

方知库  
Eco-Environmental  
Knowledge Web

# 环境科学

ENVIRONMENTAL SCIENCE

ISSN 0250-3301 CODEN HCKHDV  
HUANJING KEXUE

不同国家农用地土壤环境标准比较与启示  
李勳之, 姜榕, 王国庆, 陈玉东, 龙涛, 林玉锁

■ 主办 中国科学院生态环境研究中心  
■ 出版 科学出版社



2022年2月

第43卷 第2期  
Vol.43 No.2

目次

综述

不同国家农用地土壤环境标准比较与启示 ..... 李勛之, 姜蓉, 王国庆, 陈玉东, 龙涛, 林玉锁 (577)  
再生水水质稳定性评价指标与体系 ..... 张馨怡, 魏东斌, 杜宇国 (586)

研究报告

兰州市采暖期和非采暖期大气降尘重金属的分布特征及来源 ..... 黄文, 王胜利 (597)  
基于多种新型受体模型的PM<sub>2.5</sub>来源解析对比 ..... 王振宇, 李永斌, 郭凌, 宋志强, 许艳玲, 王丰, 梁维青, 史国良, 冯银厂 (608)  
华中地区夏季PM<sub>2.5</sub>中水溶性离子污染特征及来源分析 ..... 苏业旺, 刘威杰, 毛瑶, 程铨, 石明明, 许安, 李星谕, 胡天鹏, 祁士华, 邢新丽 (619)

淄博2021年元宵节PM<sub>2.5</sub>水溶性离子污染特征 ..... 陈巧, 吴丽萍, 徐勃, 张向炎, 李梦辉, 赵雪艳, 杨文 (629)

浙江省大气颗粒物PM<sub>2.5</sub>中全氟化合物污染特征分析及健康风险评估 ..... 李冰洁, 陈金媛, 刘铮铮, 王静, 何士冲 (639)

2001~2019年气象条件对江苏省PM<sub>2.5</sub>分布的影响 ..... 潘晨, 康志明 (649)

基于神经网络和数值模型的重点区域PM<sub>2.5</sub>预报比较分析 ..... 高愈霄, 汪巍, 黄永海, 王晓彦, 朱媛媛, 朱莉莉, 许荣, 李健军 (663)

2015~2020年海南省臭氧时空变化及其成因分析 ..... 符传博, 徐文帅, 丹利, 佟金鹤 (675)

济南市城区夏季臭氧污染过程及来源分析 ..... 孙晓艳, 赵敏, 申恒青, 刘杨, 杜明月, 张文娟, 许宏宇, 范国兰, 公华林, 李青松, 李大秋, 高晓梅, 张丽娜 (686)

山东临沂大气夏季典型时段臭氧污染特征及其控制因素分析 ..... 杨雪, 安馨悦, 刘玉启, 江春美, 张鹏程, 李灵婕, 赵世阳, 张书源 (696)

基于气团老化程度对挥发性有机物分类改善PMF源解析效果 ..... 朱玉凡, 陈强, 刘晓, 张瑞欣, 郭文凯 (707)

日照市夏季VOCs物种空间分布特征及其对臭氧生成的影响 ..... 姚维杰, 王大玮, 谢付莹, 朱宏伟, 孟祥宇, 田雨, 刘航, 刘晓咏, 张宇婷, 雷山东, 孙业乐, 吴林, 潘小乐, 王自发 (714)

泰山大气卤代烃的长期变化趋势与来源 ..... 赵峰, 陈天舒, 董灿, 李洪勇, 刘子璐, 毕于健, 国兆新, 王新锋, 杨凌霄, 王韬, 王文兴, 薛丽坤 (723)

典型内燃叉车尾气挥发性有机物与正构烷烃的排放特征 ..... 周文钦, 李成, 刘俊文, 朱曼妮, 桂小亮, 余飞, 廖松地, 姜帆, 李光辉, 蒋斌, 郑君瑜 (735)

2000~2020年黄河流域植被时空演化驱动机制 ..... 田智慧, 任祖光, 魏海涛 (743)

西南喀斯特流域土地利用对河流溶解无机碳及其同位素的影响 ..... 徐森, 李思亮, 钟君 (752)

生物炭添加对太湖滨岸带土壤氮化和淋失特征的影响 ..... 熊钰婷, 袁旭音, 周慧华, 高一丹, 汪宜敏 (762)

不同降雨条件下北运河河岸带类型对径流污染削减效果的影响 ..... 朱利英, 赵凯, 张俊亚, 王春荣, 魏源送 (770)

雨源型城市河流水污染特征及水质联合评价:以深圳龙岗河为例 ..... 毕业亮, 王华彩, 夏兵, 姜参参, 吴伟业, 李志林, 李诗敏, 宿辉, 白志辉, 徐圣君, 庄绪亮 (782)

廊坊市区径流污染时空分布特征及来源解析 ..... 潘欣荣, 左剑恶, 张宇, 门聪, 张丽萍, 黄守斌 (795)

北运河京津冀段河道浮游微生物群落多样性变化分析 ..... 郭芝芝, 苏振华, 邱琰若, 郭道宇 (803)

河北省典型景观水体反硝化菌群落时空分布特征及驱动因素:以石家庄为例 ..... 陈召堂, 张紫薇, 张甜娜, 周石磊, 张艺冉, 董宛佳, 于明会, 张一凡, 张家丰 (813)

青海湖流域有色可溶性有机物来源与特征分析 ..... 俞晓琴, 孟先强, 吴华武, 陈慧敏, 李宇阳, 朱俊羽, 郭燕妮, 姚磊 (826)

鄱阳湖丰枯情景对有色可溶性有机物生物可利用性及收支平衡的影响 ..... 郭燕妮, 姚晓龙, 陈慧敏, 俞晓琴, 李宇阳, 朱俊羽, 韩龙飞, 周蕾, 周永强 (837)

鄱阳湖沉积物溶解性有机质光谱特征 ..... 罗燕清, 万智巍, 晏彩霞, 聂明华, 丁明军, 鞠民, 刘赞 (847)

汤逊湖表层沉积物重金属污染与潜在生态风险评价 ..... 李星谕, 李朋, 苏业旺, 石明明, 胡天鹏, 毛瑶, 刘力, 张雅, 邢新丽, 祁士华 (859)

基于核密度估计的城市基础要素与街尘营养元素含量特征关联 ..... 王子娇, 李叙勇 (867)

新冠疫情下武汉典型饮用水水源中DBPs污染特征与风险评估 ..... 张坤峰, 昌盛, 涂响, 付青, 杨光, 樊月婷, 孙兴滨 (878)

铁改性石英砂过滤协同控制饮用水含氮消毒副产物和条件致病菌 ..... 齐鹏, 胡春, 邢学群, 毕志浩, 李泽松 (887)

氮掺杂生物炭催化臭氧对于布洛芬的降解特性与机制 ..... 柴铨, 许路, 金鑫, 石炬, 吴晨曦, 金鹏康 (896)

环糊精多孔聚合物对水中染料分子的吸附性能及主客效应 ..... 赵传靓, 王子婕, 闫仪, 徐慧, 周俊垣, 杨利伟, 王东升 (907)

冷冻PN/A颗粒污泥快速活化过程中的污泥形态与菌群演化特征分析 ..... 黄子恒, 张立, 崔舒惠, 张绮英, 文言, 钱飞跃 (920)

不同阳离子聚丙烯酰胺有机脱水剂对污泥脱水性能的影响 ..... 冯齐云, 高宝玉, 岳钦艳, 石伟杰, 冯春晖, 周继柱, 王国瑞 (928)

云南某矿区小流域土壤重金属健康风险评价 ..... 刘洋, 何朝辉, 牛学奎, 张迪, 潘波 (936)

山地平原过渡带耕地土壤重金属空间特征及潜在生态风险因素探析 ..... 张丁, 黄容, 高雪松 (946)

地累积指数法评价多金属环境质量的方法优化探索:以农业发达地区为例 ..... 鞠铁男, 雷梅 (957)

西南地质高背景区蔬菜Pb的安全生产阈值与土地质量类别划分 ..... 穆德苗, 孙约兵 (965)

典型锰矿区周边农田土壤-农作物重金属污染特征及生态风险评价 ..... 黄钟霆, 易盛炜, 陈贝贝, 彭锐, 石雪芳, 李峰 (975)

矿业废弃地不同生态修复模式下植物多样性及重金属富集迁移特征 ..... 周鹏飞, 张世文, 罗明, 魏洪斌, 宋强, 方兵, 庄红娟, 陈弘扬 (985)

不同种植年限蔬菜大棚土壤特性、重金属累积和生态风险 ..... 任强, 孙瑞玲, 郑凯旋, 刘祎丹, 阮心玲, 王洋洋 (995)

温室与大田种植方式对胡萝卜生长过程中重金属吸收的影响 ..... 曹春, 任丹, 吕贞英, 张鹏, 李锦超, 陈勋文, 王俊坚 (1004)

两种淹水模式下施用钝化材料对镉污染农田水稻安全的影响 ..... 王港, 余海英, 李廷轩, 唐焯 (1015)

复合淋洗条件下农用地耕作层土壤去镉效率及其功能调节 ..... 曹坤坤, 张沙沙, 胡学玉, 张敏, 胡晓晓, 王子劲 (1023)

产多胺细菌调控根际细菌群落阻控小麦Cd吸收效应 ..... 李晓哲, 覃善梅, 陈兆进, 张君, 姚伦广, 李娜, 庞发虎, 韩辉 (1031)

土壤phoC和phoD微生物群落对化肥和有机肥配施生物炭的响应 ..... 杨文娜, 余烁, 罗东海, 熊子怡, 王莹燕, 王子芳, 高明 (1040)

刺槐林恢复过程中土壤微生物碳降解酶的变化及与碳库组分的关系 ..... 李文杰, 张祯敏, 赵雅萍, 许森平, 任成杰, 杨改河, 冯永忠, 任广鑫, 王晓娟, 韩新辉 (1050)

中亚热带不同林龄马尾松林土壤酶学计量特征 ..... 焦鹏宇, 郭文, 陈泽龙, 刘先, 胡亚林, 王玉哲 (1059)

稻田与旱地土壤中真菌和细菌对秸秆碳的利用特征 ..... 邓少虹, 郑小东, 毛婉琼, 陈香碧, 胡亚军, 程爱武, 何寻阳, 苏以荣 (1069)

模拟及实际根系分泌物对镉污染土壤微生物群落的影响 ..... 韩博远, 张闻, 胡芳雨, 赵庆庆, 卢媛, 孔学, 吕俊岗 (1077)

德兴铜矿区抗生素抗性基因污染特征及其驱动因子 ..... 韩柳, 楼倩, 乔敏, 刘梦婷, 钟家有, 丁惠君 (1089)

陕西渭北旱塬区农田土壤有机质空间预测方法 ..... 尉芳, 刘京, 夏利恒, 徐仲伟, 龙小翠 (1097)

长三角农田轮作系统氨排放特征、转化机制和减排潜力 ..... 徐昶, 苗文亮, 倪远之, 沈根祥, 钱晓雍, 付侃, 高宗源, 王振旗 (1108)

《环境科学》征订启事(618) 《环境科学》征稿简则(761) 信息(685, 935, 956)

