网络首发地址:https://link.cnki.net/urlid/64.1006.N.20220930.1529.043

大面积农田土壤中重金属污染的空间分布及生态风险定量快速初步评价

郭洁芸[1],许馨丹[2], 万馨媛[1], 杨胜杰[1], 钟 亮[1], 李建龙[1*]
(1.南京大学 生命科学学院,江苏 南京 210023; 2.山西大学 生命科学学院,山西 太原 030031)

摘 要:为快速、准确获取大面积农田土壤中重金属的质量比,对土壤中Cd、As的污染状况进行评估,基于实测数据和高光谱数据建立相关模型。在江苏省宜兴市徐舍镇采集22个农田土壤样本,测定土壤样本中Cd、As的质量比,并与HJ-1A卫星的HSI高光谱数据相结合,构建土壤中Cd, As质量比的定量估测模型。通过单因子指数、综合污染指数,对徐舍镇农田土壤中Cd、As污染等级进行综合评价。结果表明,在22个农田土壤样本中,3个样本中Cd的质量比超过国家农田用地土壤污染的风险管控阈值,As的质量比未超过国家标准。单因子污染指数显示,农田土壤中As质量比处于清洁水平;对于Cd污染,有48.62%的农田处于轻度污染等级。综合污染指数显示,有8.73%农田土壤处于轻度污染等级。通过高光谱数据,能够快速估测土壤中重金属的质量比,可有效评估土壤重金属污染程度。

关键词:土壤重金属污染;污染空间遥感监测;生态风险评估;高光谱技术;综合污染指数
分类号:(中图)X53;X820.4 **文献标志码:**A

目前,在我国重金属污染土壤中,主要检测出Pb、Cr、Hg、Cd、Cu、As等重金属元素[1-3]。土壤重金属污染是指,密度大于4.5 g/cm^{3}的金属及其化合物在土壤中造成的污染。重金属元素进入土壤后,主要通过改变土壤的组成、结构和功能,进而在土壤中富集。土壤中的重金属,难以通过理化及生物技术来降解,当被植物根系吸收、迁移至植物体内,会影响植物的正常生长发育,进而通过食物链进入人体,对人体健康造成威胁[4]。我国有10%以上的耕地面积受到重金属污染。同时,对全国污水灌溉区域的调查结果显示,在140万hm^{2}的污水灌溉区,重金属污染的灌区占65%以上,处于严重重金属污染的区域大于10%。因此,了解农田土壤中重金属的空间分布以及污染状况,对于维护土壤生态环境健康至关重要。土壤中重金属的常规检测方法,主要是电化学和生物学等方法,这些方法虽然检测精度高、最低检出质量浓度低,但存在实验步骤复杂、耗费人力和物力的缺陷,并且无法满足对大面积土壤中重金属污染进行实时监测的需求[5]。近年来,高光谱遥感技术为快速、大面积检测土壤中重金属质量比提供了新的手段,可以快捷、动态获得在空间上具有连续性地物的光谱信息。国内外学者使用不同方法,对光谱遥感手段估算土壤中重金属质量比的方法进行研究[6-9],并取得一定的成果。例如,杨灵玉等[10]基于获取的植被Hyperion高光谱影像信息建立模型,估测土壤中As、Cd、Pb、Zn的质量比。同时,与Hyperion影像信息相结合,得到Zn、Cd质量比的空间分布情况。实验结果显示,通过卫星高光谱遥感技术,可间接估测土壤中Zn、Cd的质量比。蔡东全等[11]基于HJ-1A卫星的HSI高光谱数据,通过偏最小二乘法建立土壤中重金属质量比反演模型,获得龙口污水灌溉区土壤中重金属质量比分布图。文

收稿日期:2022-02-07
基金项目:国家自然科学基金资助项目(324B2060);江苏省研究生科研与实践创新计划基金资助项目(KYCX24-0221, KYCX25-0249);南京市重点科技专项基金资助项目(043013005001));科技部重点专项基金资助项目(2018YFD0800201)
作者简介:郭洁芸(1997—),女,硕士,主要从事生态环境与遥感监测研究,(电子信箱)mg1930074@smail.nju.edu.cn。
*通信联系人:李建龙(1962—),男,教授,博士研究生导师,主要从事生态保护与遥感监测研究,(电子信箱)jlli2008@nju.edu.cn。
引用格式:郭洁芸,许馨丹,万馨媛,等.大面积农田土壤中重金属污染的空间分布及生态风险定量快速初步评价[J].宁夏大学学报(自然科学版中英文),2026,47(1):90-96.

