

丘陵区水稻土 Cu 污染空间变异的协同克里格分析

孙 波, 宋 歌, 曹尧东

(中国科学院南京土壤研究所 中国科学院土壤环境与污染修复重点实验室, 江苏 南京 210008)

摘 要: 针对丘陵红壤区铜冶炼厂周围水稻土污染区(1.40 km²), 在景观尺度上, 采用协同克里格方法, 研究了影响表层土壤 Cu 含量空间分布预测的辅助因子。基于空间自相关性、间距、长轴方位角以及各种预测误差, 评价了辅助变量(包括秸秆全 Cu 含量 StrawCu、籽粒全 Cu 含量 GrainCu、土壤全 Cd 含量 Cd、土壤 pH、土壤有机质 OM、高程 H)对表层土壤 Cu 含量分布预测精度的影响。结果表明, 单辅助变量的协同克里格预测值与实测值相关系数的大小顺序为 Cu/Cd>Cu/H>Cu/StrawCu>Cu/GrainCu>Cu/OM、Cu/pH, 而多辅助变量协同克里格预测的相关系数大小顺序为 Cu/(Cd, StrawCu)>Cu/(Cd, StrawCu, H)>Cu/(Cd, StrawCu, GrainCu)>Cu/(StrawCu, GrainCu)>Cu/(Cd, H)。与土壤全 Cu 含量的普通克里格插值精度相比, 利用表层土壤全 Cd 含量、水稻秸秆全 Cu 含量、高程作为辅助变量与水稻土表层全 Cu 含量进行协同克里格插值可以显著提高预测精度; 但水稻籽粒全 Cu 含量作为辅助变量对预测精度影响不显著; 而土壤有机质含量和土壤 pH 作为辅助变量反而降低了预测精度。在对表层土壤全 Cu 含量分布的多辅助变量协同克里格预测中, 表层土壤全 Cd 含量和水稻秸秆全 Cu 含量的影响最大, 其次是高程, 水稻籽粒全 Cu 含量不能提高对表层土壤全 Cu 含量分布的预测精度。

关键词: 水稻土表层 Cu; 辅助变量; 空间变异; 协同克里格; Cu 冶炼厂

中图分类号: X53 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-2043(2009)05-0865-06

Cokriging Analysis of Spatial Variability of Cu Pollution in Paddy Soils in a Hilly Region

SUN Bo, SONG Ge, CAO Yao-dong

(Key Laboratory of Soil Environment and Pollution Remediation, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China)

Abstract: The auxiliary variables to affect the prediction accuracy of Cu spatial variability in the paddy topsoils were evaluated using cokriging method. An area(1.40 km²) around the Jiangxi Copper Smelter was selected in a hill region of Guixi County, Jiangxi Province, China. Autocorrelation properties, range, azimuth angles in the long axis direction, and prediction errors were compared to determine the performance of cokriging with single-and multi-auxiliary variables. The relationship coefficient between the prediction value cokriged with single-auxiliary variable and measurement value followed a sequence of Cu/Cd>Cu/H(elevation)>Cu/StrawCu>Cu/GrainCu>Cu/OM(soil organic matter) and Cu/pH, while with multi-auxiliary variables followed a sequence of Cu/(Cd, StrawCu)>Cu/(Cd, StrawCu, H)>Cu/(Cd, StrawCu, GrainCu)>Cu/(StrawCu, GrainCu)>Cu/(Cd, H). Compared to kriging of total soil Cu content, cokriging using total topsoil Cd, total rice straw Cu, and elevation can significantly increase prediction accuracy. Total rice grain Cu had no significant effect. By contrast, cokriging using soil organic matter and soil pH decreased the prediction accuracy. The importance of multi-auxiliary variables to increase prediction accuracy followed the sequence of: total topsoil Cd+total rice straw Cu>elevation>>total rice grain Cu.