# 陕西渭北旱塬区农田土壤有机质空间预测方法

尉芳<sup>1,2</sup>, 刘京<sup>1,2\*</sup>, 夏利恒<sup>1,2</sup>, 徐仲炜<sup>1,2</sup>, 龙小翠<sup>1,2</sup>

(1. 西北农林科技大学资源环境学院, 杨凌 712100; 2. 农业部西北植物营养与农业环境重点实验室, 杨凌 712100)

**摘要:** 准确预测土壤有机质(SOM)含量的空间分布对于改善土壤质量、提高区域土壤管理水平具有重要意义. 为探索预测陕西渭北旱塬区农田 SOM 含量的最优模型, 借助地理探测器选取与 SOM 含量密切相关的影响因子作为建模的协变量, 选用普通克里格方法(OK)、地理加权回归模型(GWR)、偏最小二乘回归模型(PLS)、地理加权回归扩展模型(GWR<sub>PLS</sub>)和随机森林模型(RF)这5种常用方法对训练集样本 SOM 含量的空间分布进行预测, 并利用验证集样本对比分析了5种方法的预测精度. 结果表明: ①影响土壤有机质空间变异的主要因素分别为全氮、化肥施用量、速效钾、有效磷和海拔, 且任意两因子间的交互作用对 SOM 的解释力均高于单因子; ②农田  $\omega(\text{SOM})$  范围在 2.25 ~ 30.23 g·kg<sup>-1</sup> 之间, 均值为 15.14 g·kg<sup>-1</sup>, 变异系数为 30.00, 5种方法在农田土壤有机质预测结果, 虽然局部存在差异, 但在整体的空间分布趋势基本一致, 在研究区域内呈现北部、东北部地区含量低, 西部、东南部含量高的空间分布趋势; ③从5种方法的预测精度来看, RF 的均方根误差(RMSE)与平均绝对误差(MAE)最小, GWR<sub>PLS</sub> 的预测偏差(RPD)最大, 相比于 OK 法, GWR、PLS、RF 和 GWR<sub>PLS</sub> 的相关系数( $r$ )分别升至 0.907、0.836、0.968 和 0.972. 综合分析结果, 随机森林模型的预测精度最高.

**关键词:** 土壤有机质(SOM); 空间预测; 地理探测器; 地理加权回归(GWR); 随机森林(RF)

中图分类号: X144 文献标识码: A 文章编号: 0250-3301(2022)02-1097-11 DOI: 10.13227/j.hjxx.202106114

## Spatial Prediction Method of Farmland Soil Organic Matter in Weibei Dryland of Shaanxi Province

WEI Fang<sup>1,2</sup>, LIU Jing<sup>1,2\*</sup>, XIA Li-heng<sup>1,2</sup>, XU Zhong-wei<sup>1,2</sup>, LONG Xiao-cui<sup>1,2</sup>

(1. College of Natural Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling 712100, China; 2. Key Laboratory of Plant Nutrition and the Agri-environment in Northwest China, Ministry of Agriculture, Yangling 712100, China)

**Abstract:** Accurately predicting the spatial distribution of soil organic matter (SOM) content is of great significance for improving soil quality and improving the level of regional soil management. In order to explore the optimal model for predicting the SOM content of farmland in the Weibei Dryland of Shaanxi Province, the influence factors closely related to SOM content were selected as the modeling covariables, and a geographic detector, the ordinary kriging method (OK), geographic weighted regression model (GWR), partial least squares regression model (PLS), geographically weighted regression extended model (GWR<sub>PLS</sub>), and random forest model (RF) were used to predict the spatial distribution of SOM content in training samples. Additionally, the validation set samples were used to compare and analyze the prediction accuracy of the five methods. The results showed: ① the main factors affecting the spatial variability of soil SOM were total nitrogen, fertilizer application, available potassium, available phosphorus, and altitude, and the interaction between any two factors was more explanatory for SOM than any single factor. ②  $\omega(\text{SOM})$  in farmland was between 2.25 and 30.23 g·kg<sup>-1</sup>, with an average value of 15.14 g·kg<sup>-1</sup> and a coefficient of variation of 30.00. Although there were local differences in the prediction results of SOM by the five methods, the overall spatial distribution trend was basically the same. In the study area, the content of organic matter was low in the north and northeast and high in the west and southeast. ③ From the perspective of the prediction accuracy of the five methods, the root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE) of RF were the smallest, and the prediction deviation (RPD) of GWR<sub>PLS</sub> was the largest. Compared with the OK method, the correlation coefficients ( $r$ ) of GWR, PLS, RF, and GWR<sub>PLS</sub> increased to 0.907, 0.836, 0.968, and 0.972, respectively. Comprehensive analysis results showed that the random forest model had the highest prediction accuracy.

**Key words:** soil organic matter(SOM); spatial prediction; geographic detector; geographic weighted regression(GWR); random forest(RF)

土壤有机质(soil organic matter, SOM)增强了土壤中水分和养分的保持能力<sup>[1]</sup>, 其活性组分促进了微生物群落的健康发展, 作为土壤肥力的重要组成成分, SOM 对维持高水平的粮食生产具有至关重要的意义. 由于有机质能够对气候变化给出潜在反馈, 以及其在全球碳循环中的关键作用和在保持土壤质量方面的重要性, 因而有机质被普遍认为是土壤功能和生态系统服务的关键属性<sup>[2-7]</sup>.

随着“3S”技术的发展, 数字土壤制图领域中的多种方法和模型被广泛应用于预测土壤属性的空间分布, 其中, 基于相邻采样点权重对未知点进行预测的普通克里格插值法(ordinary Kriging, OK)因其具

有操作容易和原理简单的特点而得到了普遍应用<sup>[8,9]</sup>. 但 OK 法强烈依赖于样本点的数量和质量且不考虑环境因素的影响<sup>[10]</sup>, 而土壤自身属性受到地形和外界活动等众多因子的影响<sup>[11-13]</sup>, 因此, 在复杂条件下使用 OK 法无法得到较高的预测精度. 为使预测结果更准确, 有学者将影响预测值的环境因子作为辅助变量参与模型的建立. 国外学者 Moura-

收稿日期: 2021-06-15; 修订日期: 2021-07-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(42071240); 中央高校基本科研业务费专项(2452018143)

作者简介: 尉芳(1997~), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为农业资源利用, E-mail: weifang\_97@163.com

\* 通信作者, E-mail: ljnjing@nwaaf.edu.cn

Bueno 等<sup>[14]</sup>的研究为探究将环境数据作为协变量输入模型是否是一种有前途的策略,建立了6个协变量集,结果表明包含所有协变量的集表现最佳,与其他模型相比其预测精度提高了12%;国内学者夏子书等<sup>[15]</sup>和朱福斌等<sup>[16]</sup>在其研究中均利用了协变量参与预测模型的建立,结果表明相比普通克里格等方法,引入协变量辅助预测的模型精度都得到了提升,诸多研究表明,在预测模型中引入协变量是提高预测精度、减少预测误差的有效手段. 在众多的预测方法中,GWR、PLS 和 RF 模型的应用较多且精度较高,如王春帅等<sup>[17]</sup>的研究构建 GWR 反演模型,试图实现对农田土壤中 Ni 的预测,经验证,GWR 预测模型的预测精度高达 96.51%; Wang 等<sup>[18]</sup>的研究构建了农用地土壤重金属浓度的预测模型,结果表明 RF 模型能够更好地预测土壤中重金属的浓度和空间分布.

然而,上述的研究也存在一定缺陷,在因子选取上,部分研究仅考虑自然因素对预测变量的影响,缺少对人为因素的探究;在研究区尺度上,国内的研究多是在小尺度区域上进行的,在环境复杂的大尺度区这些算法的适用性和精度如何还有待讨论;在预测模型比较上,目前的研究中缺少 RF、GWR 和 PLS 等模型的对比分析. 鉴于此,本文以地形地

貌复杂的陕西渭北旱塬区为研究对象,以与农田 SOM 含量相关性强的影响因子为切入点,从地形因素、土壤属性和社会经济这3个方面选取影响因子并借助地理探测器得到主要影响因子,选择随机森林和地理加权回归等模型,通过对其预测精度的对比分析确定最优预测方法,以期找到适合环境复杂区的 SOM 含量预测的最优模型.

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

渭北旱塬区处于陕西黄土高原丘陵沟壑区与渭河冲积平原的过渡区域(北纬 $34^{\circ}22'$ ~ $36^{\circ}14'$ ,东经 $106^{\circ}29'$ ~ $110^{\circ}36'$ ),包括宝鸡市、咸阳市、渭南市、延安市和铜川市这5个地市中的25个区县(图1),总面积 $3.96$ 万 $\text{km}^2$ ,约占陕西省总面积的19.26%,全省粮、油、果等一半以上的生产基地都分布在这一区域,是陕西省乃至我国西北地区重要的粮食生产基地. 研究区海拔 $331$ ~ $2452$  m,区域内地形起伏较大,地势从南到北逐步升高,大体上呈阶梯状分布,地貌复杂以高原沟壑为主. 该区光热资源丰富,年平均气温在 $8.6$ ~ $13.5^{\circ}\text{C}$ 之间,年降雨量 $520$ ~ $650$  mm,降水多集中在7~9月,降水量较少且年内分配不均.