中以江苏省宜兴市徐舍镇为研究区域，采集农田土壤样本，测定土壤样品中Cd、As的质量比；基于获得的HJ-1A卫星的HSI高光谱数据，建立土壤中重金属质量比估测模型。同时，对土壤中Cd、As质量比的空间分布特征及污染状况进行定量评价，探究高光谱方法定量评估土壤中重金属质量比的可行性。研究结果对当地农田的生态安全和粮食安全具有重要意义。

1　研究区与研究方法

1.1　研究区域及样品的采集、测定

宜兴市（λ_N =31°07′－31°37′、φ_E= 119°31′－120°03′）位于江苏省南部，东连太湖，北接武进，西与溧阳相连，属亚热带季风气候，年均气温和降水量分别为16.0 ℃、1 434.0 mm。徐舍镇位于宜兴市西部，是该市最大的农业镇，耕地面积达1.2万 hm^2，土壤类型主要为水稻土、黄棕壤和潮土等。

在江苏省宜兴市徐舍镇农田区域均匀设置22个采样点（图1）。2019年5月，在每个采样点，用五点采样法采集0～20 cm表层土壤样品，然后将样品装入密封袋带回实验室。把所有土壤样品在60 ℃烘干，去除小石子和植物残体，研磨，再经100目筛过滤。把得到的实验样品分成两部分，一部分用于测定土壤的pH值，一部分用于测定土壤中Cd，As的质量比。

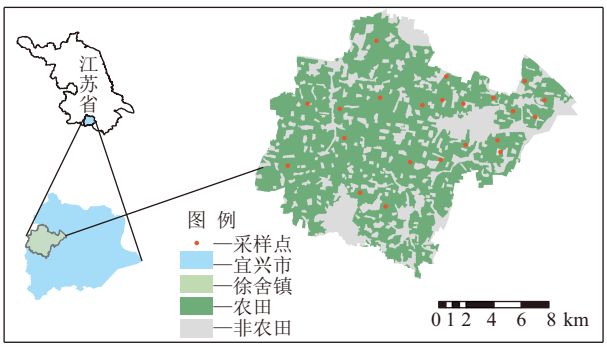

图1　研究区及采样点

Fig. 1 Study area and sampling sites

1.2　土壤中重金属Cd、As质量比的测定

Cd质量比的测定，采用氢氟酸-硝酸-石墨炉原子吸收光谱法。采用盐酸-硝酸-氢氟酸-高氯酸全消解方法将Cd溶解，然后将混合液注入石墨炉。通过预先设定的干燥、灰化和原子化等升温程序，蒸发除去共存基体成分。同时，在原子化阶段，Cd化合物被分解为基态原子，并对空心阴极灯发射的特征谱线（228.8 nm）产生选择性吸收。因此，在最佳条件下，通过石墨炉原子吸收光谱法测定Cd的光密度。

As质量比的测定，采用硝酸-硫酸消煮-氢化物发生原子吸收光谱法。土壤样品经硝酸-硫酸消煮，消煮液中的As与 $NaBH_4$ 反应，生成 AsH_3。因此，通过原子吸收光谱仪（附氢化物发生器）测定As的质量比。

Cd、As质量比的计算式为

$$\rho=\frac{\rho_1\times V}{m\times k}\times 10^{-3}。$$

式中：ρ 为土壤中Cd，As的质量比（mg/kg）；ρ_1 为测定液中Cd、As的质量浓度（ng/mL）；V 为测定液的体积（mL）；m 为测试样品的质量（g）；k 为土壤水分换算系数。

1.3　土壤中重金属Cd、As质量比的估测模型

1）HJ-1A卫星的HSI数据的预处理。从中国资源卫星应用中心（https://data.cresda.cn/#/home），下载2019年6月3日序列号为4486717的HJ-1A卫星的HSI影像，下载数据为2级产品。首先，对下载数据进行波谱复原、辐射校正以及系统几何校正[12]。然后，通过全局去条带算法对数据进行去条带处理[13-14]，并在ENVI（the environment for visualizing images）中使用FLAASH（fast line-of-sight atmospheric analysis of spectral hypercubes）模块进行大气校正。最后，通过Landsat 8图像进行几何精度校正。

2）光谱预处理。将取样点经纬度所对应的高光谱数据导出，因HJ-1A卫星的HSI数据在第15波段（480 nm）前噪声较大[9]，选择480～950 nm波段进行研究。随后，对高光谱数据进行波段窗口为9的3阶SG（Savitzky-Golay）平滑处理，并进行一阶微分（FD）、二阶微分（SD）、倒数对数变换（AT）、倒数对数的一阶微分（AFD）、倒数对数的二阶微分（ASD）这5种数学变换，得到97个波段的预处理光谱。