Keywords: paddy topsoil Cu; auxiliary variables; spatial variability; cokriging; Cu smelter

在区域尺度发现和治理受重金属污染的土壤对区域土壤资源利用和环境健康十分重要。在我国东部沿海区和东南丘陵区, 由于采矿业和乡镇企业的快速发展导致农田土壤重金属污染不断增加^[1]。这一地区

水稻土分布面积最广, 因此研究水稻土重金属污染的空间变异规律为区域土壤的修复治理提供了重要的理论基础。

由于受到同样的空间过程或者区域化条件的影响, 土壤不同属性在空间分布上往往密切相关, 具有协同区域化特征。因此可以利用同一时间两个变量或多个变量的相关性, 利用其中易于获取的变量对难于获取的变量进行局部估值, 减少采样量, 提高空间变异

收稿日期: 2008-09-24

基金项目: 中国科学院知识创新工程重要方向项目(KSCX2-YW-N-038)

作者简介: 孙 波(1968—), 男, 博士, 研究员, 主要研究土壤质量的时空演变与农田养分循环。E-mail: bsun@issas.ac.cn

的预测精度^[2-5]。地统计学方法中克里格法(Kriging)可以研究土壤重金属的空间变异规律,但需要大量的和呈正态分布的数据保证克里格插值精度^[6-7]。协同克里格法(Cokriging)利用较易测定、测试费用较低的土壤属性,对难于测定、测试费用较高的土壤性质进行估值,通过辅助变量提高对土壤重金属污染空间变异分析的精度^[8-10];可以用于在某一监测的区域尺度上,研究土壤重金属污染分布的时间变化^[11];也可以用于在不同的空间尺度上,分析能够影响土壤重金属污染的不同环境因子^[12]。

Cu 元素的来源和迁移过程决定了表层土壤中 Cu 元素的空间分布。影响表层土壤中 Cu 含量空间分布的因素很多,包括自然因素(土壤、地形、水文、小气候条件)和人为因素(土地利用、耕作、灌溉、污染排放)。实验室模拟研究表明土壤性质(pH 和有机质含量等)和水稻吸收影响了土壤中重金属的形态和迁移性^[13],但在区域尺度上不同土壤性质的影响程度不同。研究表明,冶炼厂的矿物原料决定了污染源的组成,从而影响了土壤表层重金属的空间分布^[14];在点源污染区土壤重金属污染程度与污染源的距離相关^[15-16],土壤 pH 的影响程度较土壤有机质高^[17]。

对我国东南低丘区江西省贵溪 Cu 冶炼厂污染区的研究表明,污染区土壤具有明显的 Cu、Cd 复合污染特征,其中 Cu 污染最为严重^[15]。本文选取 Cu 污染的水稻田作为研究区域,以表层土壤中全 Cu 含量作为目标变量,利用协同克里格方法分析土壤、地形和作物等辅助变量对土壤全 Cu 含量的空间分布预测精度的影响,提取可以有效估计土壤全 Cu 空间分布的辅助变量,为提高区域重金属污染的预测精度提供理论依据。

1 试验材料与方法

1.1 研究区域概况

研究区位于江西省贵溪市滨江乡的江西铜冶炼厂污染区,主要污染物为二氧化硫、粉尘和含重金属的废渣和废水。研究区选择在铜冶炼厂西南部的污水灌溉区域(图 1),面积为 1.40 km²,地形为低丘,坡度 5°~8°。土壤主要为红砂岩母质发育的水稻土。研究区属于亚热带季风湿润气候,年均温 18.2℃,年均降水量 1 836 mm,年平均风速为 2.1 m·s⁻¹,多为偏东风。