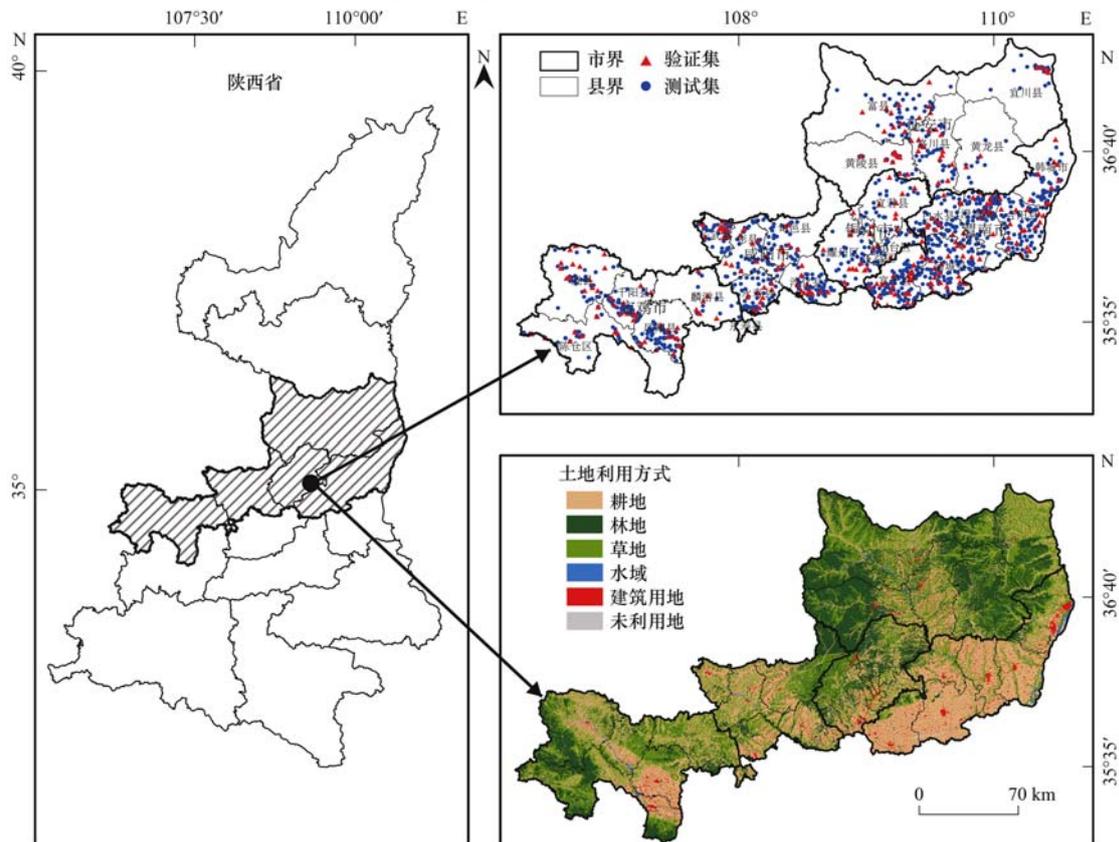


图1 研究区概况及土壤样点分布

Fig. 1 Overview of the study area and distribution of soil samples

## 1.2 数据来源与处理

结合研究区实际,在全区农用地上布设大田采样点,采样点覆盖整个研究区域,按照“随机”、“等量”和“多点混合”的原则进行土样的采集,同时用 GPS 记录样点的经纬度,最终得到 SOM 预测精度评估的实测样点数据(样点来自于 2018 年进行耕地质量评价时采集分析的数据)共 1 432 个,实测样点数据均为耕层(取样深度在 0 ~ 20 cm)样品,各县(市)样点统计情况见表 1,样点分布见图 1. 土壤有机质测定采用油浴加热重铬酸钾容量法、土壤全氮测定采用半微量开氏法、土壤速效钾测定采用乙酸铵浸提-火焰光度法、土壤有效磷测定采用碳酸氢铵浸提-钼锑抗比色法、pH 测定采用电位法<sup>[19,20]</sup>. 使用 SPSS 软件按标准方差的倍数识别特异值,一般特异值定为样品均值  $m$  加减 3 倍均方差  $\delta$ , 即  $m \pm 3\delta$ , 然后用正常值的最大值和最小值替代特异值<sup>[11]</sup>. 再通过 ArcGIS 10.3 软件地统计工具中的要素子集功能对监测点数据集进行均匀随机划分,选取样本数据集的 80% 作为测试集数据(1 146 个), 20% 作为验证集数据(286 个).

本文采用的 2018 年土地利用/土地覆被数据来源于中国科学院资源环境科学数据中心(<http://www.resdc.cn>),土地利用数据的遥感解译主要使用了 Landsat 8 遥感影像数据; DEM 数据和行政区划数据来源于地理国情监测云平台(<http://www.dsac.cn>); 海拔、坡度和坡向数据从 DEM 数据中提取得到; 社会经济数据来源于陕西省统计年鉴<sup>[21]</sup>; 土壤类型、土壤质地、地貌类型和土地利用方式是

表 1 研究区县(市)样点统计数据

Table 1 Statistical data of sample points of counties (cities) in the study area

县(市)	样点数量	县(市)	样点数量
白水	71	陇县	50
彬县	55	洛川县	55
陈仓区	87	蒲城县	129
澄城县	80	千阳县	50
淳化县	59	王益区	10
凤翔县	75	旬邑	54
富平县	109	耀州区	45
富县	53	宜川县	53
韩城市	54	宜君县	30
合阳县	90	印台	27
黄陵县	54	永寿	54
黄龙县	15	长武县	53
麟游县	20		

调查采样时获取的.

## 1.3 研究方法

### 1.3.1 地理探测器

地理探测器<sup>[22]</sup> (Geodetector) 假设影响某个因变量变化的自变量在空间上具有差异性,如果自变量对因变量有重要影响,则该自变量对因变量的发生与发展具有重要意义,并且二者的空间分布应该具有相似性<sup>[23,24]</sup>. 因子探测器,通过计算  $q$  统计量来衡量自变量对因变量的解释能力<sup>[25,26]</sup>,根据二者间的相关性程度选取主要影响因子参与因变量的预测建模. 交互探测器,通过对两个因子的共同作用与两个因子单独的作用进行比较,从两个因子交互作用和单独各个因子交互作用之和的解释力来分析,主要交互作用的表现形式见表 2.

表 2 因子交互探测关系

Table 2 Factor interaction detection relationship

判断依据	交互结果
$q(A) \cap q(B) = q(A) + q(B)$	风险因子 A 和 B 相互独立
$q(A) \cap q(B) > q(A) + q(B)$	风险因子 A 和 B 交互作用后对因变量的解释力属非线性增强
$q(A) \cap q(B) > \text{MAX}[q(A), q(B)]$	风险因子 A 和 B 交互作用后对因变量的解释力属双线性增强
$q(A) \cap q(B) < \text{MIN}[q(A), q(B)]$	风险因子 A 和 B 交互作用后对因变量的解释力属非线性减弱
$\text{MIN}[q(A), q(B)] < q(A) \cap q(B) < \text{MAX}[q(A), q(B)]$	风险因子 A 和 B 交互作用后对因变量的解释力属单因子非线性减弱

### 1.3.2 地理加权回归模型和偏最小二乘回归模型

地理加权回归模型<sup>[27,28]</sup> (geographically weighted regression, GWR) 引入对不同区域的影响进行估计,能够反映参数在不同空间的空间非平稳性,使变量间的关系可以随空间位置的变化而变化,其结果更加符合客观实际.

偏最小二乘回归模型 (partial least squares, PLS) 结合了 MSR 中提取主成分的方法,对数据进行信息处理和筛选,具有尽可能多地提取自变量信息且不删除样本点的特点,能够保证自变量与因变

量之间最大的相关性<sup>[29,30]</sup>,在解决自变量多重共线性和样本数量较少等问题上具有很好的表现<sup>[31~33]</sup>.

### 1.3.3 GWR<sub>PLS</sub> 模型

在 GWR 模型的基础上构建的扩展模型 GWR<sub>PLS</sub>,可以同时兼顾地理加权回归方法的局部变化系数以及对模型残差进行偏最小二乘回归建模并赋予其全局固定系数<sup>[34]</sup>. 理论上,该模型可以通过空间异质性更好地减少实测值和预测值之间的误差. 公式如下:

$$Y_{\text{GWR}_{\text{PLS}}} = Y_{\text{GWR}}(N) + \varepsilon_{\text{PLS}}(N) \quad (1)$$

式中,  $Y_{GWR_{PLS}}$  为  $GWR_{PLS}$  预测值,  $Y_{GWR}(N)$  为经过 GWR 模型插值获得的预测值,  $\varepsilon_{PLS}(N)$  为经过 PLS 模型建模得到的残差值.

### 1.3.4 随机森林模型

在 CART 模型的基础上开发得到的随机森林模型(random forest, RF)不仅可以较好地处理变量之间复杂的非线性关系<sup>[35]</sup>,同时克服了过度拟合和计算复杂等缺陷,具有对大量定性数据和定量数据进行简单处理的优点<sup>[36,37]</sup>,RF 模型通过对大量分类树的汇总提高了模型的预测精度<sup>[38]</sup>,是取代神经网络等传统机器学习方法的新模型.在建立随机森林算法的过程中,  $n_{tree}$  和  $m_{try}$  是两个非常重要的自定义参数,本文将  $m_{try}$  值设为变量个数的开方值,通过绘制模型误差与决策树数量关系图寻找最佳决策树数目.

### 1.3.5 模型验证

均方误差(MSE)是衡量“平均误差”的一种较方便的方法,可以评价数据的变化程度,MSE 的值越小,说明预测模型描述实验数据具有更好的精确度.平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)的取值范围均为 $[0, +\infty]$ ,当预测值与真实值完全吻合时等于 0,即完美模型;误差越大,该值越大.预测偏差(RPD)用于模型预测能力的判断,  $RPD < 1.4$ ,说明模型预测能力差,无法对数据样本进行预测;

$1.4 \leq RPD \leq 2$ ,说明模型预测能力较为一般,能够对数据样本进行粗略预测;  $RPD > 2$ ,说明预测模型能力极好,能够对样本数据进行精确合理的预测.皮尔森相关系数( $r$ )是相关性系数,其取值范围为 $[-1, 1]$ ,用于判断实测值和预测值之间是否存在着一一定的线性相关关系,若  $r > 0$ ,表示实测值和预测值正相关;若  $r < 0$ ,表示实测值和预测值负相关<sup>[31,39,40]</sup>.

## 2 结果与分析

### 2.1 SOM 含量的描述性统计

由表 3 可知,研究区农田  $\omega$ (SOM)平均值为  $15.14 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ,范围在  $2.25 \sim 30.23 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 之间,依照全国第二次土壤普查养分分级标准,SOM 含量处于分级标准的二~六级,最小值和最大值之间差异显著;研究区 SOM 含量的标准差为 4.54,表明不同县(市县)之间的土壤数据具有一定的波动;从变异程度看,SOM 含量的变异系数为 30.00%,属于中等变异,表明土壤有机质在空间分布上具有一定差异,适合进行空间局部估计.测试集样点  $\omega$ (SOM)范围为  $2.25 \sim 30.23 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ,验证集样点  $\omega$ (SOM)在  $4.38 \sim 30.23 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 之间,验证集样点最小值明显高于测试集样点,测试集样点的中位数和标准差均略高于验证集样点,其平均值略低于验证集样点,变异系数分别为 30.11%和 29.57%,均属于中等变异水平.

表 3 SOM 含量基本统计特征

Table 3 Basic statistical characteristics of SOM content

数据集	样本数量	平均值 / $\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$	最小值 / $\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$	中位数 / $\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$	最大值 / $\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$	标准差	变异系数/%
全部数据	1432	15.14	2.25	14.93	30.23	4.54	30.00
测试集	1146	15.13	2.25	14.95	30.23	4.56	30.11
验证集	286	15.16	4.38	14.66	30.23	4.48	29.57

### 2.2 影响因子提取

从地形因素、土壤属性和社会经济这 3 个方面选取了 11 种影响因子,即化肥施用量、全氮、有效磷、速效钾、缓效钾、pH、海拔、坡度、坡向、土壤类型和土壤质地.利用地理探测器中的风险因子探测器计算各影响因子的  $q$  统计量,  $q$  值由大到小排序为:全氮(0.521) > 化肥施用量(0.345) > 速效钾(0.162) > 有效磷(0.099) > 海拔(0.089) > 土壤类型(0.067) > 土壤质地(0.037) > 缓效钾(0.035) > pH(0.029) > 坡向(0.024) > 灌溉能力(0.014) > 坡度(0.013).因子探测结果说明,不同影响因子对 SOM 含量的解释力程度不同,其中土壤中全氮对 SOM 空间变异的影响最大,主要原因是土壤有机质与全氮之间关系密切,SOM 是土壤氮素的主要存在场<sup>[41]</sup>,氮素的贮存和转化受到 SOM 累积和分解

的直接影响,这一现象与先前学者的研究结果一致<sup>[42~44]</sup>;其次,化肥施用量对 SOM 的解释力达到 0.345,表明渭北旱塬区 SOM 空间分异除受自然因素的影响较大外,社会经济因素对其的影响力也较大,人类活动的影响在一定程度上影响了研究区 SOM 含量变化.本研究选择前 5 个因子(全氮、化肥施用量、速效钾、有效磷和海拔)作为建模的辅助变量,其他因子的解释力太低,故不参与后续建模,主要影响因子空间分布状况如图 2 所示.

