
太湖流域典型农用地表层土壤重金属空间 分异潜在风险因子识别

刘霏珈^{1, 2} 吴克宁^{3, 4} 罗明⁵¹

- (1. 郑州大学政治与公共管理学院, 河南 郑州 450001;
2. 社会治理河南省协同创新中心, 河南 郑州 450001;
3. 中国地质大学(北京)土地科学技术学院, 北京 100083;
4. 自然资源部国土整治重点实验室, 北京 100035;
5. 自然资源部国土整治中心, 北京 100035)

【摘要】: 土壤是人类生存、生活最基本的生产资料。识别农用地表层土壤重金属空间分异潜在风险因子对区域重金属污染农用地安全利用具有重要意义。以太湖流域典型农用地土壤为研究对象, 运用 Normal Score Transformation (NST) 变换法处理表层土壤 6 种重金属非正态分布数据, 分析构建表层土壤重金属空间分异的潜在风险因子集, 利用地理探测器识别法 (Geo Detector Model, GDM) 识别潜在风险因子及其交互作用。结果表明: 通过因子探测器识别发现 6 种表层土壤重金属的前 5 大潜在风险因子既有自然条件因子, 也有社会经济因子。交互探测器识别发现自然与社会经济潜在风险因子对表层土壤 6 种重金属空间分异均随着因子的线性叠加而呈现出 $1+1>2$ 的非线性增强的交互作用。风险探测器可识别出表层土壤 6 种重金属各自的潜在风险因子类别。基于 NST 和 GDM 的表层土壤重金属空间分异潜在风险因子识别思路可为准确识别与监测重金属污染区域提供更准确和详细的科学依据。

【关键词】: 农用地 重金属 地理探测器 空间分异 风险因子

【中图分类号】: F301.21 **【文献标识码】:** A **【文章编号】:** 1004-8227(2020)03-0609-14

土壤是万物之源、农业之本, 关乎人类的生存与生活。随着“镉大米”、“毒蔬菜”事件的频发, 区域农用地土壤环境质量的优劣直接关系到农产品安全与人类健康, “舌尖上的安全”需从源头风险治理做起。

作者简介: 刘霏珈(1989-), 女, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为土地资源评价与利用规划. E-mail: cugbliupj@163.com.
基金项目: 河南省高等学校重点科研项目(19A630028); 中国国家留学基金(20197045048); 国土资源部公益性行业科研专项课题(201511082-2)。

土壤重金属污染源空间分异特征、归因分析和污染源解析一直是该领域的研究热点。大量研究表明,农用地表层土壤重金属含量不仅与其成土母质相关,与人为活动的外源输入关系更为密切。土壤重金属来源主要有:自然高背景区即成土母岩^[1]、交通路线^[2]、污水灌溉、污泥汇集^[3]、工矿企业的污染排放^[4]等。土壤重金属源解析研究常用方法有相关性分析、主成分分析、聚类分析等数理统计方法^[5,6]、同位素示踪技术等。这些方法多数擅长数值型变量、显著性关系或者指定的乘性交互的分析,常通过建立变量之间的统计关系提示可能的因果关系,但变量间有些线性回归不显著时则无法准确分析。本文尝试用地理探测器模型(Geo Detector Model, GDM)充分利用空间分层异质特征,对可能影响表层土壤 6 种重金属空间分布的风险因素进行识别。该模型的优点在于其不限分析变量类型、简单而物理意义明确,重点可以识别因素之间的交互作用,只要因素之间有关系就能探测识别^[7]。

目前地统计学是继传统统计学方法之后用于土壤重金属空间分布特征的最常用研究方法^[8]。常用克里金插值(Kriging)、样条插值(Spline)、反距离权重插值(IDW)等空间插值法以有限、离散的采样点信息预测区域内土壤重金属空间分布。每种插值模型对原始数据结构特征要求不同,这对面状信息的模拟精度有很大影响。例如克里金插值法要求区域化变量要先满足平稳假设进而给出其最佳线性无偏估计(某点处的确定值)。然而目前很多研究多以一定规则剔除异常值忽略了数据的稳健性,进而导致分析结果有误差。本文尝试利用 Normal Score Transformation(NST)对重金属数据进行正态化稳健处理,弱化因异常值的存在而显著波动的数据结构,既充分保留了原有数据结构特征又满足后续空间分异分析研究要求^[9]。本文以长江三角洲经济开发区、江苏省南部某市为例,依托表层土壤 6 种重金属 NST 正态化稳健处理数据,通过 ArcGIS 空间插值和空间分析模块分析其空间分异特征;最后利用 GDM 识别分析表层土壤重金属空间分异的潜在风险因子及其交互作用,以期补充区域重金属污染农用地源解析思路、为其安全利用与污染防控提供支撑。

1 研究区概况

1.1 研究区概况

研究区地势南高北低,气候温和、四季分明、热量条件好、降水丰沛、境内河网发达,地貌形态多样,土壤类型多样,农作物一年可 2~3 熟。地域总面积 19.97 万 hm^2 ,人口约 108 万,其中农用地面积 11.85 万 hm^2 ,建设用地面积 3.23 万 hm^2 ,其他土地面积 4.89 万 hm^2 。区域内农业集约化程度较高,工业分布密集发达,已形成了包括陶瓷、纺织、机电、化工、轻工、建材、工艺品制造等富有地方特色、门类齐全的工业体系。但同时也给环境带了超负荷的压力,对土壤环境的影响日趋显著。

1.2 重金属数据采集

土壤样品采样区域为江苏省某市全域。表层土壤 6 种重金属含量及部分理化性质数据主要来源于《江苏省某市耕地质量生态地球化学调查与等级评价报告》(2011 年)。依据《土地质量地球化学评估技术要求(试行)》(DD2008-06),按网格化在全域共布设 1139 个样点,其中农用地上共布设 884 个样点,采样密度约 2 个/ km^2 ,采样深度为 0~20cm。采样避开外来土和新近扰动过的土层,并去掉表面杂物和土壤中的砾石等进行五点法取土、四分法留土,用聚乙烯自封袋保留 1kg 土样,带回实验室自然风干,挑出石块等杂物预处理后送检土样的 Cd、Hg、As、Pb、Cu、Zn 这 6 种重金属和 pH 值、TOC、CEC(图 1)。

