年《全国土壤污染状况调查公报》报道,全国无机污染物超标点位数占全部超标点位的82.8%,其中工农用地的典型重金属污染物Cu和Zn的点位超标率分别达到2.1%和0.9%^[3]。《“十四五”土壤、地下水和农村生态环境保护规划》明确提出了到2035年土壤污染环境风险得到全面管控的工作目标。但是,我国现行的污染土壤风险管控框架及土壤环境质量标准主要以健康风险和食物链风险为主^[4-5],对生态安全的关注较少,缺乏生态风险的相关内容。目前,美国环境保护局(United States Environmental Protection Agency, US EPA)、英国环境署(Environment Agency, EA)、荷兰国家公共卫生与环境研究所(National Institute of Public Health and the Environment, RIVM)、加拿大环境部理事会(Canadian Council of Ministers of the Environment, CCME)和澳大利亚国家环境保护委员会(National Environment Protection Council, NEPC)等都制定了基于生态风险的土壤环境指导值及土壤环境质量标准^[6-7],而我国仍然缺乏相关的标准。

土壤污染基准值是指土壤中污染物对特定所需保护对象不产生负影响的最大剂量或水平,包括农产品安全土壤环境基准、人体健康土壤环境基准以及生态安全土壤环境基准^[8]。土壤生态阈值一般是指土壤中某一化学污染物对特定土壤生态系统的暴露生物不产生有害影响的最大剂量(或无有害效应

剂量)或浓度^[9]。基于土壤污染生态风险推导生态阈值,是土壤环境标准的科学定值与基础,也是土壤质量评价、控制和标准制定的重要依据^[10-11]。生态系统具有高度复杂性以及我国土壤类型多样性和地域空间异质性^[12],目前所采用的土壤环境质量标准的“一刀切”的模式,由于缺乏场地-特异性(site specific),在实际管理中往往会出现风险高估或低估的现象。因此,在区域尺度上,准确推导具有场地-特异性的土壤生态阈值,对于更高层次和更精细化的实际土壤污染生态风险管控至关重要,也是目前土壤环境质量基准及标准研究中的重点和难点。

本文通过对当前国内外常用土壤污染生态阈值的推导过程,以及基于植物和土壤无脊椎动物个体水平和微生物群落水平的生态阈值推导研究现状进行综述,针对现有土壤污染生态阈值推导过程中的关键问题和不足之处展开讨论,指出构建场地-特异性生态阈值推导方法的必要性,并提出方法框架,以期制定科学合理的土壤环境质量标准提供理论基础和技术支撑。

1 土壤生态阈值推导过程 (Derivation process of soil ecological thresholds)

目前,不同国家推导土壤生态阈值的程序基本一致,主要分为数据收集、筛选、归一化和统计外推等4个步骤,但侧重点各有不同^[7-8]。譬如,美国在推导土壤生态筛选值(ecological soil screening levels, Eco-SSL)时,偏向于选择具有较高生物有效性的土壤中植物和土壤无脊椎动物个体水平的生物毒性数

据,通过计算几何平均值确定污染物的 Eco-SSL 值。该方法缺乏对微生物这一重要土壤生物类别的考虑,对土地利用类型的考虑也不周全,甚至未考虑到物种之间的敏感度差异^[13]。加拿大、英国、荷兰和澳大利亚等国家将土壤微生物纳入了生态受体范畴,将植物、土壤无脊椎动物和微生物三者的生物毒性数据归一化后,通过证据权重法(EC_{25} 分布法)、最低效应浓度法和中位数效应法(最小值)、评估因子法(assessment factor, AF)或物种敏感曲线分布法(species sensitive distribution, SSD)来确定土壤质量推导值(soil quality guideline, SQG)^[14]、土壤筛选值(soil screening values, SSV)^[15]、干预值(intervention values, IV)/最大值(maximal values, MV)^[16]和生态调查值(ecological investigation levels, EIL)^[17-19]。相较于美国,这些国家的生态阈值推导方法通过对不同性质土壤的生物毒性数据进行归一化处理,较好地消除了不同土壤性质对生物毒性的影响,且充分考虑了土壤生态系统中不同物种对污染物的敏感度差异。

由于我国对土壤生态风险阈值的研究起步较晚,还未形成系统的方法体系。国内外现有的土壤化学污染物生态阈值推导程序主要以基于实验室内毒性数据,采用概率模型进行统计外推的过程为主。我国有学者在参照总结他国经验后,根据我国土壤性质实际情况进行了大量土壤污染生态毒性效应研究,构建了基于物种的毒理数据的 SSD 推导方法,并选取最优模型推导适用于我国的不同污染物的生态阈值^[20-24]。譬如,李勖之等^[25]、Zhao 等^[26]和 Qin 等^[27]基于文献及毒理数据库中的毒性效应数据收集筛选了重金属 Zn 和 Pb 对不同物种的 10% 效应浓度(EC_{10}),通过 SSD 模型拟合,基于最优模型推导了重金属 Zn 和 Pb 的土壤生态阈值。然而,采用单一最优 SSD 模型推导阈值具有较高的不确定性,尤其是当拟合样本量较小时,物种敏感性的不确定性显著增加^[28]。此外,土壤生态系统中不同功能群对土壤生态系统重要性显然不同,从生态过程和功能的角度,基于单物种最优 SSD 模型推导阈值的方式的生态学意义存在一定程度不足。Fox 等^[29]提出,采用模型平均法,即通过赋予多个分布模型不同的权重比例来推导生态阈值,相较于单一最优 SSD 模型,会使结果更加客观和真实。黄兴华等^[30]基于文献及毒理数据库中不同物种的重金属 Cu 的 EC_{10} 和无效应浓度(NOEC),通过 SSD 模型拟合数据后再

结合模型平均法推导了不同土地利用方式下重金属 Cu 的生态安全阈值。以上改进的通过 SSD 平均参数方法推导土壤污染生态阈值均在一定程度上改进了单一最优 SSD 在物种敏感性上的不确定性和生态学意义上的不足,然而,以上现有的方法均采用实验室内毒性效应数据,在与野外实际污染环境的相关性较弱。

2 基于植物及土壤无脊椎动物的土壤污染生态阈值及其影响因素 (Ecological thresholds of soil contamination based on plants and soil invertebrates and their impacting factors)

国内外土壤质量评价生物学方法中所涉及的模式生物是目前用于推导生态阈值的主要生物种类,通过实验室毒性测试获得生态毒性数据^[13],具有操作标准化、成本低且结果重现性强等优点。如图 1 所示,以典型重金属 Cu 和 Zn 的生态毒性数据为例,陆生模式植物主要包括大麦、小麦、白菜及番茄等农作物;土壤无脊椎模式动物包括跳虫(*Folsomia candida*、*Folsomia fimetaria*、*Sinella curviseta*)、螨虫(*Opbia nitens*)等节肢动物和蚯蚓(*Eisenia andrei*、*Eisenia fetida*、*Eisenia veneta*)、线蚓(*Enchytraeus albidus*、*Enchytraeus crypticus*)等环节动物,其中跳虫的毒性数据量最大;土壤微生物的毒性数据相对较少,其他常见的农作物如洋葱、玉米、莴笋等也较少报道。

我国国土辽阔,生物物种多样且分布广泛,据《中国生物物种名录》2022 年最新版收录的无脊椎动物物种共有 55 685 种,高等植物物种共有 38 493 种^[31],分布在全国各地,远远多于现应用于土壤污染毒性测试的物种。虽然利用物种间关系估算模型(interspecies correlation estimation, ICE)可以实现多物种生态毒性的外推^[32],但是该方法主要用于水生生态系统研究中^[33-36]。由于土壤较水体生物组成更为复杂,生物多样性更高,建立高精度的土壤 ICE 外推模型较为困难。US EPA 基于土壤无脊椎动物的毒性数据构建了 ICE 模型,结果表明尽管在目分类水平上表现出较高的预测精度(例如,蚯蚓-蚯蚓),但在跨类群物种(如节肢动物-环节动物)中预测精度较低^[37]。因此,目前的基于动植物的生态毒性数据的土壤生态阈值推导法存在模式生物物种涵盖不全、代表性不足等关键性问题。同时,现有的陆生植物和土壤无脊椎动物的生态毒性测试终点大多采用物种个体水平的效应终点。而在真实土壤生态环境