地理探测器中的交互探测模块能够定量地表征两个影响因子对于土壤有机质含量的作用关系,可以判断两个因子交互作用对 SOM 含量的影响相比于单个因子对 SOM 含量的影响为强化作用还是弱化作用.本文对 SOM 含量的解释力进行交互作用  $q$  统计量分析,因子交互作用结果见表 4.

从研究区主要影响因子交互作用对于 SOM 含量的解释力结果来看,在解释力较大的驱动因子中从大到小排列的顺序如下:化肥施用量  $\cap$  全氮 (81%) > 全氮  $\cap$  海拔 (68%) > 全氮  $\cap$  有效磷 = 全氮  $\cap$  速效钾 (58%), 其中,海拔和全氮之间的交互作用表现为非线性加强;化肥施用量、有效磷、速效钾和全氮之间则呈现出双线性加强的交互作用,说明化肥施用量、有效磷和速效钾因素在对 SOM 含量的作用力方面都分别与全氮具有互相增强的关

系,使其各自影响力增大。

对因子交互作用的解释力与单个因子独立起作用的解释力值和  $q(A) + q(B)$  进行分析,各因子之间的交互作用  $q$  值均大于各单因子的  $q$  值,因子交互效果呈现为双线性加强和非线性加强.说明各因子的交互作用对 SOM 含量的影响不是简单的线性相加,而是双线性加强和非线性加强的效应,研究区各影响因子间相互作用对 SOM 含量空间分异的影响均高于单因子对 SOM 含量空间分异的影响。

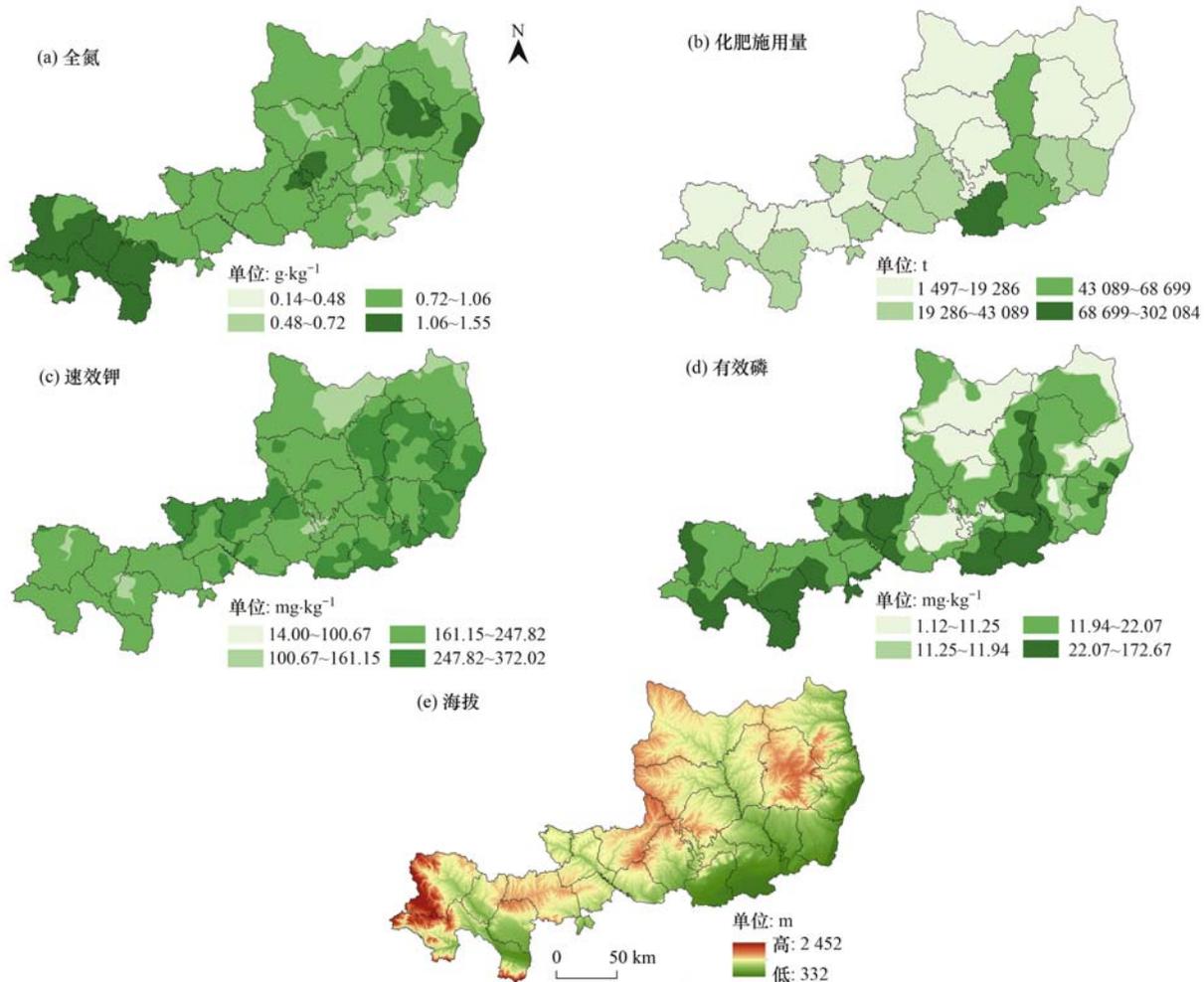


图2 研究区主要影响因子空间分布情况

Fig. 2 Spatial distribution of major influencing factors in the study area

表4 因子交互作用  $q$  值及相应交互关系

Table 4 Factor interaction  $q$  value and corresponding interaction relationship

影响因子	$C = q(A) \cap q(B)$	$q(A) + q(B)$	比较	交互关系
化肥施用量和全氮	0.814	0.867	$C < A + B$ ; $C > A$ 和 $B$	双线性加强
化肥施用量和海拔	0.423	0.435	$C < A + B$ ; $C > A$ 和 $B$	双线性加强
化肥施用量和有效磷	0.460	0.445	$C > A + B$	非线性加强
化肥施用量和速效钾	0.509	0.508	$C > A + B$	非线性加强
全氮和海拔	0.677	0.610	$C > A + B$	非线性加强
全氮和有效磷	0.579	0.620	$C < A + B$ ; $C > A$ 和 $B$	双线性加强
全氮和速效钾	0.576	0.683	$C < A + B$ ; $C > A$ 和 $B$	双线性加强
海拔和速效钾	0.236	0.188	$C > A + B$	非线性加强
有效磷和速效钾	0.238	0.251	$C < A + B$ ; $C > A$ 和 $B$	双线性加强

### 2.3 SOM 预测模型构建

根据地理探测器的结果,选择全氮、化肥施用量、速效钾、有效磷和海拔这 5 种影响因子作为协变量参与所有预测模型的建立。

采用测试集数据,利用 GWR 4.0 软件拟合地理加权回归模型,决定系数为 0.85,拟合系数见表 5。参

与 GWR 建模的主要影响因子系数有正有负,其中全氮的系数中值最大为 15.34,化肥施用量的系数中值最小,仅为 0.000 001,所有因子的系数中值均大于 0,与 SOM 呈正相关; Moran 指数的范围在 0.210 ~ 0.907 之间,海拔和化肥施用量的 Moran 指数分别为 0.906 和 0.907,呈现出强烈的空间自相关性。

表 5 地理加权回归模型预测参数统计特征

Table 5 Statistical characteristics of the prediction parameters of the GWR model

变量	最小值	第一四分位数 Q1	中值	第三分位数 Q2	最大值	平均值	Moran 指数
截距	-10.624 718	-0.931 749	1.371 725	4.919 029	134.351 014	2.956 541	
全氮	-1.096 006	10.761 723	15.344 878	17.173 815	22.806 642	14.043 352	0.490000
有效磷	-0.082 644	-0.009 023	0.00 1997	0.017 219	0.206 256	0.002 318	0.226 000
速效钾	-0.005 700	-0.000 464	0.001 231	0.003 402	0.025 547	0.001 850	0.210 000
海拔	-0.011 819	-0.002 261	0.000 111	0.001 468	0.018 520	-0.000 251	0.906 000
化肥施用量	-0.004 959	-0.000 015	0.000 001	0.000 020	0.005 423	-0.000 015	0.907 000

基于 SIMCA 14.1 软件建立 PLS 预测模型,如表 6 所示,随着主成分数量的增加,因变量和自变量的累计值逐渐增大,主成分数量为 3 时, Y 累积量达到最大值 0.656,同时,决定系数升高至 0.645,当主成分数量继续增加时, Y 累积量不再变化,决定系数随之减少。因此,本研究的 PLS 模型选取前 3 种主成分进行模型的构建。

表 6 偏最小二乘回归模型预测参数统计特征

Table 6 Statistical characteristics of prediction parameters of partial least squares regression model

主成分数量	X 累积量	Y 累积量	决定系数( $R^2$ )
1	0.296	0.566	0.559
2	0.500	0.649	0.639
3	0.783	0.656	0.645
4	0.894	0.656	0.644
5	1.000	0.656	0.643

随机森林作为一种组合算法,在生成森林的过程中,单棵树的训练数据集通过自助法从原训练数据集中抽取,在单棵树的分裂过程中,每个内部分裂节点的分裂属性也是分别从原输入因子中抽取,随机森林的最终预测结果综合多棵树的结果决定。用 R 4.0.3 软件中的 random Forest 软件包进行预测,将每棵树使用的特征个数  $m_{try}$  值设置为 2,森林中树的个数  $n_{tree}$  值设置为 800,模型误差结果见图 3,其中的横坐标为随机森林模型中树的棵数,纵坐标为交叉验证后得到模型的均方误差,可以发现模型在树的棵数达到 400 时基本趋于稳定,所以  $n_{tree}$  在该模型中设置为 400。

### 2.4 土壤有机质含量预测结果

使用 5 种模型对 SOM 含量进行预测,结果见表 7 和图 4。从表 7 可以看出,除 GWR<sub>PLS</sub> 以外,其余 4 种模型得到的 SOM 的最小值均在  $6 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$  以上,与测试集样点的最小值  $2.25 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$  相比,低值区有一

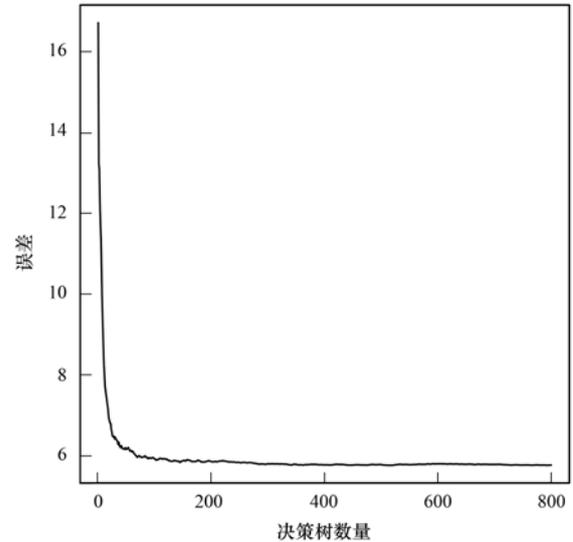


图 3 模型误差与决策树数量关系

Fig. 3 Relationship between model error and the number of decision trees

定程度的压缩,测试集中仅有 21 个样点的 SOM 含量值小于  $6 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ ,其中有 15 个点在宜川县集中分布,其余低值点在研究区中零星分布,因此在建模过程中低值点受到周边点的影响,导致预测结果偏高,而 GWR<sub>PLS</sub> 方法由于兼顾了全局和局部因素的影响,能较好地处理预测时产生的误差,使结果值更贴近实际情况。

不同预测模型获得的 SOM 含量空间分布情况如图 4 所示,图 4(a) 为对测试集中 SOM 的实测值进行 OK 插值得到的结果。通过对比可知,5 种方式得到的 SOM 空间分布特征较为相似,呈现出北部、东北部地区含量低,西部、东南部地势相对平缓的平原地区含量高的空间分布趋势,研究区 SOM 含量的高值区主要分布在渭南市韩城市,低值区则集中于延安市宜川县。出现高值区的原因可能是韩城市

土壤全氮和速效钾含量高且该地区地势平坦有利于有机质的积累; 宜川县处于黄土高原丘陵沟壑区, 地势西高东低, 地形起伏较大, 雨水对土壤的冲刷能力大, 水土流失强, 耕作环境条件较差, SOM 含量低, 不容易贮存, 因此出现了低值区. 此外, 在宝鸡市陇县西北部也有少量区域 SOM 含量高, 主要原因是该地区海拔高, 气温相对较低, 土性凉, 土壤中微生物活动弱, 有机质分解缓慢.

