

# 东洞庭湖土壤重金属污染空间分布

黄宇易

中南林业科技大学林学院, 湖南 长沙

收稿日期: 2025年3月9日; 录用日期: 2025年4月16日; 发布日期: 2025年4月27日

## 摘要

本研究系统评估了中国湖南省东洞庭湖区域表层土壤中六种重金属元素(As、Hg、Cd、Pb、Ni、Cr)的污染特征及其生态风险。研究采用多元方法学框架, 包括单项污染指数(P)、地累积指数(Igeo)和潜在生态风险指数(Er)进行污染程度评估; 运用Moran's I指数分析重金属空间自相关特征; 并通过对比四种空间插值方法的精度, 确定了最优的空间分布表征方法。污染源解析采用绝对主成分得分-多元线性回归(APCS-MLR)和正矩阵分解(PMF)受体模型。研究结果表明, 研究区域呈现显著的Cd和As重度污染, Hg、Pb、Ni次之, Cr为轻度污染。源解析显示主要污染源包括农业活动(贡献率最高)、工业排放和人为活动。空间分析表明耕地和牧地分布与重金属浓度呈现显著的空间一致性。基于研究结果, 建议相关部门在农业生产过程中采取针对性措施, 以降低土壤重金属污染及其潜在生态风险。

## 关键词

农业面源污染, 表层土壤重金属, 东洞庭湖

# Spatial Distribution of Soil Heavy Metal Pollution in East Dongting Lake

Yuyi Huang

College of Forestry, Central South University of Forestry and Technology, Changsha Hunan

Received: Mar. 9<sup>th</sup>, 2025; accepted: Apr. 16<sup>th</sup>, 2025; published: Apr. 27<sup>th</sup>, 2025

## Abstract

This study systematically assessed the pollution characteristics and ecological risks of six heavy metal elements (As, Hg, Cd, Pb, Ni, Cr) in the surface soils of the Dongting Lake area in Hunan Province, China. A multi-methodological framework, including individual pollution index (P), geoaccumulation index (Igeo) and potential ecological risk Index (Er), was used to assess pollution degree. Moran's I index was used to analyze the spatial autocorrelation characteristics of heavy metals. By comparing the accuracy of four spatial interpolation methods, the optimal spatial distribution

characterization method is determined. The absolute principal component score-multiple linear regression (APCS-MLR) and positive matrix decomposition (PMF) receptor models were used for source analysis. The results showed that Cd and As were heavily polluted in the study area, followed by Hg, Pb and Ni, and Cr was slightly polluted. Source analysis shows that the major sources of pollution include agricultural activities (which contribute the most), industrial emissions, and anthropogenic activities. The spatial analysis showed that the distribution of cultivated land and grazing land was significantly consistent with the concentration of heavy metals. Based on the research results, it is suggested that relevant departments should take targeted measures in the agricultural production process to reduce soil heavy metal pollution and its potential ecological risks.

## Keywords

Agricultural Non-Point Source Pollution, Topsoil Heavy Metals, East Dongting Lake

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

近年来,伴随城市化进程加速与社会经济高速发展,中国土壤环境质量持续承压,呈现显著区域分异特征。研究表明,南方及东部地区污染程度显著高于北方与西部[1],其成因涵盖污水灌溉、农化制品过量施用、固体废弃物渗滤、工矿活动及交通排放等多重因素。重金属污染物可通过食物链迁移、呼吸暴露及皮肤接触等路径进入人体,对公共健康构成潜在威胁[2]。因此,开展土壤重金属污染风险评估与源解析研究,已成为污染治理修复的关键科学基础。

重金属污染因其隐蔽性、滞后性、形态复杂性及治理难度,成为环境领域研究热点。污染源具有多元性特征:生活源(如装饰材料和电子产品)、交通排放、工业活动[3]及农业投入品[4]均被证实为重要贡献因子。空间分布研究揭示,表层土壤重金属污染呈现显著空间异质性,其热点识别对污染防控具有重要指导意义[5]。地理信息系统(GIS)通过集成空间分析与可视化技术,已成为重金属污染空间研究的核心工具[6],其中克里金插值法(Kriging)凭借其空间自相关原理,在未知区域估值中展现独特优势。该方法已在墨西哥矿区[7]、江苏农田及新疆生态研究[8]中得到有效验证。

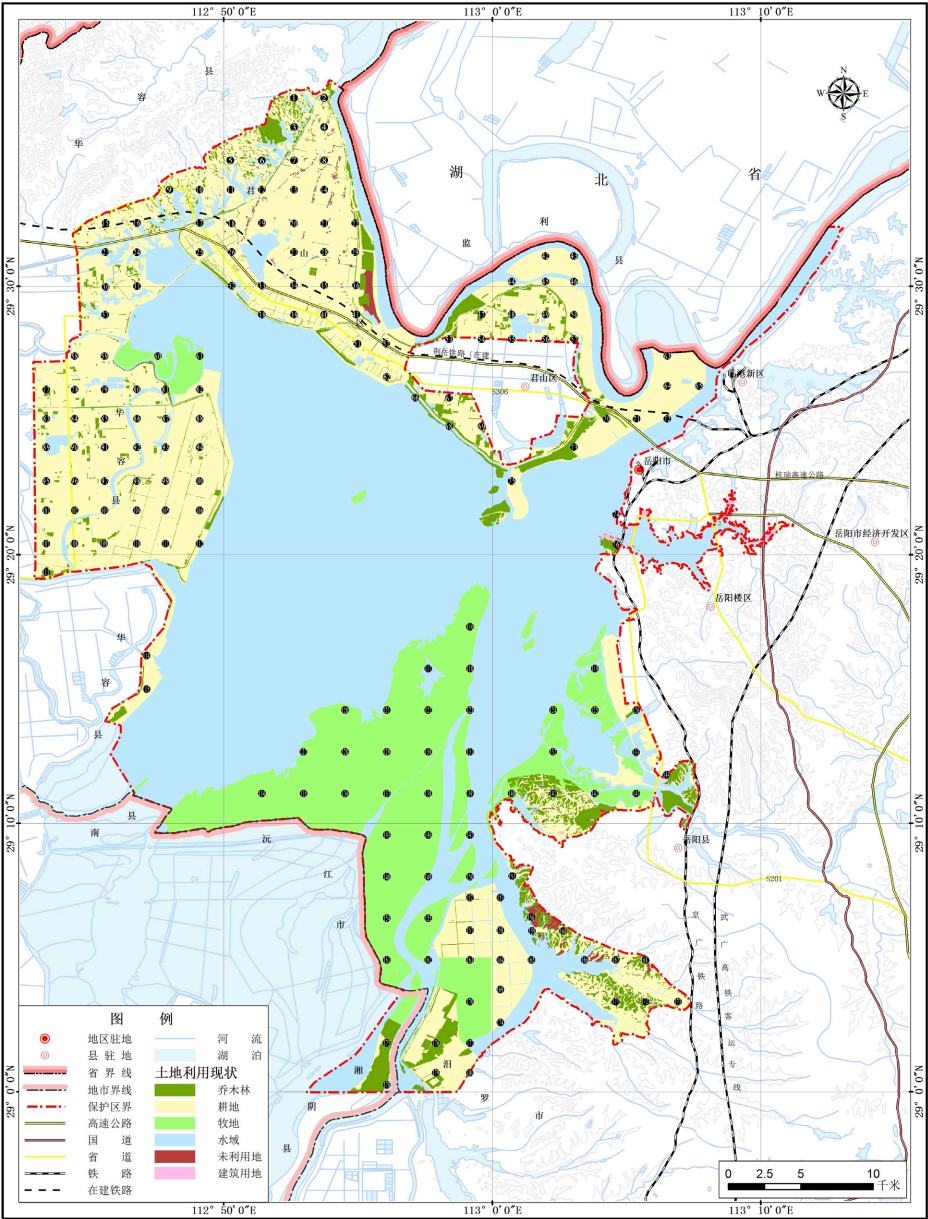
东洞庭湖区域作为长江中下游重要生态屏障,兼具“鱼米之乡”的农业生产功能与湿地生态系统的环境调节价值[9][10]。然而,近年来该区域土壤重金属污染问题日益凸显,砷(As)、镉(Cd)、铅(Pb)等元素超标严重,其中镉污染对生态系统风险贡献尤为突出[11]。本研究以180个表层土壤采样数据为基础,运用克里金插值技术解析重金属空间分布格局,结合土地利用类型开展污染溯源分析,重点探讨:1)重金属元素的空间集聚特征;2)自然与人为驱动因子的作用机制;3)地统计模型在复杂水网区应用的适用性优化。研究成果不仅可为洞庭湖生态修复提供科学依据,更将为同类湖泊湿地重金属污染治理提供方法论借鉴。通过揭示污染空间分异规律与成因机理,本研究有助于构建“识别-评估-修复”的全链条技术体系,为区域可持续发展提供决策支持。