3）相关性分析。通过皮尔逊相关系数（Pearson correlation coefficient），对预处理的光谱数据与重金属质量比进行相关分析。如果拒绝原假设的概率结果（$p<0.05$），则认为光谱数据与重金属质量比之间存在显著的相关关系。相关性的计算式为

$$r_{xy}=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}}。$$

式中：r_{xy} 为变量 x、y 的相关系数；x、y 分别代表某特定波段的光谱数据和重金属质量比；$\bar{x}$ 为 x 的平均值，$\bar{y}$ 为 y 的平均值。

4）模型的构建及反演土壤中重金属质量比。

对经SG平滑处理后的原始光谱、经5种数学变换预处理的光谱数据,采用遗传算法(genetic algorithm, GA)筛选连续波长,基于偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)法对重金属质量比进行建模分析。将光谱数据和重金属质量比数据样本(共22个)分两部分,从每4个样本中挑选1个作为验证,其中,17个样本作为建模集,被用于建模分析;5个样本作为验证集,被用于模型精度验证。

模型精度验证分为内部验证和外部验证:(1)内部验证。通过交叉验证方法得到的决定系数(R^2_{cv})、均方根误差($e_{rm,cv}$)来评价模型的精度。R^2_{cv}越接近1,说明模型拟合程度和稳定性越好;$e_{rm,cv}$越低,说明模型的精度越高。R^2_{cv}的计算式为

$$R^2_{cv}=\frac{\left[\sum_{i=1}^{n}(Y_m-\bar{Y}_m)(Y_{cv}-\bar{Y}_{cv})\right]^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_m-\bar{Y}_m)^2\sum_{i=1}^{n}(Y_{cv}-\bar{Y}_{cv})^2}。$$

式中:n为验证集样本数量;Y_m为实测值;Y_{cv}为交叉验证的预测值;$\bar{Y}_m$、$\bar{Y}_{cv}$分别为实测值和预测值的平均值。

(2)外部验证。将验证集的5个样本数据代入GA-PLSR模型,得到模型的外部验证值。通过得到的决定系数(R^2_{pre})、均方根误差($e_{rm,p}$)和相对预测偏差(e_{rpd})来评价模型的精度。R^2_{pre}越接近1,说明模型的拟合程度和稳定性越好;$e_{rm,p}$越低,说明模型的精度越高。e_{rpd}的评价采用文献[15]提出的相对分析误差5层解释方法,当$e_{rpd}\geqslant3.0$时,模型具有优秀的预测能力;当$3.0>e_{rpd}\geqslant2.5$时,模型具有良好的预测能力;当$2.5>e_{rpd}\geqslant2.0$时,模型可以近似定量预测;当$2.0>e_{rpd}\geqslant1.5$时,模型具有区分高值和低值的能力;当$e_{rpd}<1.5$时,模型的预测能力较差。R^2_{pre}、$e_{rm,p}$、e_{rpd}的计算式分别为

$$R^2_{pre}=\frac{\left[\sum_{i=1}^{n}(Y_m-\bar{Y}_m)(Y_p-\bar{Y}_p)\right]^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_m-\bar{Y}_m)^2\sum_{i=1}^{n}(Y_p-\bar{Y}_p)^2},$$

$$e_{rm,p}=\sqrt{\sum(Y_m^2-Y_p^2)/n},$$

$$e_{rpd}=\frac{e_{sd}}{e_{rm,p}}。$$

式中:Y_p为外部验证的预测值;$\bar{Y}_m$、$\bar{Y}_p$分别为实测值和预测值的平均值;e_{sd}为验证集实测值的标准差。

通过覆盖研究区域的哨兵2号(Sentinel-2A)影像在ENVI中进行监督分类,得到分类精度为97.80%的农田、林地、水域和建设用地分类结果。首先,将HJ-1A卫星的HSI影像按徐舍镇农田区域进行裁剪。然后,在ENVI中进行光谱窗口为9的3阶SG平滑处理,并对土壤中重金属质量比最佳估测模型进行相应的数学变换。最后,将光谱数据代入最佳估测模型,进行土壤中重金属质量比的反演填图。