中,生物与生物之间以食物网或(和)食物链的形式相互联系,不同营养级生物之间存在明显的上行效应、下行效应及级联交互作用,基于单物种的毒性效应并不能反映土壤污染对真实生态系统的毒性效应^[38]。因此,基于植物及土壤无脊椎动物单物种个体水平的生态毒性效应数据所推导的生态阈值,由于忽略了种间关系,存在田间实际生态相关性较差的缺点。

此外,受土壤性质的影响,不同类型土壤中污染物的生物有效性存在很大差异^[39],导致同一物种在不同土壤中的毒性效应浓度变异范围较大。如图2所示,Cu 基于玉米(*Zea may*)及跳虫(*Folsomia candida*)的毒性效应浓度 EC_{10} 范围分别为 $23 \sim 711 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 及 $12.2 \sim 1450 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$,变异系数(CV)分别达到 125% 及 114%;Zn 基于黄瓜(*Cucumis sativus* L.)及跳虫(*Folsomia candida*)的毒性效应浓度 EC_{10} 范围为 $20.8 \sim 2859 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 及 $103 \sim 2596 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$,CV 分别达到了 120% 及 148%。近年来,为了尽量纳入不同类型土壤对污染物生物有效性的影响,有学者通过人为模拟淋溶条件和老化,获得淋溶因子和老化因子,结合土壤 pH、阳离子交换量(CEC)、有机质(OM)构建了毒性数据校正方程,用于推导不同性质

土壤中的污染物生态阈值^[20-21, 40-42]。然而,该方法由于很难在野外得到验证,导致结果具有较高的不确定性。

3 基于土壤微生物群落的土壤污染生态阈值 (The ecological thresholds of soil contamination based on soil microbial community)

微生物作为土壤生态系统的重要组成部分,主导和参与了几乎所有的土壤生态过程,对维持土壤肥力、结构、元素循环等土壤功能至关重要^[43-47]。然而,由于微生物群落功能作为测定终点,对温度、湿度、氧气及许多其他非污染因素的变化高度敏感,因此很难确定微生物功能的响应是否由于环境条件变化或污染物胁迫所引起。此外,微生物群落的数量、功能冗余和环境复杂性等因素在实验室和自然环境之间均存在差异,导致实验室中获得微生物生态毒理学研究结果在外推至自然环境时,会产生较大不确定性^[48-50]。尽管如此,目前已经建立了较为完善的、标准化的土壤微生物群落生态毒性测试方法体系^[51],因此,以上导致不确定性较高的问题基本可以被克服。大量研究结果表明,能够从土壤微生物生态毒性实验中获得显著的暴露-效应定量关系^[52-55],

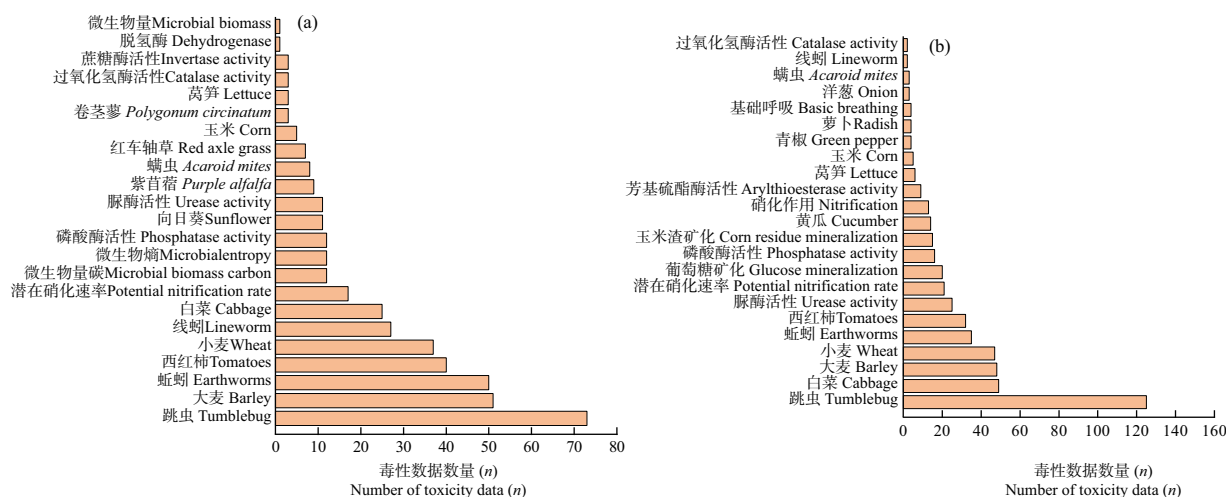


图1 现有毒性数据库中不同模式生物的 Cu (a) 和 Zn (b) 生态毒性数据分布

注:土壤生态毒性数据来自于权威毒性数据库(美国环境保护局的“生态毒性数据库(ECOTOX)”、荷兰国立公共健康与环境研究所(RIVM)的“e-toxBase”、欧洲化学品管理局(ECHA)的“国际统一化学品信息数据库(IUCLID)”、德国毒理数据库)和中外文献数据库(中国知网、万方数据库、Web of Science),并参照[25]和[30]进行生态毒性数据的收集筛选,下同。

Fig. 1 Distribution of the eco-toxic data of Cu (a) and Zn (b) based on different model organisms assayed in current eco-toxic database

Note: The soil ecotoxicity data were collected from the authoritative toxicological database (ECOTOX database of US EPA, e-toxBase of the RIVM, IUCLID database of the European Chemicals Agency (ECHA), German toxicological database) and Chinese and foreign literature database (CNKI, Wanfang Data, Web of Science); the data are collected and screened according to [25] and [30]; the same below.