## 2. 材料与方法

### 2.1. 研究区域

东洞庭湖区隶属于国家级自然保护区,位于湖南省岳阳市境内,地处湖南省东北部,长江中游荆江

江段南侧(图 1)。该区域南接“四水”(湘江、资江、沅江、澧水),北临长江,总面积约为 1327.8 平方千米,常年湖容量达 178 亿立方米。地理坐标介于北纬 28°59′至 29°38′,东经 112°43′至 113°15′之间。东洞庭湖区属亚热带湿润气候区,具有充足的日照和充沛的降水量,年均气温为 17℃,年降水量介于 1200 至 1330 毫米之间,丰水期与枯水期降水量差异显著,无霜期长达 258 至 275 天。区域海拔较低,整体处于 30 至 35 米之间,地貌特征为起伏较小的浅盆状平原。堤内区域为平坦的田园化农耕区,是我国重要的粮食生产基地。然而,随着人类活动的不断扩展,东洞庭湖区的面积逐年缩减,且土壤重金属污染问题日益严重。为此,本研究团队将对该区域进行系统的土壤采样与分析,以进一步评估其生态环境状况。



注: 该图基于自然资源部标准底图服务网站下载的审图号为 GS(2016)2925 号的标准地图制作, 底图无修改。

**Figure 1.** Geographical location and soil sampling points in East Dongting Lake area  
**图 1.** 东洞庭湖区地理位置及土壤采样点情况

## 2.2. 土壤样本采样和分析

东洞庭湖区地类多样, 地理环境复杂, 以耕地和牧地为主要土地利用类型, 交通线路分布密集, 导致不同空间区域重金属污染成因存在显著差异。为探究这一问题, 本研究团队对东洞庭湖区(除坚硬地面、道路及水域外)进行了系统的土壤样本采集。根据区域土地利用特征, 将东洞庭湖区划分为建设用地(I)、农用旱地(II)、水田(III)、林地(IV)、湿地(V)、水土保持地(VI)等主要类型。结合历史研究数据, 进一步细分为建设用地(I)、农用旱地(II)、水田(III)、林地(IV)、芦苇荡(V)、杂草滩(VI)、沉积滩(VII)及水域(VIII)。在采样点布设上, 共设置 180 个采样点, 遵循平衡分布与均匀分布原则, 并根据土地利用类型及地类面积差异设置不同尺度的采样网格: 建设用地、农田及水田采用 200 m × 200 m 网格; 林地采用 400 m × 400 m 网格; 芦苇滩、杂草滩及泥沙滩采用 500 m × 500 m 网格。采样点经纬度通过 GPS 导航仪精确测定。

采集的土样经实验室自然风干后, 去除砾石、树根等杂质, 过 20 目尼龙筛。过筛后样品采用四分法处理, 其中两份用于土壤 pH 值、阳离子交换量及元素有效含量的测定分析; 另一份过 60 目尼龙筛, 用于农药残留、土壤有机质及全氮量等项目分析; 剩余一份过 100 目尼龙筛, 用于土壤元素全量分析。

## 2.3. 土壤重金属污染风险评估

### 2.3.1. 单项污染指数(P)

单项污染指数法是通过评价标准对单项指标进行逐项分析评价, 通过指数计算, 选取各因子中最大类别为样本的总体评价结果。其方法简单明了, 计算简便, 可以清晰地判断出评价样本与评价标准的比值关系, 容易判断评价区主要污染因子及污染状况。

$$P_i = C_i / S_i \quad (1)$$

式中:  $P_i$  为单项污染指数;  $C_i$  为土壤污染物实测浓度;  $S_i$  为污染物的评价标准值或参考值。 $P_i \leq 1$ , 表示无污染;  $1 < P_i \leq 2$ , 表示轻微污染;  $2 < P_i \leq 3$ , 表示轻度污染;  $3 < P_i \leq 5$ , 表示中度污染;  $P_i > 5$ , 表示重度污染。

### 2.3.2. 地质累积指数(Igeo)

地质累积指数又称 Muller 指数, 不仅考虑了自然地质过程造成的背景值的影响, 而且也充分注意了人为活动对重金属污染的影响, 因此, 该指数不仅反映了重金属分布的自然变化特征, 而且可以判别人为活动对环境的影响, 是区分人为活动影响的重要参数[12]。目前, Igeo 法已经广泛运用于研究重金属特征及生物有效性, 并在广州市南沙区被证明该方法能有效得到重金属镉的富集特征(王芳婷)。

$$I_{geo} = \log_2 (C_n / 1.5B_n) \quad (2)$$

式中:  $C_n$  ——样品中  $n$  的浓度;

$B_n$  ——背景浓度;