1.2 土壤与植株样品的采集

在研究区设置了随机网格采样,采样点间距在 50~200 m 之间(图 1)。利用差分全球定位系统

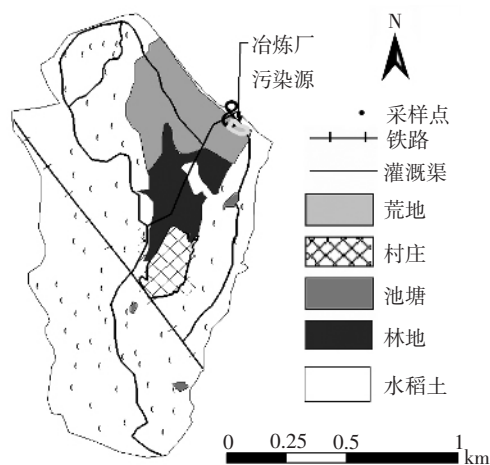


图 1 研究区域土地利用与采样点分布

Figure 1 Sampling points and land use in the study region

(DGPS2000, 美国思壮公司)定位采集了 67 个表层土壤样品。每个采样点在 30 cm 的直径范围内,用土钻(直径 5 cm)采取表层(0~15 cm)的水稻土样品,混合后取 1 000 g 土样。土样风干后全部过 10 目筛,混匀取 200 g 过 100 目筛分析重金属含量。在采集土壤样品的同时,在同一位置采集 1~2 株水稻,清洗后于 105~110℃杀青 2 h,然后在 75℃下烘干,分析茎叶和籽粒中重金属含量。由于采样时部分采样点的水稻已经收割,水稻秸秆样采集了 53 个,水稻籽粒样采集了 38 个。

1.3 分析方法和数据处理

土壤有机质采用重铬酸钾氧化法;土壤 pH 值用电位法在 1:2.5 的土水比下测定^[18]。土壤样品用 HCl:HNO₃=4:1(体积比)的混合酸消化,植株样品以 HCl:HNO₃=17:3(体积比)的混合酸消化,然后用电感耦合等离子光谱仪(美国 Thermo Electron POEMS-2)测定重金属 Cu、Cd 全量^[19]。

研究数据的统计分析用 SPSS 10 版,地统计学分析用 ArcGIS 8.1 版^[20]。研究以表层土壤中全 Cu 含量作为目标变量,选择的辅助变量包括:(1)表层土壤性质,包括全 Cd 含量、有机质含量、pH 值;(2)地形,包括采样点高程;(3)水稻性质,包括秸秆和籽粒中全 Cu 含量。利用协同克里格方法分析辅助变量对土壤全 Cu 含量的空间分布预测精度的影响,比较空间相关性程度($c_0/(c+c_0)$)、长短轴距离和长轴方位角大小以及预测误差,通过交叉验证比较预测精度的高低,提取可以有效预测土壤全 Cu 空间分布的辅助变量,分析协同克里格方法在提高土壤重金属空间变异预测精度中的作用。

2 结果与讨论

2.1 表层土壤全 Cu 含量和辅助变量的分布

除了土壤属性外^[8-12],作物生理指标和海拔也属于区域化变量,已经用作协同区域化变量提高其他属性的空间预测精度^[21-22]。土壤属性影响了重金属在土壤中的迁移和吸附,高程也是影响重金属污染物随水迁移的重要因素,因此这些土壤、作物和地理属性与土壤重金属含量之间存在不同程度的相关性,可以用作预测土壤重金属空间分布的协同区域化变量。

对研究区域表层土壤全 Cu 含量以及其他辅助变量进行了地统计学分析,比较不同的半方差函数模拟模型和预测方法,结果表明球型模型(Sphere Model)最适合,普通克里格方法和普通协同克里格方法的预测精度最高。

从统计分析结果可以看出(表 1),表层土壤全 Cu 含量最大值与最小值相差 12 倍,变异系数达到 60.4%。辅助变量中,水稻秸秆采样点 Cu 含量的变异系数最大,为 59.9%;表层土壤 pH 值变异系数最小,为 5.2%;其他辅助变量的变异系数介于 10.8%~38.5%之间。从分布类型看,表层土壤全 Cu 含量、表层土壤全 Cd 含量、水稻秸秆中全 Cu 含量、水稻籽粒中全 Cu 含量的分布类型为对数正态分布,表层土壤有机质含量、土壤 pH 值及采样点高程的分布类型为正态分布。

表 1 表层土壤全 Cu 含量和辅助变量的统计分析

Table 1 Statistical analysis of soil total Cu in surface layer(0~15 cm) and other auxiliary variables