表 7 土壤有机质含量预测结果统计特征/ $\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$

Table 7 Statistical characteristics of soil organic matter content prediction results/ $\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$

预测方法	$\omega(\text{SOM})$		
	最小值	最大值	平均值
OK	6.15	27.09	15.16
PLS	8.41	23.03	14.72
RF	6.93	25.18	15.15
GWR	6.28	26.12	15.08
GWR <sub>PLS</sub>	3.72	29.91	15.25

## 2.5 不同模型的预测精度分析

利用验证集数据, 将 5 种预测方法的精度指标进行对比, 结果见表 8. 从中可知, OK 模型的各项精度指标均为最差, 说明在渭北旱塬区进行 SOM 预测时加入辅助因子是有必要的; PLS 模型的 MSE 最大

(6.042), RF 模型的 MSE 最小(1.733), 说明在渭北旱塬地区, 利用偏最小二乘回归方法进行农田 SOM 预测的精确度最差, 而通过随机森林方法得到的 SOM 精确度较好; 不同预测模型的 RMSE 和 MAE 由大到小排序结果皆为:  $\text{PLS} > \text{GWR} > \text{GWR}_{\text{PLS}} > \text{RF}$ , 进一步说明了相比于其他几种预测模型, RF 的预测精度更高; 除 PLS 模型的 PRD 介于 1.4~2 以外, GWR、GWR<sub>PLS</sub> 和 RF 模型的 RPD 均大于 2, 说明这 3 种模型的预测能力强, 得到的预测结果更为精确合理; 从  $r$  来看, RF 法的相关性系数最高, 表明通过随机森林方法得到的预测值和样本实测值之间的相关性最高.

对比 GWR、PLS 和 GWR<sub>PLS</sub> 这 3 种预测模型的精度指标可知, GWR 的 MSE、RMSE 和 MAE 值比 PLS 均有不同程度的降低, 预测偏差和相关性系数有所升高, 说明相比于只考虑全局数量关系的模型而言, GWR 这种引入了局部空间位置关系的模型预测效果更好; 基于 GWR 预测结果和 PLS 预测残差值建立的 GWR<sub>PLS</sub> 模型, 在各项指标的表现上有一定提升, MSE、RMSE 和 MAE 减小, RPD 和  $r$  增加, 这一现象表明在研究区中进行 SOM 含量的预测工作时, 要重视模型残差对于预测结果的影响.

表 8 预测模型精度指标统计特征<sup>1)</sup>

Table 8 Statistical characteristics of precision indexes of prediction model

预测方法	均方误差 (MSE)	均方根误差 (RMSE)	平均绝对误差 (MAE)	预测偏差 (RPD)	相关性系数 ( $r$ )
OK	14.160	3.763	2.921	0.644	0.541 **
GWR	3.564	1.888	1.309	2.075	0.907 **
PLS	6.042	2.458	1.763	1.524	0.836 **
GWR <sub>PLS</sub>	1.775	1.332	1.013	3.804	0.968 **
RF	1.733	1.316	0.958	2.710	0.972 **

1) \* 表示  $P < 0.05$ , \*\* 表示  $P < 0.01$

## 3 讨论

由于受到环境因素的影响, 耕层 SOM 含量的预测存在一定的不确定性, 因此在考虑耕层 SOM 与影响因子之间关系的基础上, 探讨不同预测模型在环境复杂区域土壤有机质预测的适用性, 对提高农田 SOM 的预测精度具有科学指导意义.

### 3.1 耕层 SOM 空间分布与主要影响因子的关系

整体上看, 基于 5 种模型得到的 SOM 空间分布情况几乎一致, 呈现出东北部高、东南部低的趋势. 相比于普通克里格法得到的结果, PLS 预测的 SOM 空间分布图高、低值区较不明显, 说明 PLS 法在预测时主要关注 SOM 与辅助变量间的全局关系, 忽略了相邻样本之间的局部关系; GWR 和 RF 预测的空间分布则具有较好的表现, 说明这两种方法在建模时兼顾了 SOM 的空间异质性和相似性; 而利用

GWR<sub>PLS</sub> 法得到的 SOM 空间分布特征变化更加明显, 说明兼顾了全局数量关系的局部空间位置模型得到了一定程度的优化. 对比主要影响因子与 SOM 的分布情况, 可以看出土壤全氮、速效钾和有效磷与有机质含量呈正相关, 高值区和低值区具有一定的对应关系, 如在宜川县北部, 4 种土壤养分的含量值都很低, 而在韩城市, 都出现了 4 种营养成分的高值区域. 自然因素中, 土壤全氮与有机质之间的相关性最明显, 其  $q$  值达到 0.521, 土壤有机质是氮素的主要贮存场所, 土壤表层中约有 80%~97% 的氮<sup>[33]</sup> 存在于 SOM 之中, 因此两者关系紧密. 人为因素中, 本研究只引入了化肥施用量一种因子, 由于化肥施用量的统计单位是县(市)级, 因此在空间分布上与 SOM 的对照关系并不明显, 但其  $q$  值仍达到了 0.345, 说明除土壤自身属性外, 人类活动对 SOM 的含量值产生较大的影响. 本研究考虑的影响因子

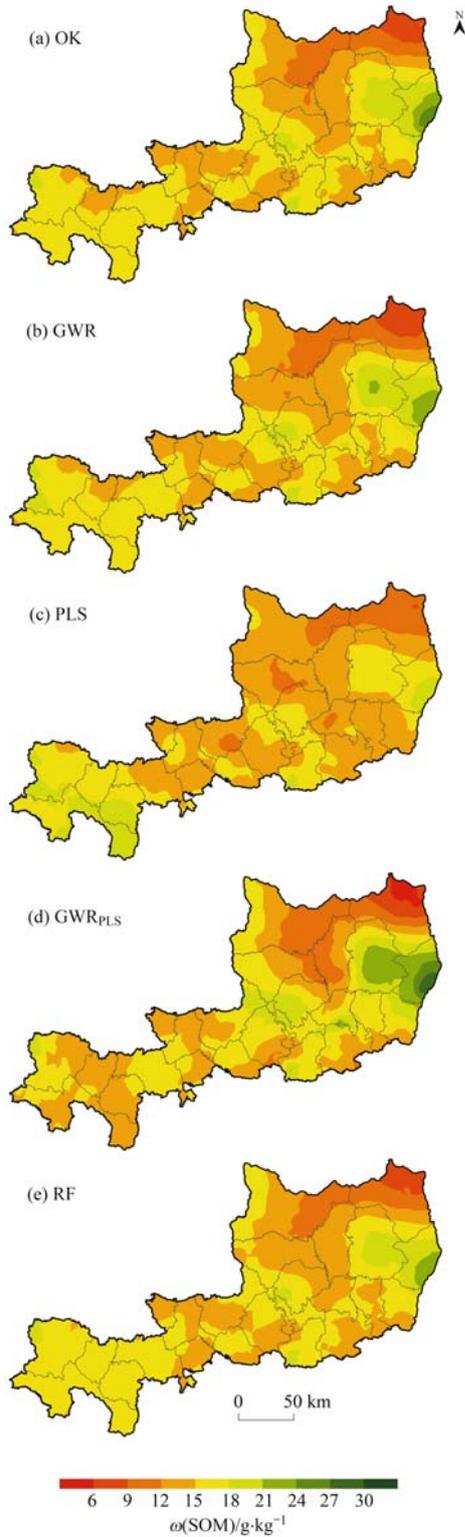


图 4 不同模型 SOM 含量预测值空间分布  
Fig. 4 Spatial distribution of predicted values of SOM content in different models

仍有一定的局限,可在后续的研究中增加更多环境因子,有研究将气温、降水、NDVI 和光谱指数等因素作为优化预测模型的协变量<sup>[45~47]</sup>,并且取得了不错的预测精度,如赵明松等<sup>[48]</sup>的研究利用年均温、物理性黏粒等因子预测 SOM 的空间分布,建模结果优于传统的全局回归建模;唐海涛等<sup>[49]</sup>的研究选

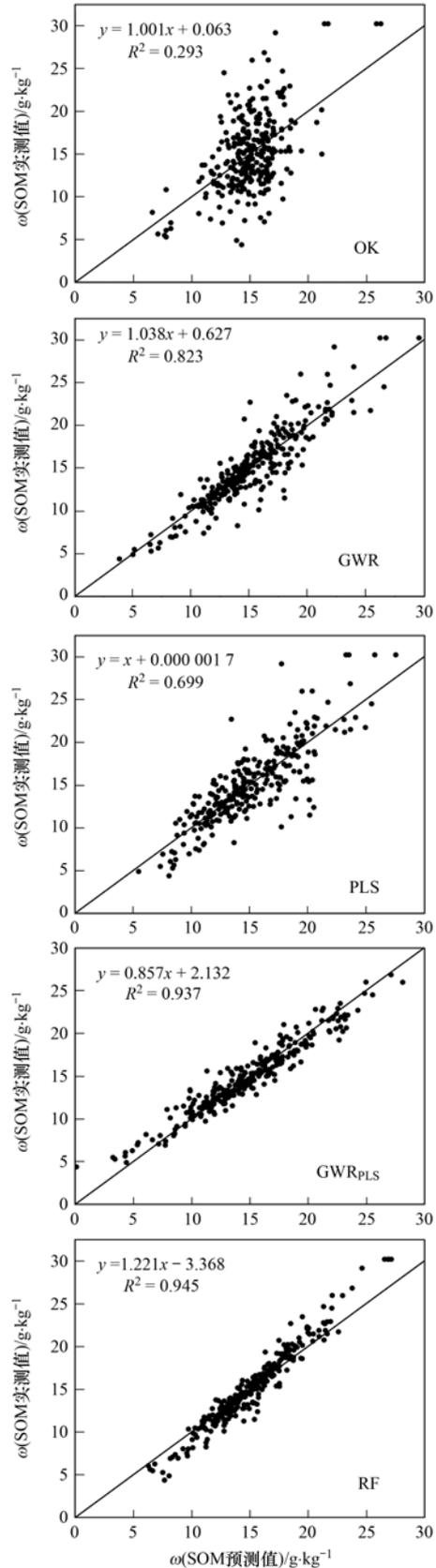


图 5 不同预测方法的预测值和实测值线性回归分析  
Fig. 5 Linear regression analysis of predicted values and measured values of different prediction methods