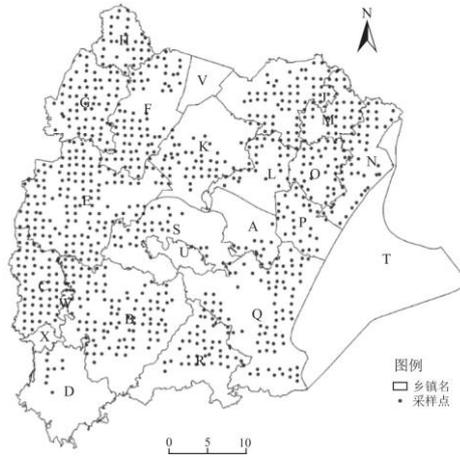


图 1 土壤采样点分布图

2 潜在风险因子集的构建

表层土壤重金属的含量不仅受当地气候、地形、降水等自然成土因素影响,还与土地利用、工商业等人类活动等诸多社会经济因素密切相关。因此,本文从自然条件因子集和社会经济因子集入手,构建表层土壤重金属空间分异潜在风险因子集(图 2)。

2.1 自然条件因子集

“从源”出发,自然条件因子集包含土壤特性因子集和地形地貌因子集。

(1) 土壤特性因子集。

不同成土母质成就不同的土壤类型,相同的土壤类型因相异的成土环境有着不同的土壤特性。土壤酸碱度(pH)影响重金属在土壤中的溶解度,固体颗粒物对重金属的吸附量也与其呈显著负相关,制约黏土矿物吸附重金属的能力和微生物在土壤中的所有行为^[10,11]。土壤阳离子交换量(CEC,“cmol/kg”)反映了土壤中有机质和无机黏粒对重金属的吸附性^[12]。土壤中有机胶体—腐殖质的络合作用可有效降低重金属在土壤中的生物有效性。并且 pH 还与 CEC、有机质和其他动植物活动共同影响土壤的氧化还原电位(E_h),影响重金属在土壤中的氧化还原反应。换言之,pH、CEC、氧化还原电位(E_h)、有机质含量、质地、黏土矿物含量及其类型、温度及水分、微生物等都对土壤重金属的吸附—解吸过程产生非常重要的作用^[12]。

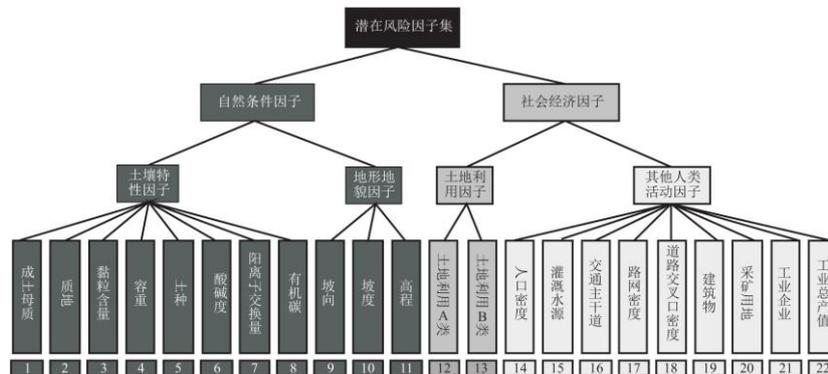


图 2 潜在风险因子集^[12]

因此,复杂的土壤系统要求研究应避免只考虑 pH、CEC 和 TOC 等单项因子而忽略各因子间的相互作用,故特选取土种(soil local type, slt)以求全面反映土壤特性,提高因子集内涵和识别精细程度。土壤特性因子集选取成土母质(parent material, pm)、质地、黏粒含量、容重、土种、入渗率(soil infiltration rate, sir)、pH、CEC 和 TOC(图 3a、3b、3c、3d、3e、3f、3g、3h、3i)。除 pH、CEC 和 TOC 外的数据来自研究区 1988 年第二次全国土壤普查资料。

(2) 地形地貌因子集。

坡度(slope, “°”)、坡向(aspect, “°”)和高程(elevation, elev, “m”)的不同会对土壤中水、热、气的再分配产生重要影响,进而影响重金属在其中的迁移与空间分异格局。其中高程数据来自 30m 空间分辨率的 ASTER GDEM v2.0 数据集(<http://gdex.cr.usgs.gov/gdex/>),再利用 ArcGIS10.2 计算得出坡度和坡向(图 3j、3k、3l)。

2.2 社会经济因子集

人类活动愈发频繁,对表层土壤环境扰动就越显著。“从源”出发,社会经济因子集包含土地利用因子集和其他人类活动因子集。

(1) 土地利用因子集。

不同土地利用方式直接决定表层土壤重金属的“源”。本文参考《土地利用现状分类标准》(GBT21010-2007),将“耕地、园地、林地、草地、建筑用地、采矿用地、道路、水域、荒地”划为土地利用 A 类;将“水田、水浇地、旱地、果园、茶园、林地、草地和其他用地”划为土地利用 B 类。其中土地利用 A 类旨在突出农用地、建设用地与其他用地一级地类间的识别;土地利用 B 类旨在突出施用肥料和杀虫剂较多的各耕地、园地二级地类间的识别。该数据提取自《江苏省某市二调土地利用现状成果(2013 年)》(图 3m)。