1.5 ——修正指数。

该指数被分为 7 个等级。

### 2.3.3. 生态风险因子(Er)

生态风险因子最早是由 Hakanson 提出的, 是用于生态风险评估的一个参数, 用于评价污染物对生态系统及其相关的生物的潜在不利的影响, 他考虑了各种因素, 包括污染物的毒性、浓度和暴露生物体的敏感性。Er 方法已经广泛被运用于研究土壤重金属空间分布中, 并在墨西哥 Matehuala 半干旱矿区中被使用, 来分析该矿区表层土壤重金属空间分布[7]。

$$E_r = T_r^i \times C_{if} \quad (3)$$



式中:  $T_r^i$ ——特定金属的生物毒性反应因子;

$C_{if}$ ——污染因子。

其中, Er 被分为五个不同的等级。

## 2.4. 土壤重金属空间自相关(Moran 指数)

莫兰指数(Moran'I)是一种空间自相关分析方法,他可以衡量变量在同一个区域内的观测值之间的相互依赖性,用于描述空间数据中相似程度的统计指标。从而更好地分析出造成区域重金属污染的原因[13][14]。空间自相关分为全局空间自相关(Global Moran'I)和局部空间自相关(Local Moran'I)。全局莫兰指数范围是(-1, 1)越接近 1 则相关性就越强,而局部空间自相关的取值范围则不限于(-1, 1),  $I_i$  越大,则空间相关性越强。目前, Moran 指数被广泛运用于研究土壤重金属的空间分布中,并在陕西省临潼区中被使用且被证明该方法有效。

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n W_{ij} (X_i - \bar{X})(X_j - \bar{X})}{S^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n W_{ij}} \quad (4)$$

式中:  $I$ ——全局莫兰指数;

$W_{ij}$ ——空间权重矩阵;

$X_i$ 、 $X_j$ ——采样点  $i$  和  $j$  上的测量值;

$\bar{X}$ —— $X_i$  的平均值;

$S^2$ —— $X_i$  的方差。

当  $I > 0$  时表示所分析的变量在空间上呈正相关,且值越大,相关性越明显,具有相似属性的聚类在一起;当  $I = 0$  时,表示空间上不具有相关性;当  $I < 0$  时,表示变量在空间上呈负相关,且值越小,差异性越明显,具有差异性的聚类在一起。

在空间自相关分析中,常用标准化计量的临界值( $Z$ ),检查所分析要素是否在空间上具有显著性相关性,公式如下:

$$Z = \frac{I - E(I)}{\sqrt{VAR(I)}} \quad (5)$$

式中:  $E(I)$ ——全局 Moran 指数的期望值;

$VAR(I)$ ——所分析的全局 Moran 指数的方差。

当  $Z$  越大,说明分析的要素在空间上相关性越高,当  $|Z| > 2.58$  时,说明分析的变量在空间上差异性显著。

## 2.5. 空间分布插值技术

空间插值是利用在其他观测点已经收集得到的离散空间数据来推断未知位置处的数据。其目的是根据已知数据点之间的空间关系,估计或预测其他位置的值,空间插值常用于填补数据空白、生成连续表面、制作地图和空间分析,在该研究中使用空间插值是通过这 180 个采样点所获取数据来推断整个区域重金属浓度的分布状况。目前,插值的方法大致有:普通克里金法(OK)、逆距离加权法(IDW)、局部多项式法(LP)、经验贝叶斯克里金(EBK)。

### 2.5.1. 经验贝叶斯克里金(EBK)

经验贝叶斯克里金法(EBK)不同于古典克里金方法的使用,经验贝叶斯克里金法(EBK)是通过估计,

然后使用大量的半方差图模型，而不是一个单一的半方差图模型。将贝叶斯统计原理和克里格空间自相关建模相结合，以提高精度和准确性来估计测量的位置的值得[7]。EBK 的过程始于辅助变量构建空间模型，该模型应与目标变量相关[15]。

### 2.5.2. 普通克里金法(OK)

本文将采用克里金插值(Kriging)，该方法是基于地统计学原理的插值方法，他考虑了空间数据的空间自相关性，通过对空间变异的建模来估计未知位置的值得，并计算估计值方差[7]。克里金插值法最大限度地利用勘探工程所利用的各种信息，在使用克里金插值法估计平均值时，充分考虑了待估位置与信息样品之间的空间位置关系，信息样品彼此之间的空间位置关系以及区域化变量空间分布的结构特征等方面的因素。克里金插值法的核心在于对样品数据赋予适当的权系数，可给出更切合实际、更精确的估计，该方法可以避免系统误差。

$$Z(x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (6)$$

式中：  $Z(x)$  ——  $x$  点的预测值

$Z(x_i)$  ——  $x$  点的实测值

$i$  —— 赋予  $Z(x_i)$  残差的权重

### 2.5.3. 逆距离加权法(IDW)

逆距离加权法(IDW)是一种空间的插值法，它通过变量在附近已知位置的值得取平均值，来估计变量在未知位置的值得，分配给已知位置的权重与未知位置与已知位置之间的距离成反比[16]。这意味着较近的已知位置比较远的已知位置对估计值的影响更大。然而，IDW 不是一个非常稳健的方法，可能对异常值敏感[17]。

### 2.5.4. 局部多项式法(LP)

局部多项式法(LP)是一种空间的插值方法，它通过将一个多项式函数拟合到附近已知位置的变量值得来估计未知位置的变量值得。与其他假设全球趋势的插值方法不同，LP 插值考虑数据的局部变化。LP 技术使用加权最小二乘方法，其中权重取决于目标位置与相邻数据点之间的距离[18]。通过将多项式函数拟合到附近点的子集，LP 插值更准确地捕获局部趋势和变化[7]。

## 2.6. 数据处理与分析

利用 Microsoft Excel 对外业采集的数据进行筛选汇总，剔除异常数据，并对重金属浓度进行统计和相关性分析。利用 Arcgis 软件的各种功能，进行采样图的校准以及 Kriging 插值等操作得到各种金属的空间分布情况图。使用 Origin 和 R 软件进行数据的可视化，制作箱型图、相关性热图等，对数据进行进一步分析。

## 3. 结果

### 3.1. 重金属描述性结果统计

描述性统计用于总结和描述数据。本研究对 As、Hg、Cd、Pb、Ni、Cr、Cu、Zn、Mn、Fe 及 pH 等变量进行分析。结果表明，土壤中重金属平均浓度依次为：As (87.71 mg/kg) > Mn (77.82 mg/kg) > Zn (75.63 mg/kg) > Cr (49.19 mg/kg) > Ni (40.98 mg/kg) > Cu (25.29 mg/kg) > Pb (22.02 mg/kg) > Fe (1.16 mg/kg) > Cd (0.99 mg/kg) > Hg (0.46 mg/kg)。所有重金属平均浓度均高于全球标准值，其中 As、Hg、Cd、Ni、Mn、