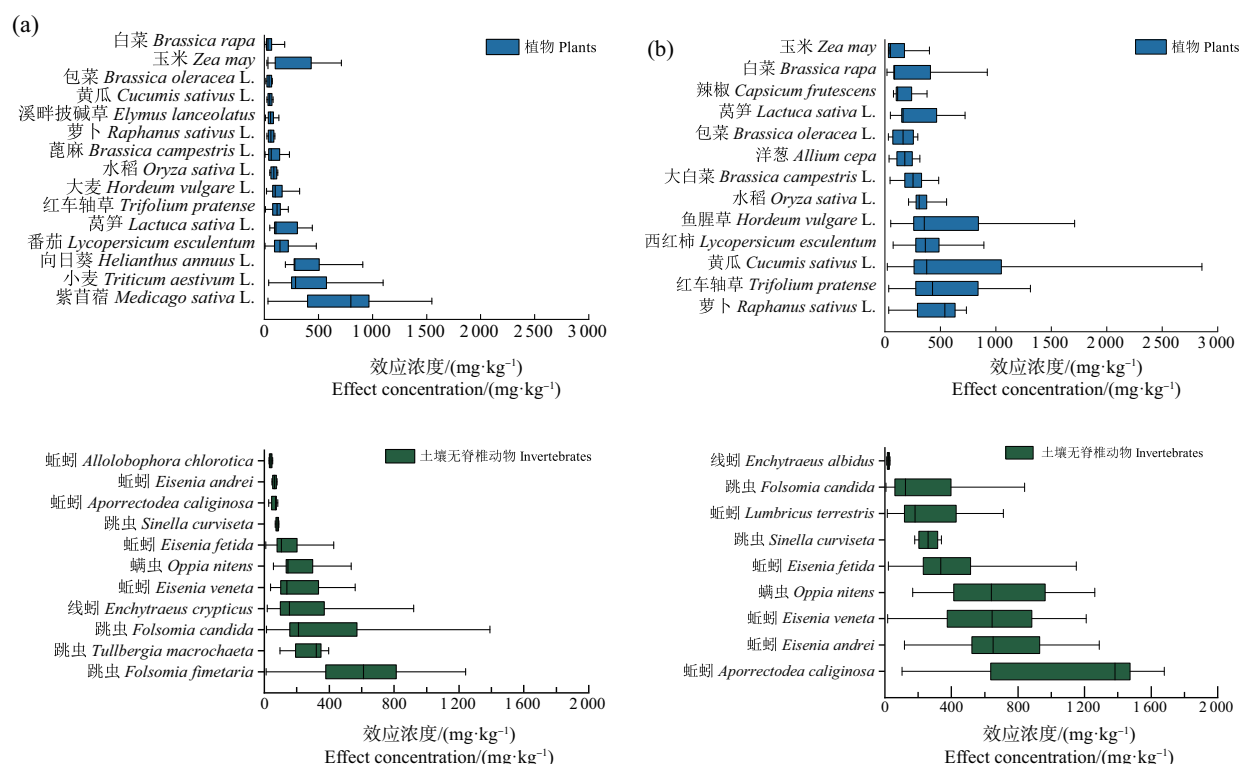


图 2 基于植物、土壤无脊椎动物的 Cu (a) 和 Zn (b) 毒性阈值变异范围

Fig. 2 Variation of the toxicity thresholds of Cu (a) and Zn (b) based on plants and soil invertebrates

并且能够利用传统的半生态效应剂量(ED_{50})模型来评价污染物对土壤微生物群落的毒理学效应^[56-57],建立起特定的微生物群落响应与土壤有害污染物胁迫之间相关性。

土壤微生物群落生态毒性效应评估终点主要与碳循环、氮循环、磷循环以及硫循环等土壤微生物生态功能有关(图 3)。其中,与土壤养分循环密切相关的土壤酶活性是较为常用的评估终点,包括单一酶指标、综合酶指标、基于酶的功能多样性指标等^[58]。除传统常用指标外,近年来随着宏基因组测序及基因芯片等分子生物技术逐渐完善,诸多学者从功能基因、种群及群落等不同水平和维度研究了污染物对土壤微生物群落多样性和生态过程的影响^[59-62]。基于功能性状的研究框架通过将生态生理研究与当代分子技术相结合可以增强将微生物生物多样性与生态系统过程联系起来的能力^[63]。Cébron 等^[64]创建了以形态学、生理学和基因组特征为功能指标的 BactoTraits 数据库,用来表征不同理化性质的重金属和多环芳烃污染土壤生态效应。而且,值得注意的是土壤微生物群落对环境胁迫具有一定适应性,评估土壤微生物群落生态效应更重要的是评估土壤微生物承受环境胁迫的能力,以及从胁迫下恢复正

常生态功能的能力,即稳定性^[65]。目前有研究发现 Zn、As 及除草剂环草隆对土壤微生物群落生态功能稳定性表现出明显的毒性效应,且存在显著的暴露-效应关系^[66-68]

同时,有研究结果表明,土壤微生物群落对污染物的敏感程度与植物及土壤无脊椎动物相当,甚至高于植物及土壤动物^[21, 25, 30]。如图 4 所示,本研究收集了土壤中典型重金属 Cu 基于微生物群落功能的毒性效应浓度 EC_{10} 为 $3.2 \sim 1\,841.5\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$,变化范围与植物($3.32 \sim 1\,550\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$)和土壤无脊椎动物($6 \sim 1\,900\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$)相仿(图 2);而 Zn 基于微生物群落功能、植物及土壤无脊椎动物的 EC_{10} 分别为 $1 \sim 1\,014\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$ 、 $9 \sim 2\,977\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$ 及 $1.45 \sim 2\,596\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$,说明土壤微生物对 Zn 的敏感度更高。同时,分别基于植物和土壤无脊椎动物、土壤微生物以及 3 类生物的毒性效应浓度推导土壤 Cu 和 Zn 的 50% 危害浓度(HC_{50})(表 1)。US EPA 在推导植物和土壤无脊椎动物的 Eco-SSLs 时考虑 pH 范围是 4.0 ~ 8.5,分为 4.0 ~ 5.5、5.5 ~ 7.0 和 7.0 ~ 8.5 这 3 个区间。而我国地幅辽阔,土壤类型多样化,故本文结合 US EPA 毒性数据分组和 GB 15618—2018 标准中 pH 值划分原则,将筛选的毒性数据根据供试土壤

pH 值分为酸性土壤($\text{pH} \leq 6.5$)、中性土壤($6.5 < \text{pH} \leq 7.5$)和碱性土壤($\text{pH} > 7.5$),再结合几何均值和 SSD 推导土壤污染生态阈值。考虑到毒性数据归一化方式的不同,本文同时选择荷兰国家公共卫生与环境研究所(RIVM)和 US EPA 推荐的方法进行计算。比较结果发现,当采用 US EPA 方法,土壤 $\text{pH} \geq 7.5$ 时,土壤微生物群落及植物/土壤无脊椎动物对 Cu 的 HC_{50} 变异范围分别为 $49.1 \sim 320 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 及 $65.4 \sim 349 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$;而土壤 $\text{pH} > 6.5$ 时,土壤微生物群落及植物/土壤无脊椎动物对 Zn 的 HC_{50} 变异范围分别

为 $83.9 \sim 330 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 及 $201 \sim 528 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 。以上结果说明保护高阶生物(植物和土壤无脊椎动物)不一定能保护微生物群落,同时与单个最敏感的物种相比,微生物群落生态功能与土壤功能及生态系统的关联性更强^[69-70]。RIVM 和 US EPA 的计算结果都表明,合并植物、土壤无脊椎动物和土壤微生物群落 3 类生物效应终点得到 Cu 和 Zn 的 HC_{50} 变异范围处于前 2 类之间(表 1),这意味着整合植物、土壤无脊椎动物和土壤微生物群落 3 类生物的生态阈值可能更具有准确性。