取归一化指数、比值指数等作为辅助变量,采用 CARS 算法预测土壤有机质的含量,结果表明模

型预测精度好且稳定性高。

### 3.2 预测模型的精度

相比于普通克里格插值法, GWR、RF 等预测方法均能在一定程度上提高耕层 SOM 含量的空间预测精度。为进一步探究不同预测模型的精度, 对耕层 SOM 实测值和预测值进行线性拟合, 结果如图 5 所示。从中可以看出, 除 OK 法得到的 SOM 含量的预测值和实测值之间的  $R^2$  低于 0.3 以外, 其余 4 种模型的确定系数均在 0.6 以上, GWR<sub>PLS</sub> 和 RF 的  $R^2$  更是达到了 0.937 和 0.945, 预测值和实测值之间表现出了很强的相关性, 以 OK 法为参照, GWR、PLS、GWR<sub>PLS</sub> 和 RF 的预测精度分别提高了 49.83%、34.68%、64.60% 和 65.03%, 较前人的研究结果有所增加<sup>[34]</sup>; 对比 OK 法得到的结果, 其余 4 种方法得到的拟合点分布的离散程度明显降低, 基本集中在 1:1 线附近, GWR<sub>PLS</sub> 和 RF 得到的拟合点分布十分紧密, 模型的预测效果得到明显提升。

预测模型精度指标和线性回归分析结果基本一致, 预测模型的精度由大到小排序为: RF > GWR<sub>PLS</sub> > GWR > PLS > OK。对前 4 种预测模型进行分析, 考虑了空间异质性的局部模型预测效果高于全局模型, 结合了二者优势的扩展模型预测精度得到了进一步提升, 说明该扩展模型不仅可以考虑研究区整体的空间非平稳性, 并且可以较好地解释存在预测残差区域的空间自相关性; 随机森林模型的预测优势十分明显, 较好地处理了各变量之间的复杂关系, 除 RPD 略低于 GWR<sub>PLS</sub> 以外, 其余精度指标值均优于其他模型, 说明相比于其他几种预测模型, RF 模型更适合用于渭北旱塬区 SOM 的预测中。

综合所有指标的分析结果, RF 模型的预测精度最高, GWR<sub>PLS</sub> 的预测精度虽低于 RF 法, 但相差较小, 二者在渭北旱塬区 SOM 预测上均拥有较好的表现, 因此后续在环境复杂区进行土壤有机质含量预测的研究时, 应优先考虑 GWR<sub>PLS</sub> 法和 RF 法的应用和比较。

## 4 结论

(1) 陕西渭北旱塬区农田样本  $\omega$  (SOM) 均值为 15.14 g·kg<sup>-1</sup>, 范围在 2.25 ~ 30.23 g·kg<sup>-1</sup> 之间。研究区各县(市)之间条件不同, 其空间分异受到地形、土壤理化性质和耕作制度的影响, 自然环境和耕作条件限制了土壤中的有机质含量, 并且各区间外源性的肥料施入量不尽相同, 导致有机质含量差异显著。

(2) 因子探测结果显示, 影响研究区耕层 SOM 含量的主要影响因子分别为全氮(0.521)、化肥施

用量(0.345)、速效钾(0.162)、有效磷(0.099)和海拔(0.089); 交互探测结果表现为双线性加强和非线性加强两种交互关系, 说明任意两因子的交互作用均高于单因子对 SOM 含量的影响。

(3) 5 种预测模型中, GWR<sub>PLS</sub> 模型和 RF 模型表现更突出, 与 OK 法相比, MSE 降至 1.775 和 1.733, RPD 升高至 3.804 和 2.710, 相关系数升至 0.968 和 0.972, 拟合精度分别提升了 64.60% 和 65.03%, RF 法预测精度略高于 GWR<sub>PLS</sub> 模型, 因此在本研究中, 随机森林模型为最优预测模型。

### 参考文献:

- [1] Picariello E, Baldantoni D, Izzo F, et al. Soil organic matter stability and microbial community in relation to different plant cover: a focus on forests characterizing Mediterranean area[J]. Applied Soil Ecology, 2021, 162, doi: 10.1016/J.APSOIL.2021.103897.
- [2] Machmuller M B, Kramer M G, Cyle T K, et al. Emerging land use practices rapidly increase soil organic matter[J]. Nature Communications, 2015, 6, doi: 10.1038/ncomms7995.
- [3] Chen L Y, Liu L, Qin S Q, et al. Regulation of priming effect by soil organic matter stability over a broad geographic scale[J]. Nature Communications, 2019, 10, doi: 10.1038/s41467-019-13119-z.
- [4] Reis A S, Rodrigues M, dos Santos G L A A, et al. Detection of soil organic matter using hyperspectral imaging sensor combined with multivariate regression modeling procedures[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2021, 22, doi: 10.1016/J.RSASE.2021.100492.
- [5] Kopecky M, Peterka J, Kolář L, et al. Influence of selected maize cultivation technologies on changes in the labile fraction of soil organic matter sandy-loam cambisol soil structure[J]. Soil and Tillage Research, 2021, 207, doi: 10.1016/J.STILL.2020.104865.
- [6] Manlay R J, Feller C, Swift M J. Historical evolution of soil organic matter concepts and their relationships with the fertility and sustainability of cropping systems [J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2007, 119(3-4): 217-233.
- [7] Liu Y, Lv J S, Zhang B, et al. Spatial multi-scale variability of soil nutrients in relation to environmental factors in a typical agricultural region, Eastern China [J]. Science of the Total Environment, 2013, 450-451: 108-119.
- [8] 杨煜岑, 杨联安, 任丽, 等. 基于随机森林的农耕区土壤有机质空间分布预测[J]. 浙江农业学报, 2018, 30(7): 1211-1217.
- [9] Yang Y C, Yang L A, Ren L, et al. Prediction for spatial distribution of soil organic matter based on random forest model in cultivated area[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2018, 30(7): 1211-1217.
- [9] 姜赛平, 张怀志, 张认连, 等. 基于三种空间预测模型的海南岛土壤有机质空间分布研究[J]. 土壤学报, 2018, 55(4): 1007-1017.
- [9] Jiang S P, Zhang H Z, Zhang R L, et al. Research on spatial distribution of soil organic matter in Hainan Island based on three spatial prediction models[J]. Acta Pedologica Sinica, 2018, 55(4): 1007-1017.
- [10] 江叶枫, 孙凯, 郭熙, 等. 基于环境因子和邻近信息的土壤属性空间分布预测[J]. 环境科学研究, 2017, 30(7): 1059-1068.
- [10] Jiang Y F, Sun K, Guo X, et al. Prediction of spatial

- distribution of soil properties based on environmental factors and neighbor information [J]. *Research of Environmental Sciences*, 2017, **30**(7): 1059-1068.
- [11] 王幼奇, 张兴, 赵云鹏, 等. 基于 GIS 和地理加权回归的砂田土壤阳离子交换量空间预测 [J]. *土壤*, 2020, **52**(2): 421-426.  
Wang Y Q, Zhang X, Zhao Y P, *et al.* Interpolation of soil CEC of sandy fields using GIS and geographically weighted regression-kriging [J]. *Soils*, 2020, **52**(2): 421-426.
- [12] Alsamamra H, Ruiz-Arias J A, Pozo-Vázquez D, *et al.* A comparative study of ordinary and residual kriging techniques for mapping global solar radiation over southern Spain [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2009, **149**(8): 1343-1357.
- [13] Dai F Q, Zhou Q G, Lv Z Q, *et al.* Spatial prediction of soil organic matter content integrating artificial neural network and ordinary kriging in Tibetan Plateau [J]. *Ecological Indicators*, 2014, **45**: 184-194.
- [14] Moura-Bueno J M, Dalmolin R S D, Horst-Heinen T Z, *et al.* Environmental covariates improve the spectral predictions of organic carbon in subtropical soils in southern Brazil [J]. *Geoderma*, 2021, **393**, doi: 10.1016/J.GEODERMA.2021.114981.
- [15] 夏子书, 白一茹, 王幼奇, 等. 基于 GIS 和随机森林算法的宁东土壤饱和导水率分布与预测 [J]. *水土保持学报*, 2021, **35**(1): 285-293.  
Xia Z S, Bai Y R, Wang Y Q, *et al.* Distribution and prediction of soil saturated hydraulic conductivity in Ningdong based on GIS and random forest algorithm [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2021, **35**(1): 285-293.
- [16] 朱福斌, 丁世伟, 甘晓玉, 等. 基于三种空间预测方法的安庆市耕地土壤速效钾空间分布预测 [J]. *中国土壤与肥料*, 2021, (1): 1-8.  
Zhu F B, Ding S W, Gan X Y, *et al.* Prediction of spatial distribution of available potassium in cultivated soil of Anqing city based on three spatial prediction methods [J]. *Soils and Fertilizers Sciences in China*, 2021, (1): 1-8.
- [17] 王春帅, 姚立伟, 刘弋琿, 等. GWR 模型下农用地土壤镍空间分布预测 [J]. *遥感信息*, 2021, **36**(1): 43-49.  
Wang C S, Yao L W, Liu Y H, *et al.* Prediction of soil nickel spatial distribution in agricultural soil under GWR model [J]. *Remote Sensing Information*, 2021, **36**(1): 43-49.
- [18] Wang H Z, Yilihamu Q, Yuan M N, *et al.* Prediction models of soil heavy metal (loid) s concentration for agricultural land in Dongli: a comparison of regression and random forest [J]. *Ecological Indicators*, 2020, **119**, doi: 10.1016/j.ecolind.2020.106801.
- [19] 甲卡拉铁, 喻华, 冯文强, 等. 淹水条件下不同氮磷钾肥对土壤 pH 和镉有效性的影响研究 [J]. *环境科学*, 2009, **30**(11): 3414-3421.  
Jia K L T, Yu H, Feng W Q, *et al.* Effect of different N, P and K fertilizers on soil pH and available Cd under waterlogged conditions [J]. *Environmental Science*, 2009, **30**(11): 3414-3421.
- [20] 王军, 傅伯杰, 邱扬, 等. 黄土高原小流域土壤养分的空间异质性 [J]. *生态学报*, 2002, **22**(8): 1173-1178.  
Wang J, Fu B J, Qiu Y, *et al.* Spatial heterogeneity of soil nutrients in a small catchment of the Loess Plateau [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2002, **22**(8): 1173-1178.
- [21] 陕西省统计局, 国家统计局陕西调查总队. 陕西统计年鉴-2018 [M]. 北京: 中国统计出版社, 2018: 18-19.
- [22] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望 [J]. *地理学报*, 2017, **72**(1): 116-134.  
Wang J F, Xu C D. Geodetector: principle and prospective [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2017, **72**(1): 116-134.
- [23] 黄小刚, 赵景波, 孙从建, 等. 汾渭平原 PM<sub>2.5</sub> 空间分布的地形效应 [J]. *环境科学*, 2021, **42**(10): 4582-4592.  
Huang X G, Zhao J B, Sun C J, *et al.* Orographic influences on the spatial distribution of PM<sub>2.5</sub> on Fen-Wei Plain [J]. *Environmental Science*, 2021, **42**(10): 4582-4592.
- [24] 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.
- [25] Zhou Y, Li X H, Liu Y S. Land use change and driving factors in rural China during the period 1995-2015 [J]. *Land Use Policy*, 2020, **99**, doi: 10.1016/J.LANDUSEPOL.2020.105048.
- [26] 高煜, 王国兰, 金梓函, 等. 千河下游水体-沉积物重金属空间分布、风险及影响因素 [J]. *环境科学*, 2021, **42**(11): 5333-5345.  
Gao Y, Wang G L, Jin Z H, *et al.* Spatial distribution, risk, and influencing factors of river water-sediment heavy metals in the lower reaches of the Qianhe River [J]. *Environmental Science*, 2021, **42**(11): 5333-5345.
- [27] 黄小刚, 赵景波, 曹军骥, 等. 长江经济带 PM<sub>2.5</sub> 分布格局演变及其影响因素 [J]. *环境科学*, 2020, **41**(3): 1013-1024.  
Huang X G, Zhao J B, Cao J J, *et al.* Evolution of the distribution of PM<sub>2.5</sub> concentration in the Yangtze River economic belt and its influencing factors [J]. *Environmental Science*, 2020, **41**(3): 1013-1024.
- [28] 杨伟, 姜晓丽. 华北地区大气细颗粒物 (PM<sub>2.5</sub>) 年际变化及其对土地利用/覆被变化的响应 [J]. *环境科学*, 2020, **41**(7): 2995-3003.  
Yang W, Jiang X L. Interannual characteristics of fine particulate matter in North China and its relationship with land use and land cover change [J]. *Environmental Science*, 2020, **41**(7): 2995-3003.
- [29] 纪文君, 李曦, 李成学, 等. 基于全谱数据挖掘技术的土壤有机质高光谱预测建模研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2012, **32**(9): 2393-2398, 2408.  
Ji W J, Li X, Li C X, *et al.* Using different data mining algorithms to predict soil organic matter based on visible-near infrared spectroscopy [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, **32**(9): 2393-2398, 2408.
- [30] 黄华, 李茂亿, 陈吟晖, 等. 基于 PLSR 的珠江口城市河流水质高光谱反演 [J]. *水资源保护*, 2021, **37**(5): 36-42.  
Huang H, Li M Y, Chen Y H, *et al.* Water quality retrieval by hyperspectra for river in Pearl River Estuary city based on partial least squares regress [J]. *Water Resources Protection*, 2021, **37**(5): 36-42.
- [31] 于雷, 洪永胜, 耿雷, 等. 基于偏最小二乘回归的土壤有机质含量高光谱估算 [J]. *农业工程学报*, 2015, **31**(14): 103-109.  
Yu L, Hong Y S, Geng L, *et al.* Hyperspectral estimation of soil organic matter content based on partial least squares regression [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, **31**(14): 103-109.
- [32] 郭飞, 许镇, 马宏宏, 等. 基于 PCA 的土壤 Cd 含量高光谱反演模型对比研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, **41**(5): 1625-1630.  
Guo F, Xu Z, Ma H H, *et al.* A comparative study of the hyperspectral inversion models based on the PCA for retrieving