Zn 分别超出湖南省土壤背景值 6.27、4.6、14.14、1.46、1.00 和 1.00 倍，表明大部分样品受到重金属污染。表层土壤参考值分别为 As (14.00 mg/kg)、Hg (0.10 mg/kg)、Cd (0.07 mg/kg)、Ni (28 mg/kg)、Mn (77.77 mg/kg)、Zn (75.59 mg/kg) (表 1)。

东洞庭湖区土壤 pH 值为 7.15，显著影响重金属活性及土壤肥力。标准差显示重金属浓度离散程度依次为：As (32.82) > Zn (24.79) > Mn (21.55) > Cu (16.02) > Cr (15.92) > Pb (7.13) > Ni (7.00) > Fe (0.25) > Hg (0.08) > Cd (0.06)。峰度分析表明，Hg、Cu 呈正峰度，分布相对峰值；As、Cd、Pb、Ni、Cr、Zn、Mn、Fe 呈负峰度，分布相对平坦。偏度分析显示，As、Hg、Cd、Pb、Ni、Mn、Fe 呈负偏度，Cr、Cu、Zn 呈正偏度。变异系数表明，As、Cr、Hg、Ni 为中等变异(10%~100%)，Cd、Pb、Cu、Zn、Mn、Fe 为弱变异(<10%)。表层土壤重金属浓度较高，可能与农田耕作及周边人为活动有关。

**Table 1.** Descriptive statistics of heavy metals  
**表 1.** 重金属描述性统计

	As	Hg	Cd	Pb	Ni	Cr	Ph
Mean (Measured)	88.71	0.46	0.99	22.01	40.95	49.33	7.14
Standard Error	2.45	0.01	0.00	0.53	0.52	1.19	0.06
Median	93.44	0.48	0.99	23.23	40.56	47.85	7.22
Standard Deviation	32.82	0.08	0.06	7.13	7.00	15.92	0.84
Sample Variance	1077.34	0.01	0.00	50.83	48.98	253.49	0.71
Kurtosis	-0.43	3.42	-0.45	-0.25	-0.48	-1.28	18.03
Skewness	-0.59	-1.78	-0.54	-0.59	-0.46	0.06	-2.74
Range	131.04	0.41	0.28	31.59	31.14	54.35	7.679
Minimum	17.91	0.15	0.80	3.98	23.09	22.19	7.21
Maximum	148.95	0.56	1.08	35.57	54.23	76.54	8.40
Sum	15880.72	81.49	177.43	3939.73	7330.378	8830.42	1278.846
Coefficient of Variation (CV) (%)	36.99	17.39	0.61	0.32	17.09	32.27	0.12
Count	180	180	180	180	180	180	180
Confidence Level (95.0%)	4.84	0.01	0.01	0.01	1.03	2.35	0.12
Toxic Response Factor	10	40	30	5	5	2	N.A.

3.2. 污染水平评价

以土壤背景值为参考，计算东洞庭湖区土壤重金属单项污染指数。As、Hg、Cd、Pb、Ni、Cr、Cu、Zn 的单项污染指数分别为 6.34、4.60、9.91、0.81、1.28、0.73、0.97、0.80，排序为 Cd > As > Hg > Ni > Cu > Pb > Zn > Cr。其中，Cd、As 为重度污染，Hg 为中度污染，Ni 为轻度污染，其余元素污染指数小于 1，危害较小。Cd、As 污染指数显著高于其他元素，需重点关注。

地累积指数法显示，Cd、As 处于中至高度污染水平，Hg 为中度污染，各采样点富集程度差异显著，污染水平从轻度至重度均有分布。Igeo 值结果如下：As (-0.23~2.83，均值 2.07)、Hg (0~1.90，均值 1.62)、Cd (2.45~2.85，均值 2.72)、Pb (-3.35~-0.19，均值-0.88)、Ni (-1.06~0.18，均值-0.23)、Cr (-2.20~-0.41，均值-1.05)、Cu (-1.87~0.03，均值-0.69)、Zn (-2.17~-0.30，均值-0.90)。Cd、As 均值处于高至极端污染，Hg 为高污染，Pb、Ni、Cu、Zn 为重度污染，Cr 为轻度至中度污染。部分土样 Igeo 值低于 0，其中表层土壤 Cd 的 Igeo 值显著高于其他重金属(图 2、表 2)。

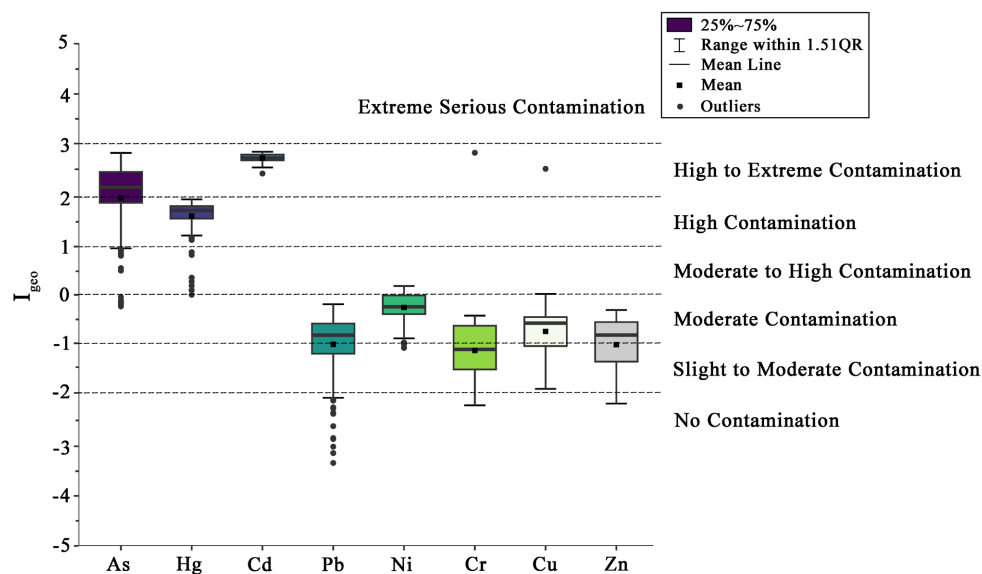


Figure 2. Box diagram of  $I_{geo}$  values of heavy metals in surface soil of East Dongting Lake  
图 2. 东洞庭湖表层土壤重金属的  $I_{geo}$  值的箱型图