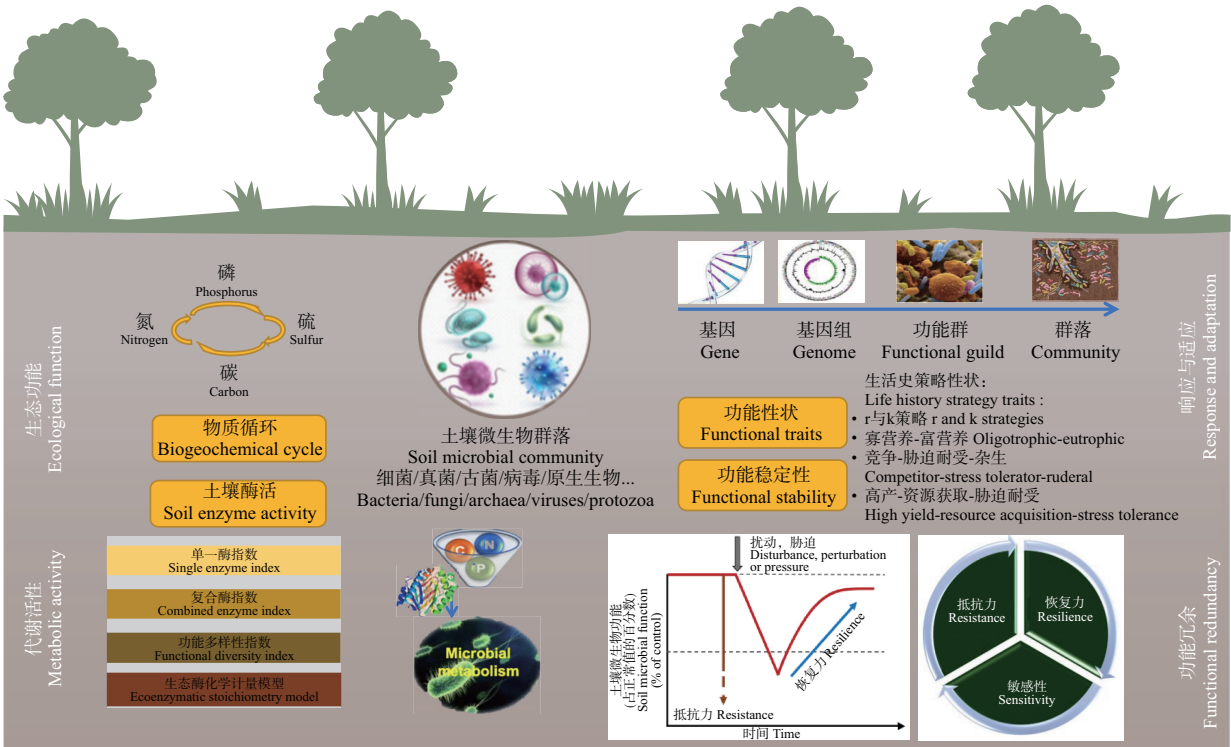


图 3 土壤微生物微生态功能测试终点

Fig. 3 Endpoint of soil microbial microecological function test

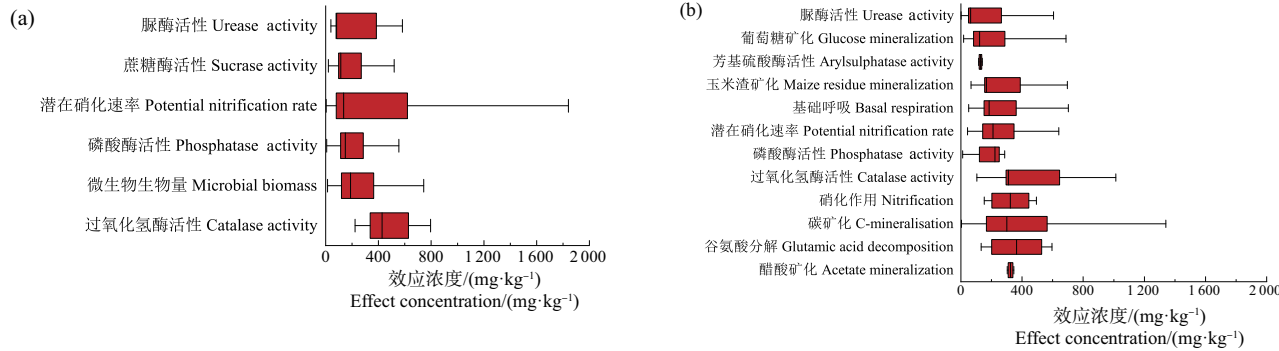


图 4 基于土壤微生物群落功能指标的 Cu (a) 和 Zn (b) 毒性阈值变异范围

Fig. 4 Variation of the toxicity thresholds of Cu (a) and Zn (b) based on microbial community functions

表 1 基于植物、土壤无脊椎动物和土壤微生物群落功能的生态阈值变异范围

Table 1 The range of ecological thresholds based on plants, soil invertebrates and soil microbial community functions

		RIVM		US EPA					
		Cu	Zn	Cu			Zn		
				pH≤6.5	6.5<pH<7.5	pH≥7.5	pH≤6.5	6.5<pH<7.5	pH≥7.5
植物+土壤 无脊椎动物 Plants + Soil invertebrates	HC ₅₀ /(mg·kg ⁻¹)	66.1	216	65.9	88.9	159	98.7	339	300
	95% 置信区间								
	95% confidence interval/(mg·kg ⁻¹)	44.8 ~ 95.4	147 ~ 328	45.0 ~ 85.4	59.5 ~ 135	65.4 ~ 349	66.6 ~ 144	209 ~ 528	201 ~ 462
土壤微生物群落 Soil microbial community	HC ₅₀ /(mg·kg ⁻¹)	180	220	108	246	120	163	240	136
	95% 置信区间								
	95% confidence interval/(mg·kg ⁻¹)	106 ~ 293	130 ~ 351	67.6 ~ 171	105 ~ 475	49.1 ~ 320	96.8 ~ 245	169 ~ 330	83.9 ~ 214
植物+土壤 无脊椎动物+ 土壤微生物群落 Plants + Soil invertebrates + Soil microbial community	HC ₅₀ /(mg·kg ⁻¹)	95.1	217	73.5	110	126	110	273	231
	95% 置信区间								
	95% confidence interval/(mg·kg ⁻¹)	67.6 ~ 126	161 ~ 292	54.1 ~ 93.5	70.0 ~ 158	69.4 ~ 229	80.2 ~ 151	198 ~ 370	161 ~ 324

综上所述,土壤微生物群落由于具有完整而复杂的结构、过程和功能以及对外界胁迫快速响应的特点,能够较好地作为陆地生态系统的模式生物群落,用于群落水平生态效应的研究。同时,随着分子生物技术和日益成熟,土壤微生物群落生态功能评估终点指标体系不断扩增和完善(图 3),基于土壤微生物群落生态功能推导生态阈值的可操作性越来越强。

4 场地-特异性的生态阈值推导方法框架 (Framework for deriving site-specific ecological thresholds)

考虑目标区域的地理位置、气候、土壤类型等场地特异性因素,基于实际污染土壤区域野外生态调查数据,选择生物群落水平以上的生态效应为评估终点,推导土壤污染生态阈值,具有较强的客观性和科学性,可以克服现有基于植物和土壤动物个体水平生态效应的生态阈值缺乏与野外实际的相关性及生态学意义的局限性,实现精细化的土壤污染生态风险评估与管控。参考 Jiang 等^[71]提出的“污染场地特征识别-暴露特征评价-生态效应评价”为主线的场地-特异性土壤污染生态效应评价方法框架,构建了

基于野外调查数据的场地-特异性生态阈值推导方法框架(图 5)。本框架主要包括数据收集与分析 and 模型构建及阈值推导两大方面内容,分为 6 个步骤。

(1)构建基础数据集:通过在目标区域进行环境调查,获得较为详尽的污染源相关资料、历史信息及数据,根据区域特征进行布点采样调查,获得土壤污染物的浓度数据、理化性质分析数据等环境因子数据;同时获得不同污染梯度下土壤生物群落数据。

(2)识别主控因子:基于收集的目标区域数据进行多元统计分析,包括间接排序分析(例如对应分析(CA)、主成分分析(PCA)、主坐标分析(PCoA)及非度量多维标度分析(NMDS)等)、直接排序分析(例如典范对应分析(CCA)、冗余分析(RDA)、基于距离冗余分析(dbRDA)等)以及随机森林分析及结果方程模型等,明晰污染梯度下土壤生物群落特征,识别主导污染物和主要环境影响因子。

(3)评估终点筛选:根据主导污染物浓度与土壤生物群落参数之间相关分析结果,结合受体生物在污染胁迫下演变及适应特征,筛选与主导污染物相关性显著的土壤生物群落效应参数,作为有效的野外评估终点,纳入到评估指标体系中。