项目	分布类型	最小值	最大值	均值	标准偏差	变异系数/%
土壤全 Cu 含量/ $\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$	对数正态	40.61	506.30	148.61	89.73	60.4
秸秆全 Cu 含量/ $\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$	对数正态	41.62	488.94	139.47	83.49	59.9
籽粒全 Cu 含量/ $\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$	对数正态	3.87	21.13	10.81	4.09	37.8
土壤全 Cd 含量/ $\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$	对数正态	0.403	2.779	1.352	0.52	38.5
土壤 pH	正态	3.85	4.96	4.39	0.23	5.2
土壤有机质/ $\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$	正态	11.3	37.1	22.9	6.50	28.4
高程/m	正态	19.74	50.26	33.89	3.67	10.8

2.2 单个辅助变量对目标变量预测精度的影响

表层土壤全 Cu 含量普通协同克里格分析及其与单个辅助变量的普通协同克里格分析表明(表 2),基底方差 C_0 (Nugget)均为正值,这是由短距离的变异和采样分析误差引起的随机变异。从 C_0 的大小看,增加辅助变量秸秆全 Cu(StrawCu)、籽粒全 Cu(GrainCu)、

土壤全 Cd 后,Cu/Cd、Cu/StrawCu、Cu/GrainCu 的协同克里格分析比单独土壤全 Cu 含量的普通克里格插值减少了基底方差 C_0 的值,而其他的则增加了基底方差 C_0 的值。

表 2 表层土壤全 Cu 与单个辅助变量的地统计学分析

Table 2 Geostatistical analysis of surface soil Cu and single auxiliary variable

项目	变程/m		长轴方位角/ $^{\circ}$	基底方差(C_0)	结构方差(C)	基底方差/基台值 $C_0/(C_0+C)$
	长轴	短轴				
Cu	711.2	201.8	25.8	0.049 0	0.061 1	0.445
Cu/Cd	770.5	154.8	26.1	0.044 1	0.063 6	0.409
Cu/H	770.5	210.1	7.3	0.063 9	0.043 8	0.593
Cu/StrawCu	770.5	141.4	24.5	0.045 7	0.061 2	0.427
Cu/GrainCu	770.5	139.3	28.6	0.046 7	0.059 9	0.438
Cu/OM	711.2	267.5	12.9	0.059 4	0.051 9	0.534
Cu/pH	605.8	225.9	12.2	0.056 5	0.051 2	0.525

注:Cu 为土壤全 Cu,StrawCu 为秸秆全 Cu,GrainCu 为籽粒全 Cu,Cd 为土壤全 Cd,pH 为土壤 pH,OM 为土壤有机质,H 为高程。Cu 表示土壤表层全 Cu 含量的普通克里格分析结果,“/”表示土壤全 Cu 与辅助变量的普通协同克里格分析。

比较空间异质性程度($C_0/(C_0+C)$),发现都介于 0.25~0.75 之间,空间相关性中等,其中 Cu/Cd 的空间异质性程度最小,为 0.409,Cu 的空间异质性程度(0.445)与 Cu/Cd 比较接近,Cu/H(高程)的空间异质性程度最大(0.593)。

从变程看,Cu/Cd、Cu/H、Cu/GrainCu 的长轴大于 Cu 的长轴变程,Cu/OM 与 Cu 长轴变程相同,而 Cu/pH 则小于 Cu 的长轴变程。短轴变程中,Cu/OM(土壤有机质)最大(267.5 m),Cu/GrainCu 的短轴变程最小(139.3 m)。从长轴方位角看,Cu、Cu/Cd、Cu/StrawCu 和 Cu/GrainCu 比较接近,介于 24.5°~28.6°之间;其次是 Cu/OM 和 Cu/pH;Cu/H 的长轴方位角最小。土壤重金属含量空间分布的长轴方位角与研究区域灌溉水渠水流方向和地势走向(东北高-西南低)比较接近。

评价模型及其参数是否合适或合适的程度可按以下标准综合进行:平均误差(ME)的绝对值最接近于 0,标准化平均误差(MSE)最接近于 0,平均标准误差(ASE)与均方根误差(RMSE)最接近,标准化均方根误差(RMSSE)最接近于 1(最重要)。