Table 2. Single pollution index of heavy metals  
表 2. 重金属单项污染指数

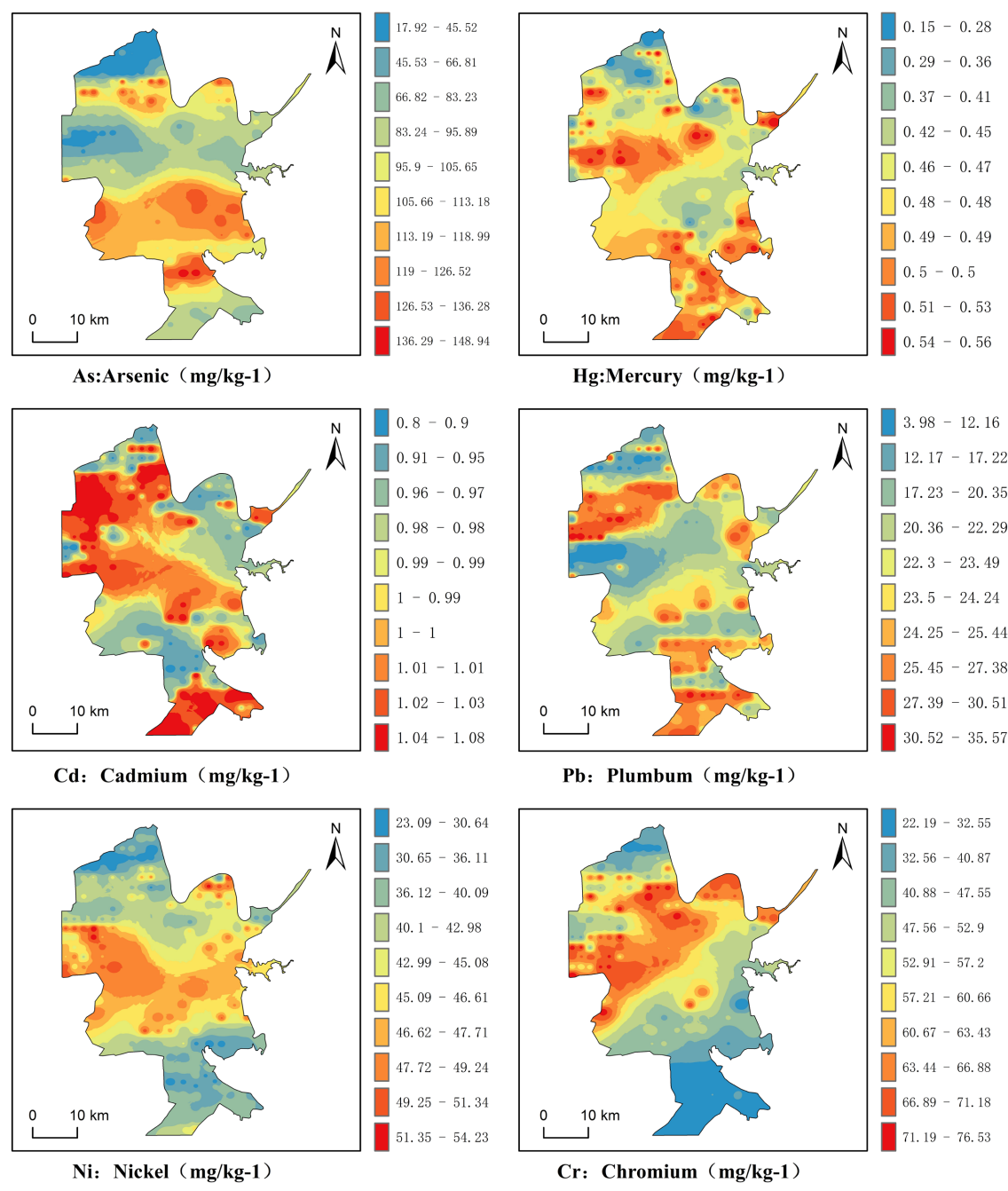
	As	Hg	Cd	Pb	Ni	Cr	Cu	Zn
$P_{mean}$	6.34	4.60	9.91	0.81	1.28	0.73	0.97	0.80
$P_{min}$	1.28	1.50	8.0	0.15	0.72	0.33	0.41	0.33
$P_{max}$	10.64	5.60	10.80	0.82	1.96	1.13	8.54	1.22
$P_{std}$	0.17	0.06	0.04	0.17	0.02	0.02	0.05	0.02

3.3. 重金属空间分布特征

空间分布图用于识别重金属浓度高的热点区域。东洞庭湖区耕地和牧地土壤中重金属含量难以预测，尤其需关注其向水体的释放，并优先监测受影响区域。基于变异函数拟合，采用 Arcgis 中的 Kriging 插值法获得土壤重金属空间分布。图 3 展示了 Cd、As、Hg、Ni、Cr 和 Pb 的空间分布，按浓度划分为 10 个等级，采用几何区间法分类。As、Ni、Pb 呈带状分布，Cd、Hg、Pb 主要分布在西部和南部，As、Cr、Ni 集中在中部。Cd 污染最严重，集中于东北部、中部和南部，北部因君山植被多样、人类活动少，污染较轻。西部和南部因村庄聚落、农耕及养殖活动导致重金属超标，南部澧水和湘江入湖口泥沙沉积加剧重金属累积。农耕和养殖活动是重金属空间分布格局的主要驱动因素。

为确定最优插值方法，比较了 GIS 插值模型。基于变异系数(CV)、均方根误差(RMSE)和平均相对误差(MRE)评估插值精度。结果表明，普通克里金法(OK)精度最低，经验贝叶斯克里金法(EBK)的 RMSE 最低，反距离加权法(IDW)的 MRE 最低。Ni 和 Cr 的 RMSE 最高，Hg 最低。密集分布点的值更具可比性，插值方法多利用邻近采样点预测未采样点。CV 值高于零表示高估，低于零表示低估，MRE 随 CV 增大而增大。EBK 是最有效的插值技术，包含空间自相关和经验优化权重，优于其他方法。尽管此前研究认为 IDW 最适合该区域，但本研究表明 EBK 同样表现良好。IDW 基于邻近已知值的加权平均，假设邻近点更相似；EBK 则考虑空间自相关性，提供不确定性估计，并可整合辅助变量以提高预测精度。IDW 适用于简单插值任务，EBK 更适合复杂任务。最佳插值方法取决于具体数据和任务需求(表 3)。





**Figure 3.** Distribution map of heavy metal concentration in East Dongting Lake  
**图 3.** 东洞庭湖区域重金属浓度分布图

**Table 3.** Comparison of the four interpolation methods  
**表 3.** 四种插值法各项数据比较

Heavy Metals	Predictive Errors	OK	IDW	LP	EBK
As	RMSE	12.92	15.22	13.37	11.84
	MRE	0.20	-0.66	0.14	0.00
	CV	0.02	-0.04	0.01	0.00

续表

Hg	RMSE	0.07	0.07	0.07	0.06
	MRE	0.00	0.00	0.00	0.00
	CV	0.05	0.02	0.01	0.02
Cd	RMSE	0.05	0.05	0.05	0.02
	MRE	4.33	0.00	0.00	0.00
	CV	91.88	0.00	-0.01	0.00
Pb	RMSE	4.82	5.42	5.43	5.14
	MRE	-0.02	-0.22	0.23	-0.04
	CV	0.00	-0.04	0.04	-0.01
Ni	RMSE	4.98	4.69	4.65	4.40
	MRE	-0.01	-0.77	-0.10	-0.01
	CV	0.00	-0.17	-0.02	0.00
Cr	RMSE	7.59	7.83	8.03	7.92
	MRE	-0.14	-0.19	0.13	-0.11
	CV	-0.02	-0.02	0.02	-0.01