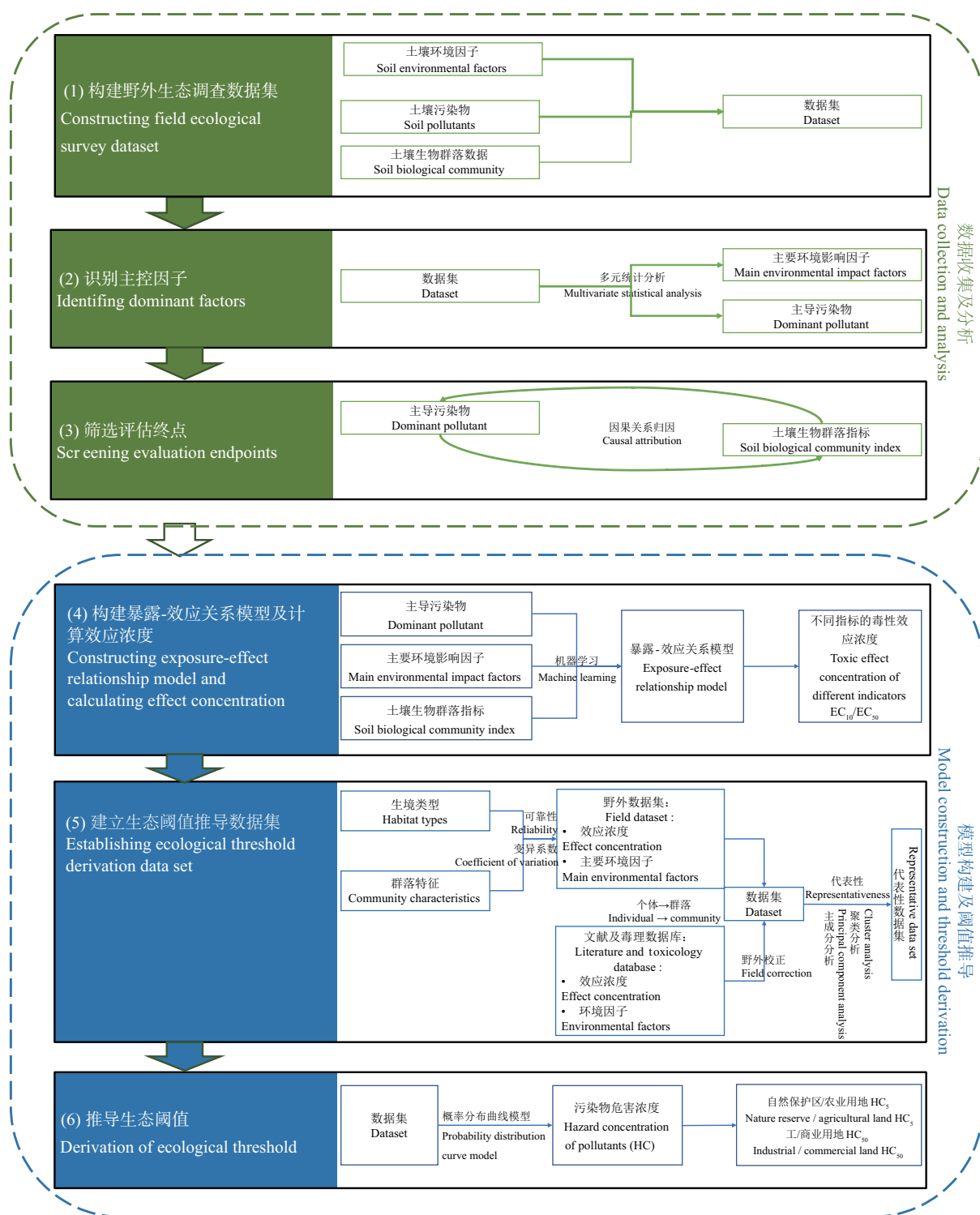


图5 场地-特异性土壤生态阈值推导框架

Fig. 5 Derivation framework of site-specific soil ecological threshold

(4)构建暴露-效应关系模型及计算效应浓度:校正环境混杂因素的影响,构建污染物与土壤生物群落效应评估终点之间的暴露-效应定量关系模型,推导不同环境因子条件影响下的毒性效应浓度。如通

过机器学习算法,以主要环境影响因子为协变量,构建主导污染物与筛选终点之间的暴露效应曲线,在此基础上计算出各评估终点对主导污染物的毒性效应浓度。

(5)建立生态阈值推导数据集:首先,整合文献和毒理数据库中个体水平毒性效应浓度数据以及野外群落水平毒性效应浓度数据,构建不同生境类型的生物个体水平到群落水平的效应浓度数据集;其次分析同一生境条件下不同评估终点的效应浓度值之间的变异性,筛选出环境条件影响较大的评估终点;最后,通过主成分分析及聚类分析等多元统计分析方法筛选出代表性评估终点,并以代表性评估终点不同生境条件下的效应浓度组成生态阈值推导数据集。

(6)推导生态阈值:基于代表性评估终点的毒性效应浓度数据所组成的生态阈值推导数据集,利用概率分布模型进行概率分布曲线拟合,根据评估区域不同土地利用类型的要求,计算主导污染物的场地-特异性危害浓度,即生态阈值。

本框架的关键技术问题为如何校正环境混杂因素的影响并构建暴露-效应定量关系模型。通常可以采用分段回归、分位数回归、logit 回归等多元统计方法来构建暴露-效应定量关系模型^[72-74]。但是简单的多元统计回归模型往往无法全面考虑到环境因子的影响,而机器学习提供了高效处理非线性、高维、包含复杂交互和/或缺失值的生态毒性数据算法。基于大量训练所构建的模型相对稳定,可重复性强,不仅可以识别影响野外实际土壤污染生态效应的环境主控因子,还能够用来解析污染物在环境中分布的时空变化,因此,目前广泛应用于环境污染风险研究领域^[75-76]。例如,采用 BP 神经网络预测模型及随机森林模型等机器学习模型,通过模拟各种环境条件和土壤污染之间复杂非线性关系进行土壤污染预测^[77-83]。Ban 等^[84]使用来自韩国的 327 个全国性数据集,构建了一种基于机器学习算法的沉积物生态风险评估的工具。Jiang 等^[71]基于贝叶斯核机回归模型建立了包含环境影响因子在内的污染物与植物群落多样性及功能性状之间的暴露-效应定量关系模型。Sperlea 等^[85]通过应用机器学习方法分析了湖泊微生物群与湖泊土地覆盖之间的关系,展示了机器学习方法在研究微生物多样性与环境因素之间的相互作用中的应用。Pu 等^[70]基于随机森林模型和变异划分分析发现,受汞污染的稻田生态系统的多功能性会随着汞浓度的增加而下降,强调了在汞污染的稻田中土壤生物多样性在调节生态系统功能方面的重要性。由此可见,随着数据分析手段的日益发展和完善,针对野外实际土壤

污染生态系统中生物-生物以及生物-生境之间的非线性作用关系也将会得到更加客观、科学的描述。

5 结论与展望 (Conclusion and prospect)

综上所述,由于目前所采用的土壤环境质量标准的“一刀切”的模式,缺乏场地-特异性(site specific),在实际管理中往往会出现风险高估或低估的现象,因此,在区域尺度上,准确推导具有场地-特异性的土壤生态阈值,对于更高层次和更精细化的实际土壤污染生态风险管控至关重要。现行的不同土壤生态阈值推导过程虽各有差异,但基本步骤一致,且选择的生态受体大多为固化的模式物种,基于实验室内植物及土壤无脊椎动物个体及个体以下水平评估终点的生态毒性数据进行统计外推,存在物种代表性不足、缺乏生态相关性等缺点,将其外推至野外环境的过程中也存在诸多不确定性;目前,由于已经建立了完善的、标准化的土壤微生物群落生态毒性测试方法体系,使选择土壤微生物群落生态功能为评估终点进行生态阈值推导成为了可能。以土壤 Cu 和 Zn 的 50% 危害浓度(HC₅₀)为例,进行基于植物和土壤无脊椎动物 2 类生物、土壤微生物 1 类生物以及植物、土壤无脊椎动物和微生物 3 类生物受体的阈值比较发现,保护高阶生物(植物和土壤无脊椎动物)不一定能保护微生物群落,与单个最敏感的物种相比,微生物群落生态功能与土壤功能及生态系统的关联性更强;而合并植物、土壤无脊椎动物和土壤微生物群落 3 类生物效应终点得到 HC₅₀ 的变异范围处于前 2 类之间,意味着整合植物、土壤无脊椎动物和土壤微生物群落 3 类生物生态阈值更具有准确性。