1.4 土壤中重金属Cd、As的污染评价

1.4.1 单因子污染指数 单因子污染指数被用于评估环境介质中污染物的污染程度,其计算式为

$$P_i=\rho_i/\rho_s。$$

式中:P_i为i污染物的污染指数;ρ_i为i污染物的实测质量比(mg/kg);ρ_s为i污染物的标准质量比(mg/kg)。文中参考GB 15618—2018中规定的农用地土壤污染风险筛选值,按照水田(pH=5.5~6.5、ρ(Cd)=0.4 mg/kg、ρ(As)=0.3 mg/kg)进行分析。当$P_i>1.0$时,农用地土壤受到污染;当$P_i\leqslant1.0$,农用地土壤未受到污染。总的来说,P_i越大,农用地土壤污染越严重。

1.4.2 综合污染指数 综合污染指数评价法突出高浓度污染物的作用,可反映多种污染物的综合污染程度[16]。其计算式为

$$P_N=[(\bar{P}^2+P^2_{max})]^{1/2}。$$

式中:P_N为综合污染指数;$\bar{P}$为单项污染指数的平均值;P_{max}为单项污染指数的最大值。土壤重金属污染分级标准见表1。

表1 土壤重金属污染分级标准

Tab. 1 Classification standards for soil heavy metal pollution

综合污染等级	P_N	污染程度	污染水平
Ⅰ	$P_N\leqslant0.7$	安全	清洁
Ⅱ	$0.7<P_N\leqslant1.0$	警戒线	尚清洁
Ⅲ	$1.0<P_N\leqslant2.0$	轻度污染	受到污染
Ⅳ	$2.0<P_N\leqslant3.0$	中度污染	中度污染
Ⅴ	$P_N>3.0$	重度污染	重度污染

1.5 数据处理

HJ-IA卫星的HSI数据的预处理、数学变换及模型计算,在ENVI 5.5.2中完成,重金属质量比分布图使用ArcGIS 10.4软件绘制,光谱数据预处理、光谱图绘制在Matlab R2016b软件中完成,通过Rstudio 3.5.3进行相关性分析,通过遗传算法筛选波长,通过偏最小二乘法建模,使用SPSS 22.0软件对重金属质量比进行描述统计,通过ArcGIS 10.5软件计算单因子污染指数、综合污染指数并制图。

2　结果与分析

2.1　大面积农田土壤中 Cd、As 质量比

22 个采样点土壤中 Cd、As 质量比及其分布类型见表 2。研究区内农田土壤的 pH=4.67～7.54、72.7% 的土壤样本呈酸性；Cd 质量比的离散程度较大，呈对数正态分布，积累较严重，平均值为江苏省土壤元素背景值的 2.38 倍；As 质量比的离散程度较小，近似呈正态分布，平均值为江苏省土壤元素背景值的 0.52 倍。

表 2　土壤样本的质量比及分布类型

Tab. 2　Mass ratio and distribution type of soil samples

测定项目	pH	ρ/(mg·kg^{-1})	
		Cd	As
最大值	7.54	0.82	8.37
最小值	4.67	0.07	2.84
平均值	5.92	0.31	5.24
标准差	0.65	0.18	1.20
变异系数	0.11	0.58	0.23
分布类型	对数正态	对数正态	正态
江苏省土壤元素背景值	—	0.13	10.00

2.2　最佳估测模型的构建及估测土壤中 Cd、As 质量比

对经 5 种数学变换方法预处理得到的 HJ-1A 卫星的 HIS 数据、土壤中 Cd、As 质量比，进行 Pearson 相关性分析及遗传算法波段筛选。实验结果显示，与基于全波段 PLSR 建立的模型相比，先通过 GA 进行波段筛选，再用 PLSR 进行回归分析，得到的金属质量比预测模型的主成分个数不变或降低，表明通过遗传算法可筛选出对 PLSR 分析具有实际意义的波段。

对 GA-PLSR 模型估测的土壤中重金属质量比进行内部验证和外部验证．实验结果显示，基于 AT 处理光谱数据构建的 Cd 质量比估测模型（AT 模型）的 R^2_{cv} 最高（0.67），$e_{rm,cv}$ 最低（0.127），R^2_{pre} 最高（0.71），$e_{rm,p}$ 最低（0.069），e_{rpd} 最高（1.87）。该模型具有区分土壤中 Cd 质量比高值和低值的可能性，是基于 HJ-1A 卫星的 HSI 光谱数据估测土壤中 Cd 质量比的最佳模型。经 AFD 处理光谱数据构建的 As 质量比估测模型（AFD 模型）的 R^2_{cv} 最高（0.66），$e_{rm,cv}$ 最低（0.779），R^2_{pre} 最高（0.73），$e_{rm,p}$ 最低（0.367），e_{rpd} 最高（1.91）。该模型具有区分土壤中 As 质量比高值和低值的可能性，是基于 HJ-1A 卫星的 HSI 光谱数据估测土壤中 As 质量比的最佳模型。