4. 讨论

4.1. 土壤重金属的空间自相关

4.1.1. 空间相关分析

本研究对采样点中的 8 个重金属进行 Pearson 相关性分析，相关性分析结果如图 4 所示。在图中，Hg-As、Zn-Cu、Zn-Hg、Zn-As、Pb-Cd、Pb-As 呈极显著正相关，Cr-Ni 从图 4 可以看出，表层金属样态 Cd-Pb(0.3)、Hg-Zn (0.31)、Ni-Zn(0.42)的相关系数均在 0.3~0.5 之间，具有中度相关性。在  $P<0.05$  的显著性水平上，几大部分重金属相互之间配对呈现出实质上的正相关。根据之前的研究，如果重金属成分之间的相关系数为正，则有可能这些变量具有相似的来源，相互依赖，并表现出相同的特征。Cd-Pb、Hg-Zn、Ni-Zn 之间为中度相关，则其可能是同一来源。

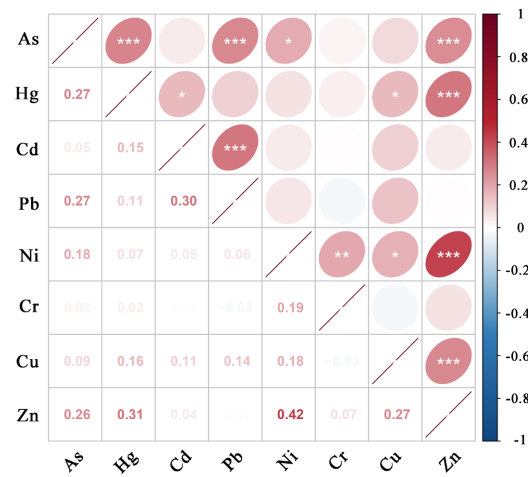


Figure 4. Pearson correlation diagram of heavy metals  
图 4. 重金属 Pearson 相关性图

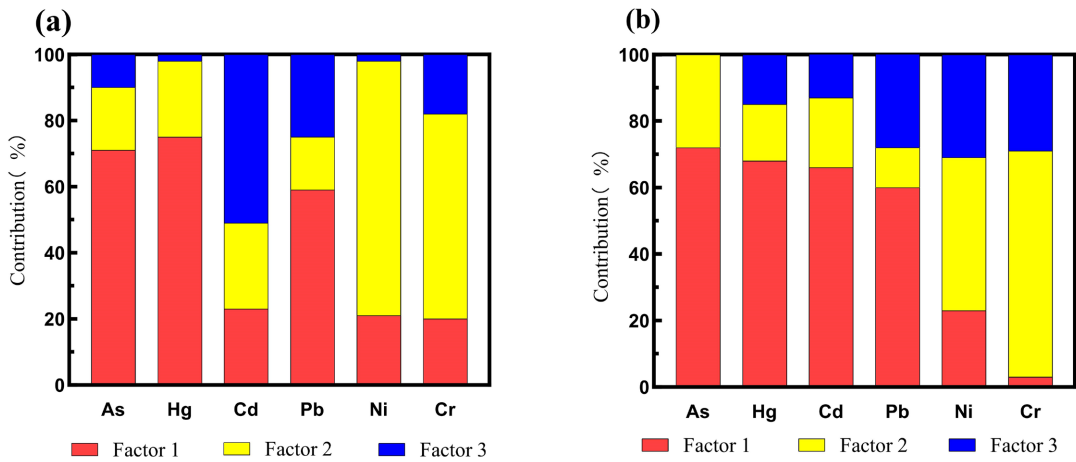
本研究 6 种土壤重金属的全球 Moran 指数的结果, Moran 指数均接近于 1, 表明研究区域中重金属均存在正空间相关性, 元素含量越大或越小, 他们越有可能聚集在一起。P-value < 0.05, z Score > 2.58, 说明各重金属元素具有高度显著的空间自相关性, 存在空间自相关性和空间聚类现象。根据表 4 可以得出 Moran 指数从 As 到 Cr、Ni、Pb、Hg、Cd 依次递减。As 和 Cr 的 Moran 指数较高, 空间相关性显著, 重金属的时空分布表明单一重金属污染源的贡献非常大, As 和 Cr 可能是同一污染源。由于土壤重金属的来源相对复杂, 许多因素可能影响其分布和含量, 这给来源分析带来了一定的困难。结果表明, 当 Moran 指数和 z-Score 在元素间变化一致时, 其来源一致。

**Table 4.** Global Moran index of heavy metals in soils  
**表 4.** 土壤中各种重金属的全球 Moran 指数

Heavy Metal	Expected Index	Variance	z Score	P-Value	Global Moran Index
As	-0.005587	0.001764	20.210682	0.000000	0.843246
Hg	-0.005587	0.001726	9.054839	0.000000	0.370652
Cd	-0.005587	0.001764	7.338859	0.000000	0.302657
Pb	-0.005587	0.001762	13.980142	0.000000	0.581264
Ni	-0.005587	0.001764	14.64871	0.000000	0.609728
Cr	-0.005587	0.001772	18.319007	0.000000	0.765597

**4.1.2. 受体模型分析**

为评估污染源贡献, 采用 APCS-MLR 和 PMF 两种受体模型进行分析, 识别出重金属污染的三大来源(图 5、图 6)。APCS-MLR 结果显示, Factor1 对 Hg、As、Pb 的贡献率最高, 分别为 75%、71%、59%; Factor2 对 Ni、Cr 的贡献率分别为 77%和 62%; Factor3 对 Cd 的贡献率为 51%, 对 Hg、Ni 的贡献率仅为 2%。各源的平均贡献率为 Factor1 (45%) > Factor2 (37%) > Factor3 (18%)。PMF 模型结果与 APCS-MLR 一致, Factor1 对 As、Hg、Cd、Pb 的贡献率分别为 72.43%、61.60%、59.09%、47.60%, Factor2 对 Cr 的贡献率为 68.30%, Factor3 贡献率较低。PMF 模型中各源的平均贡献率为 Factor1 (48%) > Factor2 (33%) > Factor3 (19%)。两种模型均能有效识别污染源数量。



**Figure 5.** Contribution rate of heavy metals from different sources (APCS-MLS model and PMF model) (Factor 1: Agricultural activity Factor 2: industrial activity Factor 3: human activity)