(2) 其他人类活动因子集。

人口越密集、交通活动越频繁、人类活动越频繁对表层土壤重金属分布影响越显著。选取与人口密度、灌溉水源、交通主干道、建筑物、采矿用地的距离、路网密度、道路交叉口密度、工业企业密度、工业总产值。其中,人口密度(population density, popd, “人/km²”)源自 2010 年 100 米分辨率中国时间数据集(China Temporal Datasets)(图 3n)。灌溉水源、交通主干道、建筑物、采矿用地、工业用地源自《江苏省某市二调土地利用现状成果(2013 年)》数据库。灌溉水源包含研究区河流、湖泊和水库等所有水系,建筑物包含除采矿用地和工业用地以外的其他建设用地。利用 Arc GIS10.2 Near 模块计算出采样点与灌溉水源(distance to nearest water region, dwater, “m”)(图 3o)、交通主干道(distance to nearest major road, dmjrd, “m”)(图 3p)、采矿用地(distance to nearest mining area, dmine, “m”)(图 3q)、建筑物的距离(distance to nearest built-up region, dbuilt, “m”)(图 3r)、道路交叉口密度(road intersection density, rdintd, “/km²”)(图 3s)、路网密度(road density, rdd, “km/km²”)(图 3t)。工业总产值(gross industrial output value, indv, “百万元”)源自研究区 2003~2014 年的 11 年统计年鉴(图 3u)。利用核密度函数计算得到工业企业密度(industry density, indprod, “家/km²”)(图 3v)。

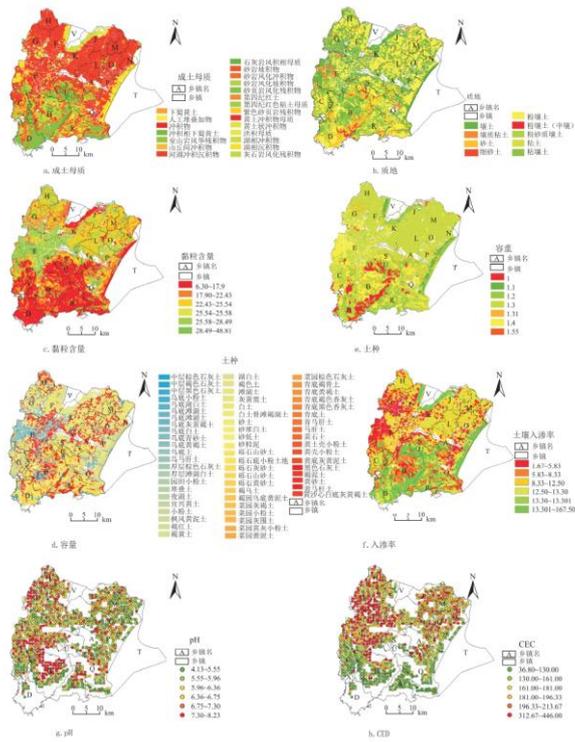


图3 风险因子空间分布

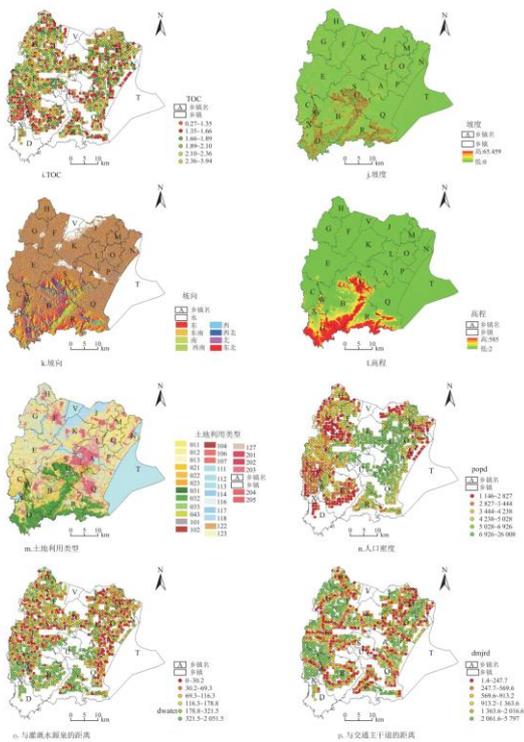


图3 风险因子空间分布

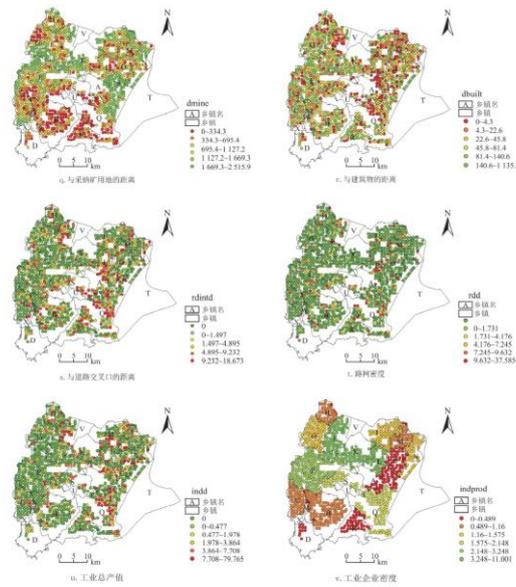


图 3 风险因子空间分布

3 研究方法

3.1 NST 数据稳健处理法

在实际应用中该变换方法分为3步^[13]:首先,对n个数据集 $Z(\mu_o)$ 进行升序排序 $[Z(\mu_{o'})^{(1)} \leq \dots \leq [Z(\mu_{o'})^{(k)} \leq \dots \leq [Z(\mu_{o'})^{(n)}$],式中,k是数据集 $Z(\mu_o)$ 第n个数据的排序序号。第二,升序排列后的数据集 $Z(\mu_o)$ 的累积频率可用下式来计算:若 $Z(\mu_o)$ 有相同的权重 $1/n$, $p_k^* = \frac{k-0.5}{n}$,这就认为样本数据的直方图代替了研究区域的数据。若 $Z(\mu_o)$ 有不同的权重 ω_i , $p_k^* = \sum_{i=1}^k \omega_i - 0.5\omega_k \in [0, 1]$ (图4、图5)。本文在前一种假设的情况下进行数据的转换。其次,序列k的数据集常态得分变换和标准累积分布函数的 p_k^* 分位数相匹配:

$$y(\mu_a) = G^{-1} [F^* (Z(\mu_a))] = G^{-1}(p_k^*) \quad (1)$$

3.2 地理探测器识别法

本文利用地理探测器模型(GeoDetectorModel, GDM)^[14, 15]中的因子探测器(Factor Detector, FD)识别表层土壤重金属空间分异的主要潜在风险因子,检验某种风险因子是否能很好的解释重金属的空间分异格局。本质是比较各风险因子在不同类别分区上的总方差与重金属在整个研究区上的总方差,这个比率越小,则该种风险因子对该种重金属的空间分异影响越大,解释力越强。一般表达式为:

$$q = 1 - \frac{\sum_{s=1}^N N_s \sigma_s^2}{N \sigma^2} \quad (2)$$

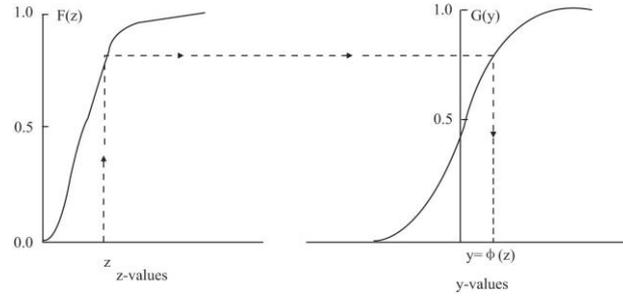


图 4NST 原理^[13]

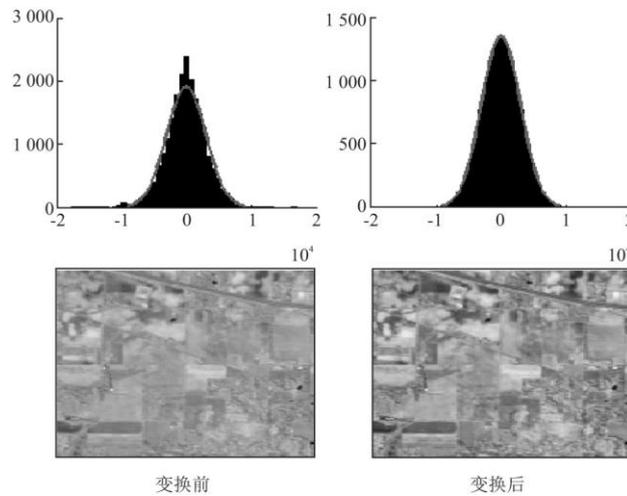


图 5NST 前后直方图和图像^[13]

式中: q 是风险因子 X^A 对重金属 Y 的解释力, 值域是 $[0, 1]$, 满足 F 分布; $s=1, \dots, M$ 为重金属 X^A 或者风险因子 N_s 的分类; N_s 和 N 是类别 s 和全区的单元数; σ_{2s2} 和 σ^2 分别是类别 s 内的方差和全区总的 Y 值的方差。 q 值越大说明 Y 的空间分异性越明显。若分异性是由风险因子 X^A 作用的, 则表明 X^A 对 Y 空间分布解释力越强。特别的, $q=0$ 表明危险因子 X^A 对 Y 毫无解释力, 二者无任何关系; $q=1$ 表明 X^A 完全可以解释 Y 的空间分布。

利用风险探测器 (RiskDetector, RD) 识别风险区域的空间位置; 通过比较不同类别分区之间风险因子的平均值以搜索风险的区域, 均值显著大的类别分区, 风险就大, 用 t 来检验:

$$t_{Y_{s=1}-Y_{s=2}} = \frac{Y_{s=1} - Y_{s=2}}{\left[\frac{\text{Var}(Y_{s=1})}{n_{s=1}} + \frac{\text{Var}(Y_{s=2})}{n_{s=2}} \right]^{1/2}} \quad (3)$$

式中: Y_s 是类别是 s 的均值; n_s 是类别 s 内的类别量; Var 代表方差。

利用交互探测器 (Interaction Detector, ID) 识别各风险因子 X^A 间的交互作用, 主要用于解释风险因子的独立或者交互作用大小。首先, 分别计算风险因子 X^A 和 X^B 对重金属 Y 的解释力: $q(X^A)$ 和 $q(X^B)$, 同时计算风险因子 X^A 和 X^B 对重金属 Y 的叠加交互解释力 $q(X^A \cap X^B)$, 并比较所得 $q(X^A)$ 、 $q(X^B)$ 和 $q(X^A \cap X^B)$ (图 6):