根据徐舍镇农田区域，对 HJ-1A 卫星的 HIS 影像进行裁剪，通过混合像元分解技术，提取土壤光谱，再进行 AT 变换，最后代入估测土壤中 Cd 质量比的最佳模型（AT 模型）进行填图（图 2）。同样，对提取的光谱数据进行 AFD 变换，再代入估测土壤中 As 质量比的最佳模型（AFD 模型）进行填图（图 3）。

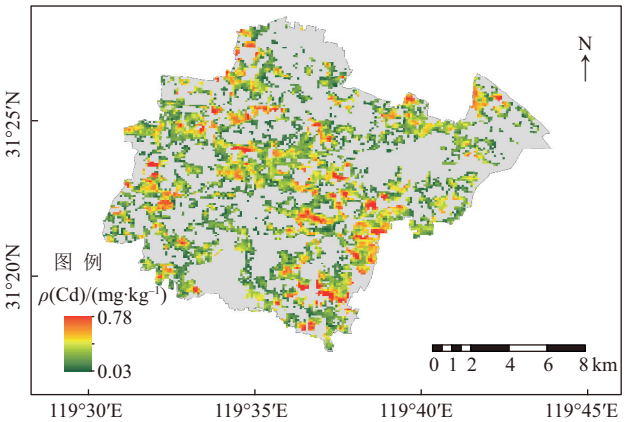

图 2　徐舍镇农田土壤中 Cd 质量比的空间分布

Fig. 2 Spatial distribution of Cd mass ratio in farmland soil of Xushe Town

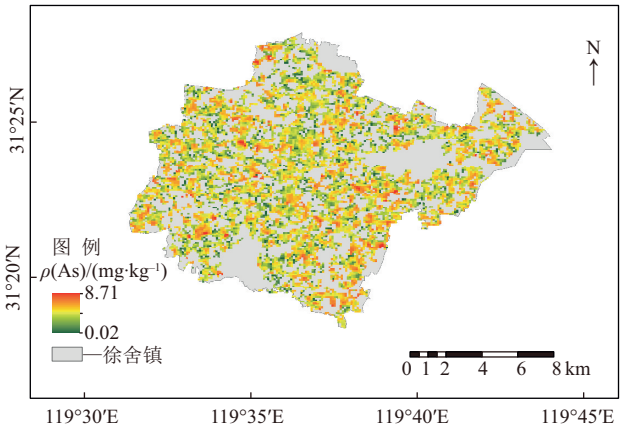

图 3　徐舍镇农田土壤中 As 质量比的空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of As mass ratio in farmland soil of Xushe Town

统计农田土壤中 Cd、As 质量比估测结果，并与采样点实测值进行比较（表 3）。Cd、As 的实测值分别为 0.07～0.82 mg/kg、2.84～8.37 mg/kg；平均值分别为 0.32，5.24 mg/kg；标准差分别为 0.18 mg/kg、1.20 mg/kg。

由于受到高光谱遥感影像采集与利用等因素的限制，文中采用 HJ-1A 卫星的 HIS 光谱中 6 月份覆盖徐舍镇的影像。6 月份水稻生长发育处于插秧后的开始生长阶段，因此，通过遥感高光谱估测土壤中重金属质量比，精度较低。相比于采样点的实测值，

表 3 徐舍镇农田土壤中 Cd,As 质量比的测定

Tab. 3 Determination of Cd and As mass ratio in farmland soil of Xushe Town

测定项目	ρ(Cd)/(mg•kg^{-1})		ρ(As)/(mg•kg^{-1})	
	实测值	估测值	实测值	估测值
最大值	0.82	0.78	8.37	9.34
最小值	0.07	0.03	2.84	0.02
平均值	0.32	0.28	5.24	4.66
标准差	0.18	0.19	1.20	1.26

农田土壤中 Cd、As 质量比估测值的最大值、平均值和标准差都趋于一致,而最小值相差较大。推测可能是受到影像噪声等影响,导致反演结果产生一定偏差。此外,也可能是土壤异质性较大,导致测得的土壤中重金属质量比有较大差异。因此,模型的估测值可能会远低于实测值。