**图 5.** 不同来源对重金属的贡献率(APCS-MLS 模型和 PMF 模型) (Factor 1: 农业活动 Factor 2: 工业活动 Factor 3: 人为活动)

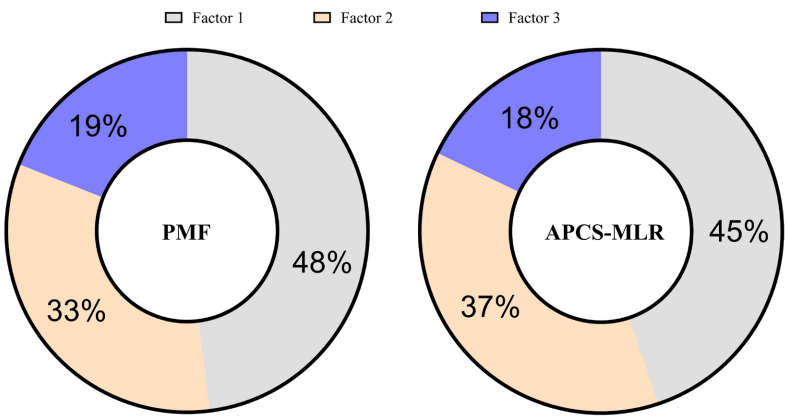


Figure 6. The average contribution rate of the source  
图 6. 来源的平均贡献率

Factor1 贡献率超过 45%，主要与农业活动相关。东洞庭湖区耕地和放牧养殖导致土壤重金属严重超标，Cd 超标达背景值的 64.2 倍。重金属高浓度区域多分布于耕地和牧地周围。Factor2 与工业活动相关，湘江、汨罗江和新墙河等入湖水系沿线分布采矿和冶炼企业，船舶采砂作业也可能导致沉积物中重金属释放。Factor3 贡献率低于 20%，主要与工业废物处理不当及交通尾气排放有关。

表 5 显示 APCS-MLR 和 PMF 模型的预测值与实测值对比。当预测值与实测值之比(P/M)接近 1 且  $R^2 > 0.5$  时，结果被认为可靠。本研究中，所有  $R^2$  值均大于 0.8，表明因子贡献与重金属浓度呈强线性关系。APCS-MLR 的 P/M 值更接近实际值，精度和可靠性更高。尽管两种模型均能有效分类污染源，但 APCS-MLR 在源分配上更为精确和实用。不同模型对重金属的有效性存在差异。

Table 5. Compare the accuracy of receptor model compatibility  
表 5. 比较受体模型相容的准确性

Heavy Metal	Measured	APCE-MLR			PMF		
		Predicted	P/M	R <sup>2</sup>	Predicted	P/M	R <sup>2</sup>
As	15967.08	17324.26	1.08	0.97	15791.70	0.99	0.96
Hg	81.97	79.36	0.97	0.92	74.94	0.91	0.94
Cd	178.41	185.39	1.04	0.89	186.13	1.04	0.95
Pb	3962.8	3879.16	0.98	0.91	3598.00	0.91	0.93
Ni	7376.79	7236.84	0.98	0.85	6771.15	0.92	0.88
Cr	8854.93	8296.26	0.93	0.82	7637.17	0.86	0.85

4.2. 风险评估

本研究基于土壤背景值和毒性反应因子，评估了表层土壤重金属的生态风险因子(Er)和潜在生态风险指数(PERI)。As、Cd 和 Hg 的 Er 值分别为：As (12.79~106.39，均值 63.36)、Cd (240.00~324.00，均值 297.35)、Hg (60~224，均值 182.16)。As 的 Er 值处于 80~160 之间，属强生态风险；Hg 的 Er 值大部分处于 160~320 之间，属很强生态风险；Cd 的 Er 值处于 240.00~324.00 之间，属很强至极强生态风险。As、Hg 和 Cd 对土壤生态影响显著，需优先关注。东洞庭湖区表层土壤重金属 Er 均值排序为：Cd>Hg>As>Ni>Cu>Pb>Zn>Cr，其余重金属 Er 值均小于 40，属轻微生态风险。

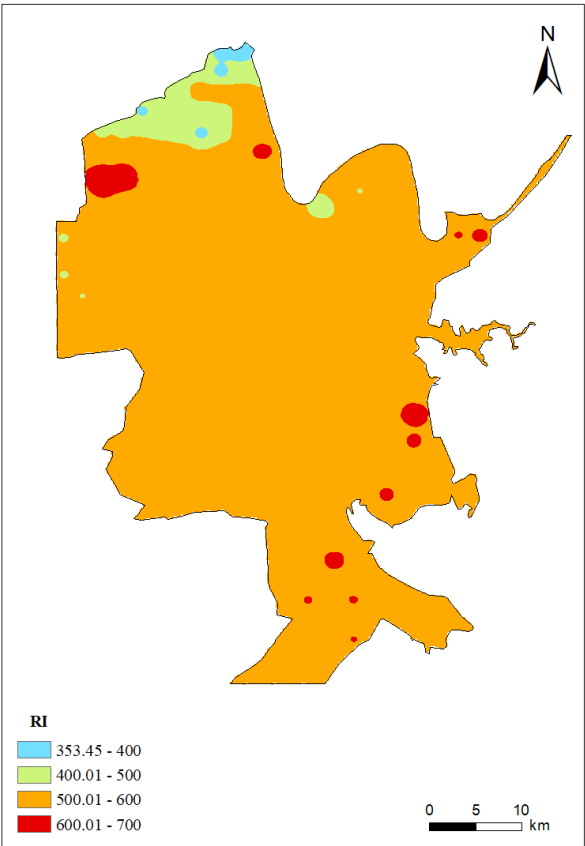
研究区域 PERI 均值为 554.79，表明存在强生态风险。PERI 空间分布与重金属高浓度区域高度一致。

东洞庭湖区 PERI 值为 353.23~641.20，均处于强至很强风险之间，其中君山区 PERI 值较低，7.22%的区域属很强风险，92.78%属强风险。由于 Hg、Cd、As 的毒性系数较高(分别为 40、30、10)，其浓度水平显著，生态风险较大，需优先治理。其他重金属生态风险较低或不构成风险(表 6、图 7)。

本研究采用 Hakanson 和陈静生的计算方法，但因分析的重金属种类有限，实际风险与分析可能存在一定的误差。东洞庭湖区耕地和牧地面积广阔，受污染的灌溉水普遍存在，导致土壤和作物中重金属累积，对环境构成重大威胁。

**Table 6.** Ecological risk factors and potential ecological risk factors of heavy metals  
**表 6.** 重金属的生态风险因子和潜在生态风险因子