基于此,本文提出整合文献和毒理数据库中个体水平毒性效应浓度数据以及野外群落水平毒性效应浓度数据,构建结合生物个体水平及群落水平生态效应的场地-特异性土壤污染生态阈值推导框架。为了进一步提高完善和改进土壤生态阈值推导的技术体系,今后需要在以下几方面开展工作。(1)野外土壤生物群落评估终点指标体系建立。基于野外土壤生物群落调查数据,筛选群落水平评估终点,构建评估终点指标体系,是建立场地-特异性土壤污染生态阈值推导框架的重要前提。(2)场地-特异性暴露-效应模型构建。场地-特异性土壤污染生态阈值推导框架的关键技术问题为如何校正环境混杂因素的影响并构建暴露-效应定量关系模型,现有信息数据处理技术中,机器学习等大数据算法能较为全面

地考虑环境污染对土壤生物毒性效应影响因素,因此利用机器学习算法构建囊括本地土壤理化性质、气候和地形地貌等其他环境条件在内的土壤生物群落指标与污染物之间的定量暴露-效应模型是一种切实可行的有效方法。(3)实验室生态毒理数据的筛查、评价及野外校正。目前关于土壤污染物生态毒性效应的研究较多,不同研究获取的生态毒性数据可能受到各种因素的影响,为了保证数据的准确性及可靠性,需要对实验室生态毒性数据的筛选过程做出严格要求;且实验室内生态毒性数据无法反映环境真实情况,将其外推至野外环境的过程中存在诸多不确定性,故综合考虑环境和生态因素,选择合适的模型和方法校正,实现评估过程和结果的优化,也是构建场地-特异性生态阈值推导数据集的基础和关键。(4)土壤生物毒理数据库平台搭建。系统整合现有的文献和毒理数据库中个体水平毒性效应数据和基于野外现场的群落水平的生态毒性效应数据,同时加强数据的集成、管理和共享,为更精细化的具有场地-特异性的土壤污染生态阈值推导提供数据平台,是未来土壤生态安全环境基准研究工作中的要点。

通信作者简介:姜璐(1989—),女,博士,助理研究员,主要研究方向为土壤污染生态效应及生态风险评估。

参考文献(References):

- [1] Hu B F, Shao S, Ni H, et al. Current status, spatial features, health risks, and potential driving factors of soil heavy metal pollution in China at province level [J]. *Environmental Pollution*, 2020, 266(Pt 3): 114961
- [2] Zhang H W, Zhang F, Song J, et al. Pollutant source, ecological and human health risks assessment of heavy metals in soils from coal mining areas in Xinjiang, China [J]. *Environmental Research*, 2021, 202: 111702
- [3] 环境保护部, 国土资源部. 全国土壤污染状况调查公报[R]. 北京: 环境保护部, 国土资源部, 2014
- [4] 生态环境部, 国家市场监督管理总局. 土壤环境质量农用地土壤污染风险管控标准: GB 15618—2018 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2018
- [5] 生态环境部, 国家市场监督管理总局. 土壤环境质量建设用土壤污染风险管控标准: GB 36600—2018 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2018
- [6] 冯艳红, 张亚, 林玉锁, 等. 基于生态风险的土壤环境基准研究概况[C]// 中国环境科学学会. 2016 中国环境科学学会学术年会论文集(第三卷). 海口: 中国环境科学学会, 2016: 1110-1113
- [7] 李勛之, 姜璐, 孙丽, 等. 不同国家土壤生态筛选值比较与启示[J]. *环境化学*, 2022, 41(3): 1001-1010
- Li X Z, Jiang R, Sun L, et al. Ecological soil screening values among different countries and implication for China [J]. *Environmental Chemistry*, 2022, 41(3): 1001-1010 (in Chinese)
- [8] 郑丽萍, 王国庆, 李勛之, 等. 基于保护生态的土壤基准值制订关键技术研究: 以美国和澳大利亚为例[J]. *生态毒理学报*, 2021, 16(1): 165-176
- Zheng L P, Wang G Q, Li X Z, et al. Research on key techniques for the formulation of soil environmental benchmarks based on ecologically protection: The case of the United States and Australia [J]. *Asian Journal of Ecotoxicology*, 2021, 16(1): 165-176 (in Chinese)
- [9] 曾庆楠, 安毅, 秦莉, 等. 物种敏感性分布法在建立土壤生态阈值方面的研究进展[J]. *安全与环境学报*, 2018, 18(3): 1220-1224
- Zeng Q N, An Y, Qin L, et al. Advances on species sensitivity distribution in deriving soil ecological thresholds [J]. *Journal of Safety and Environment*, 2018, 18 (3): 1220-1224 (in Chinese)
- [10] Reimann C, Fabian K, Birke M, et al. GEMAS: Establishing geochemical background and threshold for 53 chemical elements in European agricultural soil [J]. *Applied Geochemistry*, 2018, 88: 302-318
- [11] Du Z L, Lin D S, Li H F, et al. Bibliometric analysis of the influencing factors, derivation, and application of heavy metal thresholds in soil [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2022, 19(11): 6561
- [12] 王美娥, 丁寿康, 郭观林, 等. 污染场地土壤生态风险评估研究进展[J]. *应用生态学报*, 2020, 31(11): 3946-3958
- Wang M E, Ding S K, Guo G L, et al. Advances in ecological risk assessment of soil in contaminated sites [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2020, 31(11): 3946-3958 (in Chinese)
- [13] United States Environmental Protection Agency (US EPA). Guidance for developing ecological soil screening levels [R]. Washington DC: United States Environmental Protection Agency, 2005
- [14] Canadian Council of Ministers of the Environment (CCME). A protocol for the derivation of environmental and human health soil quality guidelines [R]. Ottawa: Canadian Council of Ministers of the Environment, 2006
- [15] Environment Agency (EA). Derivation and use of soil screening values for assessing ecological risk (Science