杜文涛[17]利用 HJ-1A 卫星的 HSI 光谱数据,建立基于土壤光谱特征的土壤中 Cr 质量比估测模型,其中,最佳模型是 GA 模型,该模型的 R^2=0.71,相对平均误差(e_{rm})为 27.91。钟燕[18]利用 HJ-1A 卫星的 HSI 光谱数据,建立土壤中 Cd 质量比估测模型,其中,最佳模型是经二阶微分处理的 PLSR 模型,该模型的 R^2=0.353,e_{rm}=0.046;土壤中 Pb 质量比最佳估测模型是经一阶微分处理的 PLSR 模型,该模型的 R^2=0.388,e_{rm}=0.003。王海潇等[19]利用 landsat 8 影像,建立基于多光谱 PLSR 估测土壤中 Cu 质量比模型,该模型的 R^2=0.52。与上述研究结果相比较,文中在用 PLSR 建模前,通过 GA 进行波段筛选,提取出对建模具有实际意义的光谱波段,使估测模型的精度提高。

2.3 大面积农田土壤中 Cd、As 污染状况

2.3.1 单因子污染指数 根据土壤重金属污染分级标准,分别得到土壤中 Cd、As 的单因子污染指数分布图(图 4~图 5)。由图 4~图 5 可知,宜兴市徐舍镇土壤中 As 质量比属于清洁水平,而在部分区域土壤中 Cd 质量比属于清洁水平,但有 48.62% 农田土壤中 Cd 质量比已达到轻度污染等级。

2.3.2 综合污染指数 采用综合污染指数评价徐舍镇农田土壤的综合污染情况(图 6)。根据表 1,徐舍镇农田土壤的污染程度主要为安全、警戒限。徐舍镇农田土壤的污染水平大部分处于清洁(图 6),只有 8.73% 农田土壤的污染程度处于警戒限。造成徐舍镇农田土壤重金属污染的主要为 Cd,且轻度污染地区主要分布在离城区和工厂较近的农田。

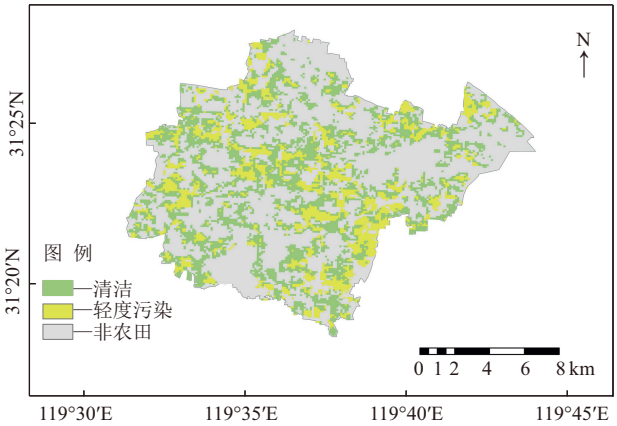

图 4 徐舍镇农田土壤中 Cd 单因子污染指数评价图

Fig. 4 Evaluation map of single-factor pollution index for Cd in farmland soil of Xushe Town

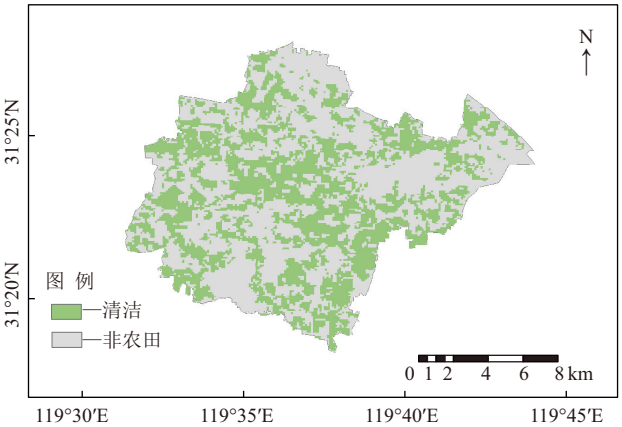

图 5 徐舍镇农田土壤中 As 单因子污染指数评价图

Fig. 5 Evaluation map of single-factor pollution index for As in farmland soil of Xushe Town

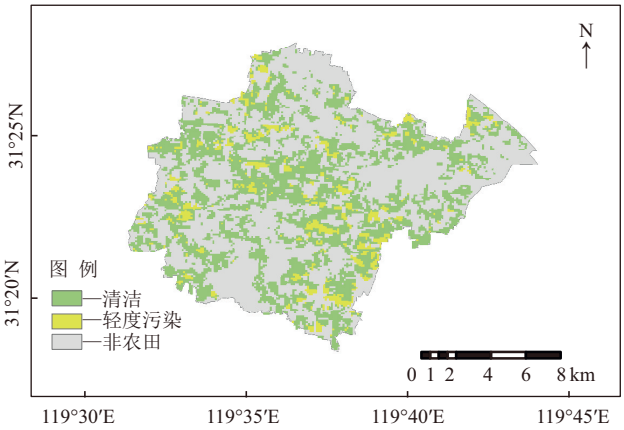

图 6 徐舍镇农田土壤中 Cd、As 综合污染指数评价图

Fig. 6 Evaluation map of comprehensive pollution index for Cd and As in farmland soil of Xushe Town