	As	Hg	Cd	Pb	Ni	Cr
Er <sub>mean</sub>	63.36	182.16	297.35	4.08	6.34	1.19
Er <sub>min</sub>	12.79	60.00	240.00	0.73	3.61	0.65
Er <sub>max</sub>	106.39	224.00	324.00	6.59	8.47	2.25
Er <sub>std</sub>	1.68	2.48	1.29	0.10	0.01	0.01
Er <sub>median</sub>	130.82	192.00	297.00	4.30	6.34	1.14
PERI <sub>min</sub>	353.23					
PERI <sub>max</sub>	641.20					
PERI <sub>mean</sub>	554.79					



**Figure 7.** Spatial distribution of potential ecological risk index in topsoil  
**图 7.** 表层土壤中潜在生态风险指数空间分布



## 5. 结论

本研究明确了东洞庭湖区表层土壤重金属的污染特征、来源及风险。通过 APCS-MLR、PMF 模型及 Pearson 相关分析, 识别并量化了重金属污染。基于最优 GIS 插值技术, 评估了重金属的空间分布格局, 并结合潜在生态风险指数(PERI)确定了污染水平及来源导向。土壤 Igeo 值和 Er 值表明, 重金属污染处于中度至重度水平, 主要污染物为 As、Hg、Cd、Pb、Cr、Ni, 其浓度均显著超标, 其中 Cd 污染尤为突出。为预测未来变化并限制高浓度 Cd 及其他重金属的累积机制, 需在大量采样点开展周期性时间序列采样。

APCS-MLR 和 PMF 模型识别出三大污染源: 农业活动(耕地和放牧)、工业活动及人为活动。生态风险主要与农业活动相关。APCS-MLR 模型在 P/M 值上精度更高, 污染源定义更可靠, 被认为更现实有效。空间插值方法比较表明, IDW 和 EBK 优于其他方法, LP 技术表现最差, RMSE 和 MRE 值较高。研究区域西部和南部重金属浓度最高, 与高生态风险区域一致, 主要受耕地和放牧活动影响。

东洞庭湖区重金属污染是高强度开垦、不规范农业操作及土壤管理不足的典型结果。未来需采取适当措施确保土壤健康, 并对耕地周边环境样本进行持续重金属监测。

## 基金项目

本项目由“中南林业科技大学大学生创新创业训练计划资助项目资助”S202410538004。

## 参考文献

- [1] Chen, W., Li, Q., Wang, Z. and Sun, Z. (2020) Spatial Distribution Characteristics and Pollution Evaluation of Heavy Metals in Arable Land Soil of China. *Environmental Science*, **41**, 2822-2833.
- [2] 侯千, 马建华, 王晓云, 段海静. 开封市幼儿园土壤重金属生物活性及潜在生态风险[J]. 环境科学, 2011, 32(6): 1764-1771.
- [3] 张明胜. 哈尔滨市城区表层土壤重金属污染特征及评价研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2023.
- [4] 周步蟾, 陈伟江, 赖志鹏, 王苗苗, 陈明. 典型农田重金属污染钝化修复技术进展[J]. 应用化工, 2022, 51(12): 3669-3675.
- [5] Chen, H., Wang, L., Hu, B., Xu, J. and Liu, X. (2022) Potential Driving Forces and Probabilistic Health Risks of Heavy Metal Accumulation in the Soils from an E-Waste Area, Southeast China. *Chemosphere*, **289**, Article 133182. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2021.133182>
- [6] Norm, S., Weber, A., Kramar, U. and Stüben, D. (2001) Mapping of Trace Metals in Urban Soils. *Journal of Soils and Sediments*, **1**, 77-97. <https://doi.org/10.1007/bf02987713>
- [7] Saha, A., Gupta, B.S., Patidar, S. and Martínez-Villegas, N. (2023) Optimal GIS Interpolation Techniques and Multivariate Statistical Approach to Study the Soil-Trace Metal(loid)s Distribution Patterns in the Agricultural Surface Soil of Matehuala, Mexico. *Journal of Hazardous Materials Advances*, **9**, Article 100243. <https://doi.org/10.1016/j.hazadv.2023.100243>
- [8] 凌威, 王新杰, 武文昊. 新疆年均降水量的空间插值方法比较[J]. 辽宁林业科技, 2020(4): 5-9+58.
- [9] Yang, J., Zhao, P., Ran, F., Wang, S., Chen, J., Nie, X. and Li, Z. (2024) Temporal and Spatial Distribution Characteristics and Source Changes of Heavy Metals in Sediments of East Dongting Lake Based on Multivariate Statistical Methods. *Environmental Chemistry*, **43**, 920-932.
- [10] Zhang, G., Xie, Y. and Mo, Y. (2015) Spatial Distribution Characteristics and Potential Ecological Risk Assessment of Heavy Metals in Typical Water Surface Sediments of Dongting Lake. *Research of Environmental Sciences*, **28**, 1545-1552.
- [11] 蔡长卿, 金昌盛, 陈佳, 文佳骏, 聂小东, 王磊, 李忠武. 东洞庭湖沉积物重金属污染及生态-健康风险[J]. 农业环境科学学报, 2022, 41(6): 1337-1347.
- [12] 胡绵好. 应用地质累积指数评价南昌市城市污泥重金属污染[J]. 广东微量元素科学, 2010, 17(3): 27-31.
- [13] Li, W., Xu, B., Song, Q., Liu, X., Xu, J. and Brookes, P.C. (2014) The Identification of 'Hotspots' of Heavy Metal Pollution in Soil-Rice Systems at a Regional Scale in Eastern China. *Science of the Total Environment*, **472**, 407-420. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2013.11.046>

- 
- [14] Mohammadi, A., Nemati Mansour, S., Faraji, M., Abdolahnejad, A., Toolabi, A. and Miri, M. (2020) A Protocol for Pollution Index, Source Identification, and Spatial Analysis of Heavy Metals in Top Soil. *Journal of Environmental Health and Sustainable Development*, **5**, 1155-1161. <https://doi.org/10.18502/jehsd.v5i4.4965>
- [15] Krivoruchko, K. and Gribov, A. (2019) Evaluation of Empirical Bayesian Kriging. *Spatial Statistics*, **32**, Article 100368. <https://doi.org/10.1016/j.spasta.2019.100368>
- [16] Bhunia, G.S., Shit, P.K. and Maiti, R. (2018) Comparison of GIS-Based Interpolation Methods for Spatial Distribution of Soil Organic Carbon (Soc). *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, **17**, 114-126. <https://doi.org/10.1016/j.jssas.2016.02.001>
- [17] Shepard, D. (1968) A Two-Dimensional Interpolation Function for Irregularly-Spaced Data. *Proceedings of the 1968 23rd ACM National Conference*, New York, 27-29 August 1968, 517-524. <https://doi.org/10.1145/800186.810616>
- [18] Xie, Y., Chen, T., Lei, M., Yang, J., Guo, Q., Song, B., *et al.* (2011) Spatial Distribution of Soil Heavy Metal Pollution Estimated by Different Interpolation Methods: Accuracy and Uncertainty Analysis. *Chemosphere*, **82**, 468-476. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2010.09.053>