- Report share id26) [R]. Bristol: Environment Agency, 2017
- [16] Swartjes F A, Rutgers M, Lijzen J P A, et al. State of the art of contaminated site management in The Netherlands: Policy framework and risk assessment tools [J]. *Science of the Total Environment*, 2012, 427-428: 1-10
- [17] National Environment Protection Council (NEPC). Schedule B(5), guideline on ecological risk assessment, national environment protection (assessment of site contamination) measure 1999 [R]. Adelaide: NEPC, 2013
- [18] National Environment Protection Council (NEPC). Schedule B(1), guideline on the investigation levels for soil and groundwater, national environment protection (assessment of site contamination) measure 2013 [R]. Adelaide: NEPC, 2013
- [19] National Environment Protection Council (NEPC). Schedule B5b, guideline on methodology to derive ecological investigation levels in contaminated soils [R]. Adelaide: NEPC, 2013
- [20] 王小庆. 中国农业土壤中铜和镍的生态阈值研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2012: 51-88
Wang X Q. Ecological thresholds for copper and nickel in Chinese agricultural soils [D]. Beijing: China University of Mining & Technology, Beijing, 2012: 51-88 (in Chinese)
- [21] 李宁. 基于不同终点测定土壤铅的生态风险阈值及其预测模型[D]. 北京: 中国农业科学院, 2016: 30-32
Li N. The toxicity thresholds (EC_x) of Pb and its predicted models based on various endpoint determination [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2016: 30-32 (in Chinese)
- [22] 蒋宝. 土壤铜镍长期老化行为及有效态生态阈值研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2017: 89-92
Jiang B. Long-term aging behavior of soil added nickel and copper and ecological thresholds based on extractable copper in soils [D]. Beijing: China Agricultural University, 2017: 89-92 (in Chinese)
- [23] 万亚男. 我国土壤中锌的生态阈值研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2020: 18-35
Wan Y N. Ecological thresholds for zinc in Chinese soils [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2020: 18-35 (in Chinese)
- [24] 李勛之, 郑丽萍, 张亚, 等. 应用物种敏感分布法建立铅的生态安全土壤环境基准研究[J]. *生态毒理学报*, 2021, 16(1): 107-118
Li X Z, Zheng L P, Zhang Y, et al. Derivation of ecological safety based soil quality criteria for lead by species sensitivity distribution [J]. *Asian Journal of Ecotoxicology*, 2021, 16(1): 107-118 (in Chinese)
- [25] 李勛之, 孙丽, 杜俊洋, 等. 农用地土壤重金属锌的生态安全阈值研究[J]. *环境科学学报*, 2022, 42(7): 408-420
Li X Z, Sun L, Du J Y, et al. Soil ecological safety thresholds for zinc in agricultural land [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2022, 42(7): 408-420 (in Chinese)
- [26] Zhao S W, Qin L Y, Wang L F, et al. Ecological risk thresholds for Zn in Chinese soils [J]. *The Science of the Total Environment*, 2022, 833: 155182
- [27] Qin L Y, Sun X Y, Yu L, et al. Ecological risk threshold for Pb in Chinese soils [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2023, 444(Pt A): 130418
- [28] Schwarz C. Improving statistical methods for modeling species sensitivity distributions [R]. Province of British Columbia, Victoria: BC Ministry of Environment and Climate Change Strategy, 2019
- [29] Fox D R, van Dam R A, Fisher R, et al. Recent developments in species sensitivity distribution modeling [J]. *Environmental Toxicology and Chemistry*, 2021, 40(2): 293-308
- [30] 黄兴华, 李勛之, 王国庆, 等. 保护陆生生态的土壤铜环境基准研究[J]. *中国环境科学*, 2022, 42(10): 4720-4730
Huang X H, Li X Z, Wang G Q, et al. Study of soil environmental criteria of copper for protection of terrestrial ecosystem [J]. *China Environmental Science*, 2022, 42(10): 4720-4730 (in Chinese)
- [31] 江建平, 杜诚, 刘冰, 等. 中国生物物种编目进展与展望[J]. *生物多样性*, 2022, 30(10): 106-120
Jiang J P, Du C, Liu B, et al. Bio-inventory in China: Progress and perspectives [J]. *Biodiversity Science*, 2022, 30(10): 106-120 (in Chinese)
- [32] 罗晶晶, 吴凡, 张加文, 等. 我国土壤受试植物筛选与毒性预测[J]. *中国环境科学*, 2022, 42(7): 3295-3305
Luo J J, Wu F, Zhang J W, et al. Screening of soil test plants and developing of their toxicity prediction models in China [J]. *China Environmental Science*, 2022, 42(7): 3295-3305 (in Chinese)
- [33] Bejarano A C, Barron M G. Aqueous and tissue residue-based interspecies correlation estimation models provide conservative hazard estimates for aromatic compounds [J]. *Environmental Toxicology and Chemistry*, 2016, 35(1): 56-64
- [34] Willming M M, Lilavois C R, Barron M G, et al. Acute toxicity prediction to threatened and endangered species using interspecies correlation estimation (ICE) models [J]. *Environmental Science & Technology*, 2016, 50(19):

- 10700-10707
- [35] Fan J T, Yan Z G, Zheng X, et al. Development of inter-species correlation estimation (ICE) models to predict the reproduction toxicity of EDCs to aquatic species [J]. *Chemosphere*, 2019, 224: 833-839
- [36] Wang X N, Fan B, Fan M, et al. Development and use of interspecies correlation estimation models in China for potential application in water quality criteria [J]. *Chemosphere*, 2020, 240: 124848
- [37] Barron M G, Lambert F N. Potential for interspecies toxicity estimation in soil invertebrates [J]. *Toxics*, 2021, 9 (10): 265
- [38] 陈保冬, 赵方杰, 张莘, 等. 土壤生物与土壤污染研究前沿与展望[J]. *生态学报*, 2015, 35(20): 6604-6613
Chen B D, Zhao F J, Zhang X, et al. Soil pollution and soil organisms: An overview of research progress and perspectives [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2015, 35 (20): 6604-6613 (in Chinese)
- [39] Liu Y Q, Du Q Y, Wang Q, et al. Causal inference between bioavailability of heavy metals and environmental factors in a large-scale region [J]. *Environmental Pollution*, 2017, 226: 370-378
- [40] 李波. 外源重金属铜、镍的植物毒害及预测模型研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2010: 24-58
Li B. The phytotoxicity of added copper and nickel to soils and predictive models [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2010: 24-58 (in Chinese)
- [41] 黄锦孙. 土壤铜镍植物毒害的室内和田间实验差异研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2012: 27-44
Huang J S. Differences between laboratory and field tests for phytotoxicity of copper and nickel in soils [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2012: 27-44 (in Chinese)
- [42] Qin L Y, Wang M, Zhao S W, et al. Effect of soil leaching on the toxicity thresholds (EC_x) of Zn in soils with different properties [J]. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, 2021, 228: 112999
- [43] Jänsch S, Römbke J, Schallnass H J, et al. Derivation of soil values for the path ‘soil-soil organisms’ for metals and selected organic compounds using species sensitivity distributions [J]. *Environmental Science and Pollution Research International*, 2007, 14(5): 308-318
- [44] Smolders E, Oorts K, Van Sprang P, et al. Toxicity of trace metals in soil as affected by soil type and aging after contamination: Using calibrated bioavailability models to set ecological soil standards [J]. *Environmental Toxicology and Chemistry*, 2009, 28(8): 1633-1642
- [45] Swartjes F A. Dealing with Contaminated Sites [M]. Dordrecht, the Netherlands: Springer Science & Business Media, 2011: 579-582
- [46] Faber J H, van Wensem J. Elaborations on the use of the ecosystem services concept for application in ecological risk assessment for soils [J]. *Science of the Total Environment*, 2012, 415: 3-8
- [47] Sokol N W, Slessarev E, Marschmann G L, et al. Life and death in the soil microbiome: How ecological processes influence biogeochemistry [J]. *Nature Reviews Microbiology*, 2022, 20(7): 415-430
- [48] United States Environmental Protection Agency (US EPA). Attachment 1-2 guidance for developing ecological soil screening levels (Eco-SSLs) [R]. Washington DC: United States Environmental Protection Agency, 2003
- [49] Karpouzas D G, Kandeler E, Bru D, et al. A tiered assessment approach based on standardized methods to estimate the impact of nicosulfuron on the abundance and function of the soil microbial community [J]. *Soil Biology and Biochemistry*, 2014, 75: 282-291
- [50] Karas P A, Baguelin C, Pertile G, et al. Assessment of the impact of three pesticides on microbial dynamics and functions in a lab-to-field experimental approach [J]. *The Science of the Total Environment*, 2018, 637-638: 636-646
- [51] 张倩倩, 乔敏, 池海峰. 土壤生态毒性测试方法综述[J]. *生态毒理学报*, 2017, 12(4): 76-97
Zhang Q Q, Qiao M, Chi H F. Overview of soil ecotoxicity tests [J]. *Asian Journal of Ecotoxicology*, 2017, 12(4): 76-97 (in Chinese)
- [52] Renella G, Ortigoza A L R, Landi L, et al. Additive effects of copper and zinc on cadmium toxicity on phosphatase activities and ATP content of soil as estimated by the ecological dose (ED_{50}) [J]. *Soil Biology and Biochemistry*, 2003, 35(9): 1203-1210
- [53] Cheng J J, Song J, Ding C F, et al. Ecotoxicity of benzo[a]pyrene assessed by soil microbial indicators [J]. *Environmental Toxicology and Chemistry*, 2014, 33(9): 1930-1936
- [54] Epelde L, Muñiz O, Garbisu C. Microbial properties for the derivation of critical risk limits in cadmium contaminated soil [J]. *Applied Soil Ecology*, 2016, 99: 19-28
- [55] Ghiglione J F, Martin-Laurent F, Pesce S. Microbial ecotoxicology: An emerging discipline facing contemporary environmental threats [J]. *Environmental Science and Pollution Research International*, 2016, 23(5): 3981-3983
- [56] Andreoni V, Cavalca L, Rao M A, et al. Bacterial communities and enzyme activities of PAHs polluted soils [J]. *Chemosphere*, 2004, 57(5): 401-412