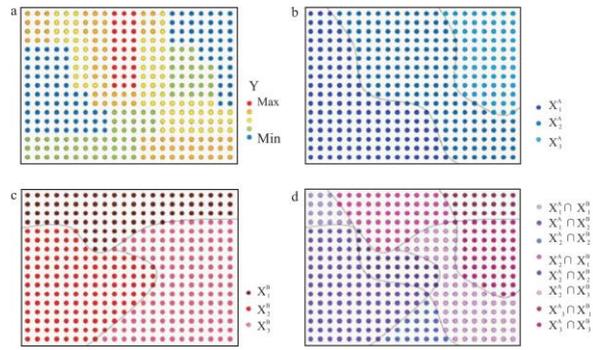


图 6 交互探测原理图

①相互独立：

$$q(X^A \cap X^B) = q(X^A) + q(X^B) ;$$

②非线性增强：

$$q(X^A \cap X^B) > q(X^A) + q(X^B) ;$$

③双线性增强：

$$q(X^A \cap X^B) > \text{MAX}(q(X^A) + q(X^B)) ;$$

④非线性减弱：

$$q(X^A \cap X^B) < \text{MIN}(q(X^A) + q(X^B)) ;$$

⑤单因子非线性减弱：

$$\text{MIN}(q(X^A), q(X^B)) < q(X^A \cap X^B) < \text{MAX}(q(X^A), q(X^B)) .$$

4 实例分析

4.1 土壤重金属空间变异特征

4.1.1 传统统计学特征

6 种重金属 As、Cd、Cu、Hg、Pb 和 Zn 的变异系数均大于 30%，大小顺序为 Cd(125.54) > Zn(122.27) > Cu(69.95) > Hg(60.75) > Pb(39.5) > As(30.66)，结合峰度与偏度表明其均属于强变异，均不符合正态分布。利用 3σ 阈值法识别异常值，发现异常比率均小于 1.5%，数据结构合理，大小顺序为 As(1.32%) > Hg(1.23%) > Cd(1.05%) > Pb(0.79%) > Cu(0.53%) > Zn(0.18%)。尽管 Zn 偏度最大，但其异常样本量仅 2 个，异常比率最小。As 偏度最小，异常比率却相对最大，异常样本量多达 12 个(表 1、表 2)^[16]。由此可见，土壤污染研究中异常值不能随意舍去，需进行数据稳健处理。

4.1.2 空间分异特征

对比 NST 变换后数据与原始数据发现,表层土壤 6 种重金属变异系数的差异分别是:As(-0.003)、Cd(1.065)、Cu(-0.008)、Hg(0.01)、Pb(-0.004)、Zn(-0.014),峰度 K 均为-0.02,偏度 S 均为 0,表明变换后数据与原始数据变异程度几乎相同,比原始数据更近于标准正态分布。

表 1 表层土壤 6 种重金属含量的统计量

元素	江苏省背景值 (mg/kg)	最大值 (mg/kg)	最小值 (mg/kg)	全距 (mg/kg)	平均值 (mg/kg)	标准差 (mg/kg)	变异系数	峰度	偏度	P
As	10	34.8	2.41	32.39	8.88	2.72	30.66	11.48	2.09	<0.005
Cd	0.13	7.18	0.03	7.15	0.22	0.28	125.54	351.39	16.02	<0.005
Cu	22.3	593	14.4	578.6	29.33	20.51	69.95	523.04	20.41	<0.005
Hg	0.29	1.34	0.02	1.32	0.13	0.08	60.75	58.11	4.94	<0.005
Pb	26.2	434	21.1	412.9	38.43	15.18	39.5	413.02	16.97	<0.005
Zn	62.6	3032	34	2998	75.08	91.8	122.27	948.66	29.61	<0.005

表 2 6 种表层土壤重金属含量异常值识别

重金属	N(个)	标准差 σ (mg/kg)	加 3 倍标准差 σ (mg/kg)	减 3 倍标准差 σ (mg/kg)	异常样本量(个)	异常比率(%)
As	884	2.72	17.05	0.71	12	1.36
Cd	884	0.28	1.07	-0.62	9	1.02
Cu	884	20.51	90.87	-32.21	5	0.57
Hg	884	0.08	0.36	-0.11	11	1.24
Pb	884	15.18	83.96	-7.11	7	0.79
Zn	884	91.8	350.49	-200.33	2	0.23

故本文利用 NST 数据通过 GS+9.0 软件和 ArcGIS10.2 平台反复尝试、验证与优化确定 IDW 空间插值的最佳参数,进而得到 6 种重金属空间分异插值图:较高 As 含量集中分布在西北与南部部分地区,较高 Cd 含量集中分布在西部、西南和东南部分地区,较高 Cu 含量集中分布在西北和南部部分地区,较高 Hg 含量集中分布在中部和东北部部分地区,较高 Pb 含量集中分布在西部和南部部分地区,较高 Zn 含量集中分布在南部和东北部部分地区(图 7)。

4.2 6 种重金属的潜在风险因子识别与分析

本文将 22 个潜在风险因子设为自变量 $X_1 \cdots X_{22}$, 6 种表层土壤重金属 As、Cd、Cu、Hg、Pb、Zn 设为因变量 $Y_1 \cdots Y_6$ 。利用 GDM 模型对 6 种重金属空间分布潜在风险因子进行识别与分析(表 3、表 4)。

(1) 通过因子探测器识别发现成土母质对 As 空间分异解释力的 q 值高达 24.86%, 结合风险探测器识别发现第 9 类石灰岩风化残积物是 As 空间分异的第一显著风险因子; 通过交互探测器识别发现土种与 CEC 对 As 空间分异为主交互作用, q 值高达 49.24% 远大于两者单独影响 As 空间分异的 q 值之和 18.91%, 呈现出非线性增强的强协同效应。通过因子探测器识别发现坡度对 As 空间分异解释力的 q 值为 15.43%, 结合风险探测器识别发现第 6 类 18~115m 是 As 空间分异的第二显著风险因子; 通过交互探测器识别发现土种与坡向对 As 空间分异为次交互作用, q 值达 45.98% 远大于两者单独影响 As 空间分异的 q 值之和 16.03%, 呈现出非线性增强的协同效应。

结果表明研究区 As 的空间分异受成土母质的重要影响, 不同土种与 CEC 协同作用于其空间分异, 坡度、高程、坡向等地形因素直接影响水、热资源的分布及再分配, 间接影响土壤有机质的矿化和腐殖化^[17]。故针对由石灰岩风化残积物发育、坡度为 18~115m 的土壤区域, 应重点监控土壤中 As 的积累, 可从土壤 CEC、含水量、有机质含量、pH 值等方面入手进行防控。