- the Cd content in the soil [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, **41**(5): 1625-1630.
- [33] 阿依努尔·麦提努日, 麦提吐尔逊·艾则孜, 麦尔哈巴·图尔贡, 等. 吐鲁番盆地葡萄园土壤重金属铅含量高光谱估算[J]. *遥感技术与应用*, 2021, **36**(2): 362-371.
- Matnuri A, Eziz M, Turgun M, *et al.* Hyperspectral estimation of heavy metal Pb concentration in vineyard soil in Turpan Basin [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2021, **36**(2): 362-371.
- [34] 段丽君, 张海涛, 郭龙, 等. 典型柑橘种植区土壤有机质空间分布与含量预测[J]. *华中农业大学学报*, 2019, **38**(1): 73-81.
- Duan L J, Zhang H T, Guo L, *et al.* Spatial distribution and content prediction of soil organic matter in typical citrus growing areas[J]. *Journal of Huazhong Agricultural University*, 2019, **38**(1): 73-81.
- [35] 韩杏杏, 陈杰, 王海洋, 等. 基于随机森林模型的耕地表层土壤有机质含量空间预测——以河南省辉县市为例[J]. *土壤*, 2019, **51**(1): 152-159.
- Han X X, Chen J, Wang H Y, *et al.* Spatial prediction of SOM content in topsoil based on random forest algorithm: a case study of Huixian City, Henan Province[J]. *Soils*, 2019, **51**(1): 152-159.
- [36] 郭澎湃, 李茂芬, 罗微, 等. 基于多源环境变量和随机森林的橡胶园土壤全氮含量预测[J]. *农业工程学报*, 2015, **31**(5): 194-202.
- Guo P T, Li M F, Luo W, *et al.* Prediction of soil total nitrogen for rubber plantation at regional scale based on environmental variables and random forest approach [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, **31**(5): 194-202.
- [37] 卢宏亮, 赵明松, 刘斌寅, 等. 基于随机森林模型的安徽省土壤属性空间分布预测[J]. *土壤*, 2019, **51**(3): 602-608.
- Lu H L, Zhao M S, Liu B Y, *et al.* Spatial prediction of soil properties based on random forest model in Anhui Province[J]. *Soils*, 2019, **51**(3): 602-608.
- [38] Breiman L. Random forest [J]. *Machine Learning*, 2001, **45**(1): 5-32.
- [39] 王玉娜, 李粉玲, 王伟东, 等. 基于无人机高光谱的冬小麦氮素营养监测[J]. *农业工程学报*, 2020, **36**(22): 31-39.
- Wang Y N, Li F L, Wang W D, *et al.* Monitoring of winter wheat nitrogen nutrition based on UAV hyperspectral images[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, **36**(22): 31-39.
- [40] 张万涛, 吉静怡, 李彬彬, 等. 黄土高原不同地貌区农田土壤有机质预测方法研究[J]. *植物营养与肥料学报*, 2021, **27**(4): 583-594.
- Zhang W T, Ji J Y, Li B B, *et al.* Spatial prediction of soil organic matter of farmlands under different landforms in the Loess Plateau, China[J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizers*, 2021, **27**(4): 583-594.
- [41] 李菊梅, 王朝辉, 李生秀. 有机质、全氮和可矿化氮在反映土壤供氮能力方面的意义[J]. *土壤学报*, 2003, **40**(2): 232-238.
- Li J M, Wang Z H, Li S X, *et al.* Significance of soil organic matter, total N and mineralizable nitrogen in reflecting soil N supplying capacity[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2003, **40**(2): 232-238.
- [42] 王琦, 常庆瑞, 黄勇, 等. 基于 Geo-D 的陕西省 STN 空间变异影响因子交互作用研究 [J/OL]. *农业机械学报*: 1-13. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.S.20210322.1446.002.html>, 2021-04-06.
- Wang Q, Chang Q R, Huang Y, *et al.* Driving factors and interaction of STN spatial variability in Shaanxi Province based on Geo-D [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*: 1-13. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.S.20210322.1446.002.html>, 2021-04-06.
- [43] 赵倩倩, 赵庚星, 董超, 等. 高密市农田土壤养分空间变异特征研究[J]. *土壤通报*, 2012, **43**(3): 643-650.
- Zhao Q Q, Zhao G X, Dong C, *et al.* Spatial variability of soil nutrients of cultivated land in Gaomi area[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2012, **43**(3): 643-650.
- [44] 赵云, 陈伟, 李春鸣, 等. 东祁连山不同退化程度高寒草甸土壤有机质含量及其与主要养分的关系[J]. *草业科学*, 2009, **26**(5): 20-25.
- Zhao Y, Chen W, Li C M, *et al.* Content of soil organic matter and its relationships with main nutrients on degraded alpine meadow in Eastern Qilian Mountains[J]. *Pratacultural Science*, 2009, **26**(5): 20-25.
- [45] 李梦佳, 王磊, 刘洪斌, 等. 不同模型预测土壤有机质含量空间分布对比分析[J]. *西南农业学报*, 2021, **34**(3): 610-617.
- Li M J, Wang L, Liu H B, *et al.* Contrastive analysis of spatial distribution of soil organic matter content predicted by different models[J]. *Southwest China Journal of Agricultural Sciences*, 2021, **34**(3): 610-617.
- [46] 齐雁冰, 王茵茵, 陈洋, 等. 基于遥感与随机森林算法的陕西省土壤有机质空间预测[J]. *自然资源学报*, 2017, **32**(6): 1074-1086.
- Qi Y B, Wang Y Y, Chen Y, *et al.* Soil organic matter prediction based on remote sensing data and random forest model in Shaanxi Province[J]. *Journal of Natural Resources*, 2017, **32**(6): 1074-1086.
- [47] 胡贵贵, 杨粉莉, 杨联安, 等. 基于主成分和机器学习的土壤有机质含量空间预测建模[J]. *干旱区地理*, 2021, **44**(4): 1114-1124.
- Hu G G, Yang F L, Yang L A, *et al.* Spatial prediction modeling of soil organic matter content based on principal components and machine learning [J]. *Arid Land Geography*, 2021, **44**(4): 1114-1124.
- [48] 赵明松, 刘斌寅, 卢宏亮, 等. 基于地理加权回归的地形平缓区土壤有机质空间建模[J]. *农业工程学报*, 2019, **35**(20): 102-110.
- Zhao M S, Liu B Y, Lu H L, *et al.* Spatial modeling of soil organic matter over low relief areas based on geographically weighted regression[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, **35**(20): 102-110.
- [49] 唐海涛, 孟祥添, 苏循新, 等. 基于 CARS 算法的不同类型土壤有机质高光谱预测[J]. *农业工程学报*, 2021, **37**(2): 105-113.
- Tang H T, Meng X T, Su X X, *et al.* Hyperspectral prediction on soil organic matter of different types using CARS algorithm [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, **37**(2): 105-113.