- [57] 张瀚丹, 刘新会, 王宇静, 等. 土壤剖面重金属污染对微生物群落结构的影响[J]. 环境科学与技术, 2022, 45(4): 184-191
- Zhang H D, Liu X H, Wang Y J, et al. Effects of heavy metal pollution on microbial community in soil profiles [J]. Environmental Science & Technology, 2022, 45(4): 184-191 (in Chinese)
- [58] Cui Y X, Wang X, Wang X X, et al. Evaluation methods of heavy metal pollution in soils based on enzyme activities: A review [J]. Soil Ecology Letters, 2021, 3(3): 169-177
- [59] Brandt K K, Amézquita A, Backhaus T, et al. Ecotoxicological assessment of antibiotics: A call for improved consideration of microorganisms [J]. Environment International, 2015, 85: 189-205
- [60] Storck V, Nikolaki S, Perruchon C, et al. Lab to field assessment of the ecotoxicological impact of chlorpyrifos, isoproturon, or tebuconazole on the diversity and composition of the soil bacterial community [J]. Frontiers in Microbiology, 2018, 9: 1412
- [61] Jiang B, Adebayo A, Jia J L, et al. Impacts of heavy metals and soil properties at a Nigerian e-waste site on soil microbial community [J]. Journal of Hazardous Materials, 2019, 362: 187-195
- [62] Lahlali R, Ibrahim D S S, Belabess Z, et al. High-throughput molecular technologies for unraveling the mystery of soil microbial community: Challenges and future prospects [J]. Heliyon, 2021, 7(10): e08142
- [63] Martiny J B H, Jones S E, Lennon J T, et al. Microbiomes in light of traits: A phylogenetic perspective [J]. Science, 2015, 350(6261): aac9323
- [64] Cébron A, Zeghal E, Usseglio-Polatera P, et al. Bacto-Traits: A functional trait database to evaluate how natural and man-induced changes influence the assembly of bacterial communities [J]. Ecological Indicators, 2021, 130: 108047
- [65] Iordache V, Neagoe A. Conceptual methodological framework for the resilience of biogeochemical services to heavy metals stress [J]. Journal of Environmental Management, 2023, 325(Pt B): 116401
- [66] Jiang R, Wang M E, Chen W P, et al. Ecological risk of combined pollution on soil ecosystem functions: Insight from the functional sensitivity and stability [J]. Environmental Pollution, 2019, 255(Pt 1): 113184
- [67] Wang Z Q, Tian H X, Tan X P, et al. Long-term As contamination alters soil enzyme functional stability in response to additional heat disturbance [J]. Chemosphere, 2019, 229: 471-480
- [68] Lessard I, Sauvé S, Deschênes L. Enzymatic functional stability of Zn-contaminated field-collected soils: An ecotoxicological perspective [J]. Science of the Total Environment, 2014, 484: 1-9
- [69] Delgado-Baquerizo M, Maestre F T, Reich P B, et al. Microbial diversity drives multifunctionality in terrestrial ecosystems [J]. Nature Communications, 2016, 7: 10541
- [70] Pu Q, Zhang K, Poulain A J, et al. Mercury drives microbial community assembly and ecosystem multifunctionality across a Hg contamination gradient in rice paddies [J]. Journal of Hazardous Materials, 2022, 435: 129055
- [71] Jiang R, Wang M E, Xie T, et al. Site-specific ecological effect assessment at community level for polymetallic contaminated soil [J]. Journal of Hazardous Materials, 2023, 445: 130531
- [72] Cormier S M, Suter G W 2nd. A method for deriving water-quality benchmarks using field data [J]. Environmental Toxicology and Chemistry, 2013, 32(2): 255-262
- [73] Hoondert R P J, Hilbers J P, Hendriks A J, et al. Deriving field-based ecological risks for bird species [J]. Environmental Science & Technology, 2018, 52(6): 3716-3726
- [74] Canadian Council of Ministers of the Environment (CCME). Ecological risk assessment guidance document [R]. Winnipeg: Canadian Council of Ministers of the Environment, 2020
- [75] Zhang J, Yu F B, Hu X G, et al. Multifeature superposition analysis of the effects of microplastics on microbial communities in realistic environments [J]. Environment International, 2022, 162: 107172
- [76] Zhang Y, Lei M, Li K, et al. Spatial prediction of soil contamination based on machine learning: A review [J]. Frontiers of Environmental Science & Engineering, 2023, 17(8): 93
- [77] Sakizadeh M, Mirzaei R, Ghorbani H. Support vector machine and artificial neural network to model soil pollution: A case study in Semnan Province, Iran [J]. Neural Computing and Applications, 2017, 28(11): 3229-3238
- [78] 范俊楠, 张钰, 贺小敏, 等. 基于 BP 神经网络的重点行业企业周边土壤重金属污染预测及评价[J]. 华中农业大学学报, 2019, 38(4): 55-62
- Fan J N, Zhang Y, He X M, et al. BP neural network based prediction and evaluation of heavy metal pollution in soil around the enterprises in key areas of Hubei Province [J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2019, 38(4): 55-62 (in Chinese)
- [79] Liu G, Zhou X, Li Q, et al. Spatial distribution prediction of soil As in a large-scale arsenic slag contaminated site based on an integrated model and multi-source environ-

- mental data [J]. *Environmental Pollution*, 2020, 267: 115631
- [80] Fathizad H, Ali Hakimzadeh Ardakani M, Heung B, et al. Spatio-temporal dynamic of soil quality in the central Iranian desert modeled with machine learning and digital soil assessment techniques [J]. *Ecological Indicators*, 2020, 118: 106736
- [81] 贾晓琳. 区域土壤重金属污染的源汇空间分析和时空模拟研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2020: 78-80
- Jia X L. Source-sink spatial analysis and spatio-temporal simulation of soil heavy metal pollution in regional scale [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020: 78-80 (in Chinese)
- [82] Zhao W H, Ma J, Liu Q Y, et al. Accurate prediction of soil heavy metal pollution using an improved machine learning method: A case study in the Pearl River Delta, China [J]. *Environmental Science & Technology*, 2023, 57 (46): 17751-17761
- [83] 许洋, 陈健松, 王志栋, 等. 基于多源异构数据的典型场地土壤重金属污染模拟预测研究[J]. *环境科学学报*, 2023, 43(9): 357-368
- Xu Y, Chen J S, Wang Z D, et al. Simulation and prediction research of heavy metal pollution in soil of typical sites based on multi-source heterogeneous data [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2023, 43 (9): 357-368 (in Chinese)
- [84] Ban M J, Lee D H, Shin S W, et al. Identifying the acute toxicity of contaminated sediments using machine learning models [J]. *Environmental Pollution*, 2022, 312: 120086
- [85] Sperlea T, Schenk J P, Dreßler H, et al. The relationship between land cover and microbial community composition in European Lakes [J]. *The Science of the Total Environment*, 2022, 825: 153732 ◆