表 3 6 种表层土壤重金属三种插值方法的最佳参数

插值方法	数据类型	参数	As	Cd	Cu	Hg	Pb	Zn
IDW	YS	权系数	1.39	1	1.46	1	1	1
	NST	权系数	2.14	1	1.53	1.73	1.58	1.35
RBF	YS	基函数类型	CRS	IMF	SWT	MF	SWT	SWT
		基函数参数	31.07	0.16	13.97	0	44.76	44.76
	NST	基函数类型	CRS	TPF	SWT	SWT	MF	CRS
		基函数参数	31.07	1E+20	44.76	44.76	0	31.07
OK	YS	拟合模型	球状模型	指数模型	指数模型	指数模型	指数模型	指数模型
		各向异性	F	F	F	F	F	F
		C_0	0.05	0.13	0.04	0.14	0.01	0.01
		C_1+C_0	0.09	0.26	0.13	0.29	0.04	0.08
		$C_0/(C_1+C_0)$	49.67	49.81	34.32	48.60	12.56	10.59
	NST	拟合模型	球状模型	指数模型	指数模型	指数模型	指数模型	指数模型
		各向异性	F	F	F	F	F	F
		C_0	4.17	0.04	232.00	0.00	120.50	4390.00
		C_1+C_0	8.34	0.09	592.50	0.01	241.10	8781.00
		$C_0/(C_1+C_0)$	49.99	49.94	39.16	49.92	49.98	49.99

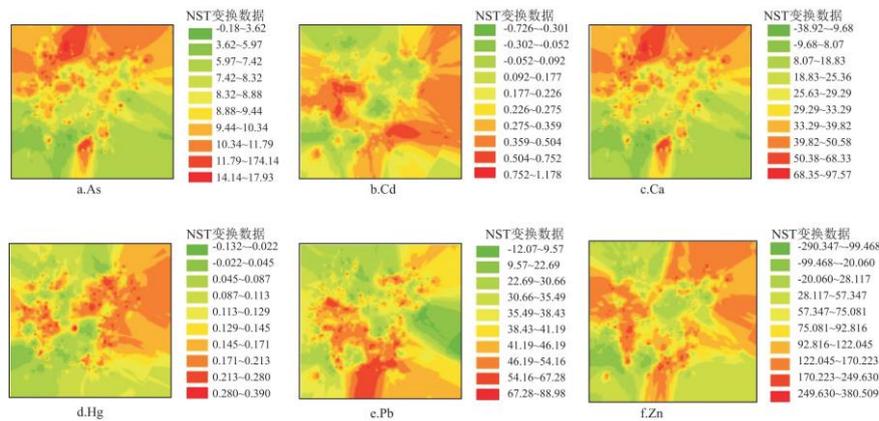


图 76 种重金属空间分异

(2) 通过因子探测器识别发现工业企业密度对 Cd 空间分异解释力的 q 值为 1.85%，虽然比成土母质对其空间分异的 q 值 4.39% 小，但其显著性是后者的 100 倍。结合风险探测器识别发现工业企业密度第 4 类 1.575~2.148 家/km² 是 Cd 空间分异的第一显著风险因子。通过因子探测器识别发现 pH 对 Cd 空间分异解释力的 q 值为 1.70%，结合风险探测器识别发现 pH 第 6 类 74.297~8.23 是 Cd 空间分异的第二显著风险因子。通过交互探测器识别发现土种与坡向对 Cd 空间分异为主交互作用，q 值达 65.70% 远大于两者单独影响 Cd 空间分异的 q 值之和 54.54%，呈现出非线性增强的协同效应。土种与成土母质对 Cd 空间分异为次交互作用，q 值达 58.26% 远大于两者单独影响 Cd 空间分异的 q 值之和 43.50%，呈现出非线性增强的协同效应。

结果表明研究区 Cd 的空间分异受工业企业密度的重要影响与当地发达的紫砂、陶瓷、琉璃工业密切相关，Cd 是该类工业釉彩原料的必备成分，应重点加强该区此类工业企业周边土壤 Cd 含量的监控，还应防控偏碱性土壤中 Cd 的积累。

(3) 通过因子探测器识别发现 CEC 对 Cu 空间分异解释力的 q 值为 2.00%，结合风险探测器识别发现 CEC 第 4 类 18.1~19.63cm³/kg 是 Cu 空间分异的第一显著风险因子。通过因子探测器识别发现人口密度对 Cu 空间分异 q 值为 1.66%，结合风险探测器识别发现人口密度第 4 类 4238~5028 人/km² 是 Cu 空间分异的第二显著风险因子。通过交互探测器识别发现土种与坡向是 Cu 空间分异为主交互作用，q 值达 18.64% 远大于两者单独影响 Cu 空间分异的 q 值之和 14.81%，呈现出非线性增强的协同效应。土地利用 B 类型与工业企业密度对 Cu 空间分异为次交互作用，q 值达 15.47% 远大于两者单独影响 Cu 空间分异的 q 值之和 12.52%，呈现出非线性增强的协同效应。

结果表明研究区 Cu 的空间分异受土壤中 CEC 的重要影响，且与 Cd 情况雷同，与当地发达的紫砂、陶瓷、琉璃工业企业密切相关，应重点关注这些企业周边土壤中 CEC 的含量，防控 Cu 的积累。

(4) 通过因子探测器识别发现成土母质对 Hg 空间分异解释力的 q 值为 8.74%，结合风险探测器识别发现成土母质第 11 类砂岩坡积物是 Hg 空间分异的第一显著风险因子。通过因子探测器识别发现 TOC 对 Hg 空间分异 q 值为 7.00%，结合风险探测器识别发现 TOC 第 6 类 2.357~3.94% 是 Hg 空间分异的第二显著风险因子。通过交互探测器识别发现土种与坡向是 Hg 空间分异为主交互作用，q 值达 46.12% 远大于两者单独影响 Hg 空间分异的 q 值之和 19.1%，呈现出非线性增强的协同效应。土种与 pH 对 Hg 空间分异为次交互作用，q 值达 44.25% 远大于两者单独影响 Hg 空间分异的 q 值之和 24.41%，呈现出非线性增强的协同效应。

结果表明研究区 Hg 的空间分异受成土母质、土种、TOC、pH、坡向的重要影响，这与魏孝荣等^[17]发现的由砂岩发育的土壤，有机质含量高对 Hg 的富集能力高的研究结果一致。故针对由砂岩坡积物发育、TOC 含量为 2.357%~3.94% 的土壤区域，应重点监控土壤中 Hg 的含量，可从土壤 TOC、pH、坡向等方面入手进行防控。