## CONTENTS

A Comparative Study of Soil Environmental Standards for Agricultural Land Among Different Countries and Its Implication for China	LI Xu-zhi, JIANG Rong, WANG Guo-qing, <i>et al.</i>	( 577 )
Evaluation Parameters and System for Reclaimed Water Quality Stability	ZHANG Xin-yi, WEI Dong-bin, DU Yu-guo	( 586 )
Distribution Characteristics and Sources of Heavy Metals in Atmospheric Deposition During Heating and Non-heating Period in Lanzhou	HUANG Wen, WANG Sheng-li	( 597 )
PM <sub>2.5</sub> Source Apportionment Based on a Variety of New Receptor Models	WANG Zhen-yu, LI Yong-bin, GUO Ling, <i>et al.</i>	( 608 )
Characteristics and Source Analysis of Water-soluble Inorganic Pollution in PM <sub>2.5</sub> During Summer in Central China	SU Ye-wang, LIU Wei-jie, MAO Yao, <i>et al.</i>	( 619 )
Pollution Characteristics of Water-soluble Ions in PM <sub>2.5</sub> During the Lantern Festival of 2021 in Zibo City	CHEN Qiao, WU Li-ping, XU Bo, <i>et al.</i>	( 629 )
Pollution Characteristics and Health Risk Assessment of Perfluorinated Compounds in PM <sub>2.5</sub> in Zhejiang Province	LI Bing-jie, CHEN Jin-yuan, LIU Zheng-zheng, <i>et al.</i>	( 639 )
Impact of Meteorological Conditions on PM <sub>2.5</sub> in Jiangsu Province from 2001 to 2019	PAN Chen, KANG Zhi-ming	( 649 )
Comparison and Analysis of PM <sub>2.5</sub> Forecast in Key Areas Based on the Neural Network Model and Numerical Model	GAO Yu-xiao, WANG Wei, HUANG Yong-hai, <i>et al.</i>	( 663 )
Temporal and Spatial Variations in Ozone and Its Causes over Hainan Province from 2015 to 2020	FU Chuan-bo, XU Wen-shuai, DAN Li, <i>et al.</i>	( 675 )
Ozone Formation and Key VOCs of a Continuous Summertime O <sub>3</sub> Pollution Event in Ji'nan	SUN Xiao-yan, ZHAO Min, SHEN Heng-qing, <i>et al.</i>	( 686 )
Pollution Characteristic and Control Factor Analysis of Atmospheric Ozone During Summer Typical Periods in Linyi, Shandong	YANG Xue, AN Xin-yue, LIU Yu-qi, <i>et al.</i>	( 696 )
Improved Performance of PMF Source Apportionment for Volatile Organic Compounds Based on Classification of VOCs' Aging Degree in Air Mass	ZHU Yu-fan, CHEN Qiang, LIU Xiao, <i>et al.</i>	( 707 )
Spatial Distribution Characteristics of VOCs and Its Impact on Ozone Formation Potential in Rizhao City in Summer	YAO Wei-jie, WANG Da-wei, XIE Fu-ying, <i>et al.</i>	( 714 )
Long-term Trends and Sources of Atmospheric Halocarbons at Mount Taishan, Northern China	ZHAO Feng, CHEN Tian-shu, DONG Can, <i>et al.</i>	( 723 )
Emission Characteristics of VOCs and <i>n</i> -alkanes from Diesel Forklifts	ZHOU Wen-qin, LI Cheng, LIU Jun-wen, <i>et al.</i>	( 735 )
Driving Mechanism of the Spatiotemporal Evolution of Vegetation in the Yellow River Basin from 2000 to 2020	TIAN Zhi-hui, REN Zu-guang, WEI Hai-tao	( 743 )
Effects of Land Use on Riverine Dissolved Inorganic Carbon (DIC) and $\delta^{13}\text{C}_{\text{DIC}}$ in a Karst River Basin, Southwestern China	XU Sen, LI Si-liang, ZHONG Jun	( 752 )
Effects of Biochar Addition on Soil Nitrogen Mineralization and Leaching Characteristics in Riparian Zone of Taihu Lake	XIONG Yu-ting, YUAN Xu-yin, ZHOU Hui-hua, <i>et al.</i>	( 762 )
Impacts of Riparian Buffer Zone Type on Reduction in Runoff Pollution in the North Canal River Under Different Rainfall Events	ZHU Li-ying, ZHAO Kai, ZHANG Jun-ya, <i>et al.</i>	( 770 )
Pollution Characterization and Comprehensive Water Quality Assessment of Rain-source River: A Case Study of the Longgang River in Shenzhen	BI Ye-liang, WANG Hua-cai, XIA Bing, <i>et al.</i>	( 782 )
Temporal and Spatial Distribution Characteristics and Source Apportionment of Runoff Pollution in Langfang City	PAN Xin-rong, ZUO Jian-e, ZHANG Yu, <i>et al.</i>	( 795 )
Analysis on Diversity of Plankton Microbial Community in the Beijing-Tianjin-Hebei Section of the North Canal River	GUO Zhi-zhi, SU Zhen-hua, DI Yan-ming, <i>et al.</i>	( 803 )
Temporal and Spatial Distribution Characteristics and Driving Factors of Denitrification Bacterial Community Structure from Landscape Water in Hebei Province: Taking Shijiazhuang as Example	CHEN Zhao-ying, ZHANG Zi-wei, ZHANG Tian-na, <i>et al.</i>	( 813 )
Source and Optical Dynamics of Chromophoric Dissolved Organic Matter in the Watershed of Lake Qinghai	YU Xiao-qin, MENG Xian-qiang, WU Hua-wu, <i>et al.</i>	( 826 )
Influences of Hydrological Scenarios on the Bioavailability, Fate, and Balance of Chromophoric Dissolved Organic Matter in Lake Poyang	GUO Yan-ni, YAO Xiao-long, CHEN Hui-min, <i>et al.</i>	( 837 )
Spectral Characteristics of Dissolved Organic Matter in Sediments from Poyang Lake	LUO Yan-qing, WAN Zhi-wei, YAN Cai-xia, <i>et al.</i>	( 847 )
Pollution and Potential Ecological Risk Assessment of Heavy Metals in Surface Sediments of Tangxun Lake	LI Xing-yu, LI Peng, SU Ye-wang, SHI Ming-ming, <i>et al.</i>	( 859 )
Identifying Relationship Between Nutrient Contents in Road-Deposited Sediment and Urban Basic Elements Based on Kernel Density Estimation	WANG Zi-qiao, LI Xu-yong	( 867 )
Pollution Characteristics and Risk Assessment of DBPs in Typical Drinking Water Sources in Wuhan Under the COVID-19 Pandemic	ZHANG Kun-feng, CHANG Sheng, TU Xiang, <i>et al.</i>	( 878 )
Synergistic Control of Nitrogenous Disinfection By-products and Opportunistic Pathogens in Drinking Water by Iron-Modified Quartz Sand Filtration	QI Peng, HU Chun, XING Xue-ci, <i>et al.</i>	( 887 )
Degradation Characteristics and Mechanism of Ibuprofen by Ozone Catalyzed by Nitrogen-Doped Biochar	CHAI Cheng, XU Lu, JIN Xin, <i>et al.</i>	( 896 )
Adsorption Properties and Host-guest Effects of Porous Cyclodextrin Polymers for Dye Molecules in Water	ZHAO Chuan-liang, WANG Zi-jie, YAN Yi, <i>et al.</i>	( 907 )
Characterization of Sludge Morphology and Bacterial Community Evolution in the Rapid Activation of Freeze-stored PV/A Granular Sludge	HUANG Zi-heng, ZHANG Li, CUI Shu-hui, <i>et al.</i>	( 920 )
Effect of Different Cationic Polyacrylamide Organic Dehydrating Agents on Sludge Dewatering Performance	FENG Qi-yun, GAO Bao-yu, YUE Qin-yan, <i>et al.</i>	( 928 )
Health Risk Assessment of Soil Heavy Metals in a Small Watershed of a Mining Area in Yunnan	LIU Yang, HE Zhao-hui, NIU Xue-kui, <i>et al.</i>	( 936 )
Spatial Characteristics and Potential Ecological Risk Factors of Heavy Metals in Cultivated Land in the Transition Zone of a Mountain Plain	ZHANG Ding, HUANG Rong, GAO Xue-song	( 946 )
Geo-accumulation Index Method to Optimize the Evaluation Method of Polymetallic Environment Quality: Taking Developed Agricultural Areas as an Example	JU Tie-nan, LEI Mei	( 957 )
Safety Production Threshold and Land Quality Classification of Vegetable Pb in High Geological Background Area of Southwest China	MU De-miao, SUN Yue-bing	( 965 )
Pollution Properties and Ecological Risk Assessment of Heavy Metals in Farmland Soils and Crops Around a Typical Manganese Mining Area	HUANG Zhong-ting, YI Sheng-wei, CHEN Bei-bei, <i>et al.</i>	( 975 )
Characteristics of Plant Diversity and Heavy Metal Enrichment and Migration Under Different Ecological Restoration Modes in Abandoned Mining Areas	ZHOU Peng-fei, ZHANG Shi-wen, LUO Ming, <i>et al.</i>	( 985 )
Soil Properties, Heavy Metal Accumulation, and Ecological Risk in Vegetable Greenhouses of Different Planting Years	REN Qiang, SUN Rui-ling, ZHENG Kai-xuan, <i>et al.</i>	( 995 )
Effects of Greenhouse and Open-field Cultivation on Heavy Metal Uptake During Carrot Growth	CAO Chun, REN Dan, LÜ Zhen-ying, <i>et al.</i>	( 1004 )
Effects of Different Amendments on Cadmium Accumulation in Rice Safety in Cadmium-Contaminated Farmland Under Two Flooding Treatments	WANG Gang, YU Hai-ying, LI Ting-xuan, <i>et al.</i>	( 1015 )
Effect of Composite Leaching on Cadmium Removal Efficiency in Plow Layer Soil of Agricultural Land and Its Functional Regulation	CAO Kun-kun, ZHANG Sha-sha, HU Xue-yu, <i>et al.</i>	( 1023 )
Polyamine-producing Bacteria Regulated the Community Structure of Rhizosphere Bacteria and Reduced the Absorption of Cd in Wheat	LI Xiao-zhe, QIN Shan-mei, CHEN Zhao-jin, <i>et al.</i>	( 1031 )
Responses of Soil <i>PhoC</i> and <i>PhoD</i> Gene Microbial Communities to the Combined Application of Biochar with Chemical Fertilizers and Organic Fertilizers	YANG Wen-na, YU Luo, LUO Dong-hai, <i>et al.</i>	( 1040 )
Changes in Soil Microbial Carbon-Degrading Enzymes and Their Relationships with Carbon Pool Components During the Restoration Process of <i>Robinia pseudoacacia</i>	LI Wen-jie, ZHANG Zhen-jiao, ZHAO Ya-ping, <i>et al.</i>	( 1050 )
Soil Enzyme Stoichiometric Characteristics of <i>Pinus massoniana</i> Plantations at Different Stand Ages in Mid-subtropical Areas	JIAO Peng-yu, GUO Wen, CHEN Ze-long, <i>et al.</i>	( 1059 )
Characteristics of Microbial Utilization for Crop Residue-Derived C in Paddy and Upland Soils	DENG Shao-hong, ZHENG Xiao-dong, MAO Wan-qiong, <i>et al.</i>	( 1069 )
Influence of Artificial Root Exudates and Actual Root Exudates on the Microbial Community in Pyrene-contaminated Soil	HAN Bo-yuan, ZHANG Wen, HU Fang-yu, <i>et al.</i>	( 1077 )
Pollution Characteristics and Driving Factors of Antibiotic Resistance Genes in Dexing Copper Mine	HAN Liu, LOU Qian, QIAO Min, <i>et al.</i>	( 1089 )
Spatial Prediction Method of Farmland Soil Organic Matter in Weibei Dryland of Shaanxi Province	WEI Fang, LIU Jing, XIA Li-heng, <i>et al.</i>	( 1097 )
Emission Characteristics, Transformation Mechanism, and Reduction Potential of Ammonia Emissions from a Crop Rotation System in Yangtze River Delta	XU Chang, MIAO Wen-liang, NI Yuan-zhi, <i>et al.</i>	( 1108 )