3 结论

土壤单因子污染指数显示,江苏省宜兴市徐舍镇农田土壤中 As 质量比尚处于安全水平。在

48.62% 农田土壤中，Cd 质量比处于轻度污染程度。综合污染指数显示，江苏省宜兴市徐舍镇有 8.73% 的农田土壤处于轻度污染程度（主要有安全、警戒限两个等级）。从研究结果看，农田土壤重金属污染的分布状况有比较明显的特点，即离城区较近、人口较稠密和工业比较集中区域的农田土壤重金属污染严重，这与污染物来源面广和来源量大有关。总体而言，造成徐舍镇农田土壤重金属污染的主要为 Cd、Cd 轻度污染农田主要分布在离城区和工厂较近的地区。

利用 HJ-1A 卫星的 HSI 影像反演估测农田土壤中 Cd，As 质量比：ρ（Cd）=0.03～0.78 mg/kg，ρ（As）=0.02～9.34 mg/kg；ρ（Cd）、ρ（As）的平均值分别为 0.28、4.66 mg/kg，标准差分别为 0.19、1.26 mg/kg。相比于采样点的实测值，研究区域内农田土壤中 Cd、As 质量比估测值的最大值、平均值和标准差都趋于一致，具有一定的参考价值。由于某些因素影响，Cd、As 质量比最小估测值和实测值的差异较大，导致高光谱遥感估测方法的灵敏度可能没有传统的电化学方法高。但高光谱遥感估测方法，为大面积农田土壤中重金属污染的空间分布及生态风险定量快速初步评价，提供了新的手段。

参考文献：

[1] 高锦卿．土壤重金属污染及防治措施[J]．现代农业科技，2013(1)：220，225.

[2] 权轻舟．沈河湿地水体中重金属污染现状研究[J]．宁夏大学学报(自然科学版)，2019，40(4)：404-409.

[3] 石天池，王志强，曹园园，等．农用地土壤中重金属水平及潜在生态风险评价：以宁夏石嘴山地区为例[J]．宁夏大学学报(自然科学版)，2021，42(2)：180-183.

[4] 韩素清，迟翔．土壤污染的类型及影响和危害[J]．化工之友，2007(3)：32，34.

[5] 任红艳，庄大方，潘剑君，等．重金属污染水稻的冠层反射光谱特征研究[J]．光谱学与光谱分析，2010，30(2)：430-434.

[6] 周卫红，张静静，邹萌萌，等．土壤重金属有效态含量检测与监测现状、问题及展望[J]．中国生态农业学报，2017，25(4)：605-615.

[7] 李琼琼，柳云龙．城市居民区土壤重金属含量高光谱反演研究[J]．遥感技术与应用，2019，34(3)：540-546.

[8] 夏芳，彭杰，王乾龙，等．基于省域尺度的农田土壤重金属高光谱预测[J]．红外与毫米波学报，2015，34(5)：593-598，605.

[9] 钱家炜，刘晓青，张静静，等．张家港市农田土壤重金属含量高光谱遥感监测模型构建[J]浙江农业学报，2020，32(8)：1437-1445.

[10] 杨灵玉，高小红，张威，等．基于 Hyperion 影像植被光谱的土壤重金属含量空间分布反演：以青海省玉树县为例[J]．应用生态学报，2016，27(6)：1775-1784.

[11] 蔡东全，吴泉源，曹学江，等．基于 HJ1A-HSI 的龙口污水灌溉区土壤重金属含量反演[J]．安全与环境工程，2015，22(5)：33-39.

[12] 钮立明，蒙继华，吴炳方，等．HJ-1A 星 HSI 数据 2 级产品处理流程研究[J]．国土资源遥感，2011(1)：77-82.

[13] 祖玉川，王正海．HJ-1A 星 HSI 数据 2 级产品条带噪声特征分析及去除方法[J]．河南理工大学学报(自然科学版)，2013，32(4)：445-448.

[14] 谭炳香，李增元，陈尔学，等．EO-1 Hyperion 高光谱数据的预处理[J]．遥感信息，2005(6)：36-41.