(5)通过因子探测器识别发现 TOC 对 Pb 空间分异解释力的 q 值为 3.60%,结合风险探测器识别发现 TOC 第 6 类 2.357%~3.94% 是 Pb 空间分异的第一显著风险因子。通过因子探测器识别发现与采矿用地的距离对 Pb 空间分异 q 值为 1.65%,结合风险探测器识别发现与采矿用地的距离的第 1 类 0~334.3m 是 Pb 空间分异的第二显著风险因子。通过交互探测器识别发现土种与坡向是 Pb 空间分异为主交互作用, q 值达 69.20%远大于两者单独影响 Pb 空间分异的 q 值之和 56.56%,呈现出强非线性增强的协同效应。成土母质与坡向对 Pb 空间分异为次交互作用, q 值达 63.99%远大于两者单独影响 Pb 空间分异的 q 值之和 58.34%,呈现出非线性增强的协同效应。

结果表明研究区 Pb 的空间分异受 TOC、采矿用地距离的重要影响,这与其多伴矿而生且当地有着丰富稀土矿密切相关,这与 Zheng 等^[18]对北京市土壤重金属进行分析时发现 Pb 极易受人类活动影响的研究结论一致。应重点关注这些采矿用地周边土壤中 TOC 的含量,可从成土母质、土种与坡向进行防控。

(6)通过因子探测器识别发现土种对 Zn 空间分异解释力的 q 值为 11.37%,结合风险探测器识别发现土种第 35 类(耕型)厚层棕色石灰土是 Zn 空间分异的第一显著风险因子。通过因子探测器识别发现成土母质对 Zn 空间分异 q 值为 4.34%,结合风险探测器识别发现成土母质第 9 类石灰岩风化残积物是 Zn 空间分异的第二显著风险因子。通过交互探测器识别发现土种与坡向是 Zn 空间分异为主交互作用, q 值 93.76%远大于两者单独影响 Zn 空间分异的 q 值之和 81.64%,呈现出非线性增强的强协同效应。成土母质与坡向对 Zn 空间分异为次交互作用, q 值达 92.18%远大于两者单独影响 Zn 空间分异的 q 值之和 87.12%,呈现出非线性增强的强协同效应。

表 4 表层土壤重金属前五大潜在风险因子解释力及其显著性统计

重金属	解释力及显著性	1	2	3	4	5
As	q 排序	pm(24.86%)	elev(15.43%)	B(13.62%)	A(11.70%)	dmine(11.60%)
	p(sig. 0.05)	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Cd	q 排序	indprod(1.85%)	pH(1.70%)	pm(4.39%)	TOC(1.47%)	s1t(10.38%)
	p(sig. 0.05)	0.000	0.000	0.01	0.01	0.02
Cu	q 排序	CEC(2.0%)	popd(1.66%)	indprod(1.50%)	TOC(1.48%)	pH(1.23%)
	p(sig. 0.05)	0.000	0.00	0.01	0.01	0.02
Hg	q 排序	pm(8.74%)	TOC(7.0%)	popd(4.76%)	A(4.54%)	CR(4.5%)
	p(sig. 0.05)	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Pb	q 排序	TOC(3.6%)	B(2.18%)	dmine(1.65%)	indprod(1.60%)	sir(1.36%)
	p(sig. 0.05)	0.000	0.44	0.00	0.00	0.25
Zn	q 排序	s1t(11.37%)	pm(4.34%)	B(1.25%)	pH(1.13%)	sir(0.89%)
	p(sig. 0.05)	0.000	0.01	0.14	0.03	0.13

表 5 表层土壤重金属空间分异风险因子交互作用

元素	排序	C	A+B	结果	类型
As	主	$slt \cap CEC (0.4924)$	$slt (0.2869) + CEC (0.0164) = 0.3033$	$C > A+B$	非线性增强
	次	$slt \cap aspect (0.4597)$	$slt (0.2869) + aspect (0.0126) = 0.2995$	$C > A+B$	非线性增强
Cd	主	$slt \cap aspect (0.6570)$	$slt (0.1038) + aspect (0.0078) = 0.1116$	$C > A+B$	非线性增强
	次	$slt \cap pm (0.5826)$	$slt (0.104) + pm (0.0438) = 0.148$	$C > A+B$	非线性增强
Cu	主	$slt \cap slope (0.1864)$	$slt (0.0299) + slope (0.0084) = 0.0383$	$C > A+B$	非线性增强
	次	$B \cap indprod (0.1547)$	$B (0.0145) + indprod (0.0150) = 0.0296$	$C > A+B$	非线性增强
Hg	主	$slt \cap aspect (0.4612)$	$slt (0.1810) + aspect (0.0892) = 0.1899$	$C > A+B$	非线性增强
	次	$slt \cap pH (0.4425)$	$slt (0.1810) + pH (0.0174) = 0.1983$	$C > A+B$	非线性增强
Pb	主	$slt \cap aspect (0.6920)$	$slt (0.1161) + aspect (0.0103) = 0.1263$	$C > A+B$	非线性增强
	次	$pm \cap aspect (0.6399)$	$pm (0.04628) + aspect (0.0103) = 0.0565$	$C > A+B$	非线性增强
Zn	主	$slt \cap aspect (0.9376)$	$slt (0.1137) + aspect (0.0075) = 0.1212$	$C > A+B$	非线性增强
	次	$pm \cap aspect (0.9218)$	$pm (0.0431) + aspect (0.0075) = 0.0509$	$C > A+B$	非线性增强

结果表明研究区 Zn 的空间分异受土种、成土母质重要影响,这与张学洪等^[19]、唐诵六等^[20]、张朝生等^[21]、何腾兵等^[22,23]研究发现石灰岩区经过风华作用释放出来的重金属参与了次生矿物的形成,重金属含量有所富集的研究结论相一致^[24,25],故针对由石灰岩风化残积物发育、(耕型)厚层棕色石灰土的土壤区域,应重点监控土壤中 Zn 的积累。