[15] BATTEN G. Phil Williams with John Antoniszyn and Marena Manley, Near infrared technology: Getting the best out of light[J]. Journal of Near Infrared Spectroscopy, 2020, 28(3): 163-164.

[16] 郭朝晖，肖细元，陈同斌，等．湘江中下游农田土壤和蔬菜的重金属污染[J]．地理学报，2008，63(1)：3-11.

[17] 杜文涛．基于多源高光谱数据对土壤重金属铬的量化反演研究[D]．北京：中国地质大学，2019.

[18] 钟燕．基于 HSI 高光谱数据的耕地土壤重金属镉、铅含量遥感反演[D]．雅安：四川农业大学，2016.

[19] 王海潇，王勇辉．基于地形校正后 Landsat 8 的土壤重金属反演研究[J]．干旱地区农业研究，2019，37(1)：11-17.

Spatial Distribution of Heavy Metal Pollution in Farmland Soil and Quantitative Assessment of Ecological Risk

GUO Jieyun[1], *XU Xindan*[2], *WAN Xinyuan*[1], *YANG Shengjie*[1], *ZHONG Liang*[1], *LI Jianlong*[1*]

(1. School of Life Sciences, Nanjing University, Nanjing 210023, China;

2. School of Life Science, Shanxi University, Taiyuan 030031, China)

Abstract: In order to explore the feasibility and accuracy of hyperspectral estimation of soil heavy metal content, to quickly and accurately assess heavy metal content in the farmland soil of the study area, and to evaluate the soil cadmium and arsenic pollution, this research uses measured data and hyperspectral data to develop relevant models. In Xushe Town, Yixing City, 22 farmland soil samples were collected and their Cd and As con-

tent were determined. At the same time, combined with HJ1A HSI hyperspectral data, a quantitative estimation model of soil heavy metal content was constructed. A comprehensive evaluation of heavy metal pollution levels in farmland soil in Xushe Town was conducted by calculating the single factor index and Nemeiro comprehensive pollution index. The results showed that the Cd content in 3 out of the 22 farmland soil samples exceeded the national risk control threshold for farmland soil pollution, and the As content did not exceed national standards. The single-factor pollution index indicates that the As content in farmland soil is within the clean range, 48.62% is in the lightly polluted range. The Nemeiro Comprehensive Pollution Index indicates that 8.73% of farmland soil in Xushe Town falls within the lightly polluted range. Our results suggest that, hyperspectral data can rapidly estimate heavy metal content in soil and effectively assess the extent of heavy metal pollution.

Key words: soil heavy metal pollution; remote sensing monitoring of pollution in space; ecological risk assessment; hyperspectral technology; comprehensive pollution index

(责任编辑 高继红)

(上接第66页)

Optimization of Evaporation and Collection Performance of Solar Photothermal-Driven Interfacial Evaporation Systems

XING Yonglei[1], *YANG Heyu*[1], *QIANG Mengyuan*[2], *FU Linjing*[2], *MO Yalu*[2], *JIANG Zhuohang*[2], *JI Yinzhi*[1], *ZHAO Qi*[2], *NI Gang*[1], *YANG Yawei*[2*]

(1. School of Chemistry and Chemical Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China;
2. School of Electronic Science and Engineering, Xi'an JiaoTong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Solar photothermal-driven interfacial evaporation represents a promising new technology for desalination, attracting considerable attention. However, the development of practical devices has been hindered by challenges in large-scale design and assembly. This study focuses on the manufacturing and optimization of the arrangement of single solar evaporators. Three types of steam condensers were designed using high-transmittance polyvinyl alcohol (PVA) anti-fog film, commercial polyvinylidene (PO) film, and glass materials, all of which were integrated with water purification collectors to establish three solar photothermal-driven interfacial evaporation and collection systems. Additionally, multi-unit evaporation system components were optimized by setting the evaporation system angle to 60°, introducing a thermal layer for water intake, adopting an asymmetric supply layer structure on both sides (with a ratio of 1:2), and applying a top-cover cooling strategy. The findings suggest that the evaporation rate of the solar interface evaporator can reach 4.88 kg/(m^2·h) under a light intensity of 400 mW/cm^2. Notably, when the glass material with optimal anti-fog properties was employed for collecting condensate, the system exhibited a lower water collection efficiency of 3.05 kg/(m^2·h). Additionally, the implementation of the top-cover cooling strategy did not positively influence the condensate collection, or it failed to effectively improve the collection efficiency. The innovative structure of the solar interfacial evaporator provides significant insights for large-scale application research in seawater desalination and wastewater purification.

Key words: solar photothermal-driven; evaporation interface; evaporator structure; collector

(责任编辑 高继红)