5 结论与讨论

本文着眼于自然条件因子和社会经济因子,构建表层土壤重金属空间分异潜在风险因子集;利用地理探测器模型(GDM)识别表层土壤重金属空间分异潜在风险因子类别、风险大小及其交互作用,给出了众多潜在风险因子与6种表层土壤重金属空间分异特性的空间统计学关系,结果表明重金属 As 与 Zn 的空间分布受成土母质、土种、坡度、坡向等自然条件因子的影响大于社会经济因子;重金属 Hg 的空间分布受成土母质、TOC、pH 等自然因子的影响,但其中 TOC、pH 极易受社会经济因子的影响;重金属 Cd、Cu 和 Pb 则主要分别受 pH、CEC、TOC 影响之外,还分别受工业企业、人口密度、采矿用地等社会经济因子的影响,这充分验证了土壤重金属污染问题是一个复杂的过程,不能仅考虑单一风险因子的作用,因子间的交互作用更为关键。风险探测器结果具体识别出6种重金属空间异质性潜在显著性风险因子的具体类别,这为后期识别与监测重金属污染区域、风险区域、评价指标选取,监测指标选取、修复控制指标选取提供准确和详细的科学依据。

通过地理探测器(GDM)识别出的潜在风险因子对表层土壤重金属空间分异的解释力、风险因子类别及其交互作用能反映出其周围潜在的污染源,为土壤重金属污染监测、修复治理与利用提供支撑。但这是一种空间统计关系而非绝对明确的因果关系,该部分仍有待深入研究。

参考文献:

-
- [1]江英辉,张华,丁明军,等.南昌市街道灰尘重金属时空分布特征及健康风险评估[J].长江流域资源与环境,2018,27(4):849-859.
- [2]罗友进,韩国辉,余端,等.三峡库区土壤重金属污染评价及其来源[J].长江流域资源与环境,2018,27(8):1800-1808.
- [3]陈诚,林晨.苏南地区耕地质量评价与分区保护研究[J].长江流域资源与环境,2016,25(12):1860-1869.
- [4]周建民,党志,司徒粤,等.大宝山矿区周围土壤重金属污染分布特征研究[J].农业环境科学学报,2004,23(6):1172-1176.
- [5]ACOSTA J A,FAZ A,Martinez-Martinez S. Identification of heavy metal sources by multivariable analysis in a typical Mediterranean city (SE Spain) [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2010, 169(1-4):519-530.
- [6]BORUVKA L,VACEK O,JEHLICKA J. Principal component analysis as a tool to indicate the origin of potentially toxic elements in soils [J]. Geoderma, 2005, 128(3-4):289-300.
- [7]WANG J F,LI X H,CHRISTAKOS G, et al. Geographical detectors-based health risk assessment and its application in the neural tube defects study of the Heshun region, China [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010. 24(1):107-127.
- [8]LU A X,WANG J H,QIN X Y, et al. Multivariate and geostatistical analyses of the spatial distribution and origin of heavy metals in the agricultural soils in Shunyi, Beijing, China [J]. Science of the Total Environment, 2012, 425:66-74.
- [9]GOOVAERTS P. Geostatistics for natural resources evaluation [M]. New York: Oxford University Press, 1997.
- [10]ANDREAS L, KARL S. The potential of soil functions and planner-oriented soil evaluation to achieve sustainable land use [J]. Journal of Soils and Sediments, 2010, 10(6):1092-1102.
- [11]ANDREAS L, DAVID S, KARL S. Technique for soil evaluation and categorization for natural and anthropogenic soils [M]. Hohenheimer Bodenkundliche Hefte, 2008.
- [12]杨忠芳,朱立,陈岳龙,等.现代环境地球化学 [M]. 北京:地质出版社,1999.
- [13]孙肖.基于空间统计学的高光谱降维后波段选择方法研究 [D]. 北京:中国地质大学(北京),2016.
- [14]WANG J F,WANG Y,ZHANG J, et al. Spatiotemporal transmission and determinants of typhoid and paratyphoid fever in Hongta District, China [J]. PLOS Neglected Tropical Diseases, 2013, 7(3):e2112.
- [15]WANG J F,ZHANG T L,FU B J. A measure of spatial stratified heterogeneity [J]. Ecological Indicators, 2016. 67:250-256.
- [16]刘霏珈,吴克宁,罗明.基于数据稳健性的农用地土壤重金属空间分异研究 [J]. 中国土地科学, 2019, 33(5):86-94.

-
- [17]魏孝荣,邵明安.黄土沟壑区小流域不同地形下土壤微量元素分布特征[J].环境科学,2009,30(9):2741-2746.
- [18]ZHENG Y M,CHEN T B,HE J Z.Multivariate geostatistical analysis of heavy metals in topsoils from Beijing,China[J].Journal of Soils and Sediments,2008,8(1):51-58.
- [19]张学洪,朱义年,刘辉利.砷的环境化学作用过程研究[M].北京:科学出版社,2009.
- [20]唐诵六.土壤重金属地球化学背景值影响因素的研究[J].环境科学学报,1987,7(3):245-252.
- [21]张朝生,章申,王立军,等.若干典型岩性区域沉积物金属元素地球化学特征比较研究[J].环境科学学报,1998,18(2):172-176.
- [22]何腾兵,董玲玲,李广枝,等.喀斯特山区不同母质(岩)发育的土壤主要重金属含量差异性研究[J].农业环境科学学报,2007,27(1):188-193.
- [23]何腾兵,董玲玲,刘元生,等.贵阳市乌当区不同母质发育的土壤理化性质和重金属含量差异研究[J].水土保持学报,2006,20(6):157-162.
- [24]王红旗,刘新会,李国学,等.土壤环境学[M].北京:高等教育出版社,2010.
- [25]郭书海,吴波,李凤梅,等.农产品重金属含量超标风险协同管控研究[J].农业环境科学学报,2016,35(12):2245-2249.