比较土壤表层全 Cu 含量与单个辅助因子协同克里格法插值的预测误差(见表 3),发现 Cu 普通克里格预测的标准化均方根误差(RMSSE)最接近于 1,说明协同克里格法预测的标准化均方根误差比单个变量克里格法预测的标准化均方根误差大,这是由于

克里格方法是建立在变异函数的基础上的,要求变异函数满足二阶平稳假设和内蕴假设,在增加变量的情况下,实际研究的数据往往不能很好地满足那两个条件,所以造成较大的标准化均方根误差。虽然 Cu/Cd 的标准化均方根误差与 1 偏差最大(除了 Cu/GrainCu),也仅为 2.4%,说明单因子协同克里格预测精度仍比较高,预测结果比较可信。Cu/Cd 的平均误差 *ME* 最接近于零,平均标准误差(*ASE*)与均方根误差(*RMSE*)也最接近。

表 3 单个辅助因子协同克里格法空间插值的预测误差

Table 3 The prediction errors by cokriging with single auxiliary variable

项目	预测误差					相关系数(<i>R</i>)
	<i>ME</i>	<i>RMSE</i>	<i>ASE</i>	<i>MSE</i>	<i>RMSSE</i>	
Cu	0.764	54.45	50.64	-0.006	1.001	0.792
Cu/Cd	0.250	49.62	48.97	-0.022	0.976	0.830
Cu/H	-0.900	52.55	50.44	-0.021	0.997	0.808
Cu/StrawCu	0.844	53.15	49.59	-0.022	1.003	0.805
Cu/GrainCu	0.747	54.60	50.27	-0.025	1.047	0.791
Cu/OM	0.402	56.08	51.48	-0.009	0.999	0.778
Cu/pH	1.442	62.01	50.56	-0.002	1.007	0.730

注:*ME* 为平均误差,*MSE* 为标准化平均误差,*ASE* 为平均标准误差,*RMSE* 为均方根误差,*RMSSE* 为标准化均方根误差,下同。

对采样点全 Cu 含量实测值与预测值进行交叉验证,两者间均为极显著相关($P<0.01$)。从相关系数看,单变量的协同克里格插值预测准确性大小顺序为:Cu/Cd>Cu/H>Cu/StrawCu>Cu/GrainCu>Cu/OM>Cu/pH,Cu/Cd 预测的相关系数最好,比 Cu 预测精度提高 4.8%;其次是 Cu/H 和 Cu/StrawCu,比 Cu 预测精度提高 2.0%和 1.6%;Cu/GrainCu 预测精度与 Cu 预测精度接近;而 Cu/OM 和 Cu/pH 预测精度则小于 Cu 预测精度。从单因子辅助变量与表层土壤 Cu 做协同克里格插值后的预测精度可以看出,表层土壤全 Cd 含量、水稻秸秆中全 Cu 含量以及高程提高了表层土壤 Cu 的预测精度;水稻籽粒中 Cu 含量不能提高对表层土壤 Cu 的预测精度,可能是由于水稻籽粒采样点较土壤采样点少,不能很好地反映土壤中 Cu 向水稻籽粒中的迁移;而土壤有机质含量和土壤 pH 值反而降低了表层土壤 Cu 的预测精度。

由于冶炼厂的 Cu 矿石原料中伴生 Cd 矿物,其 Cu、Cd 排放物在迁移扩散后在表层土壤具有较好的相关性。排污口地势最高,Cu 在土壤中又不容易迁移,具有明显的表聚性,使得高程与 Cu 在表层土壤

中迁移有较好的相关性。Cu 元素是水稻生长必需元素,土壤中 Cu 在水稻根系的吸收作用下迁移到水稻秸秆和籽粒中,所以水稻秸秆中的 Cu 含量可以作为一个辅助因子来提高表层土壤中 Cu 预测的精度;而本研究由于籽粒采样点太少,只占总采样点的 57%,不能很好地表征水稻籽粒中 Cu 含量的分布特征,因而水稻籽粒中 Cu 含量作为辅助因子与表层土壤 Cu 作协同克里格分析,对预测精度几乎没有影响。

虽然土壤 pH 值可以影响土壤中不同形态 Cu 的分布,土壤有机质可以和 Cu 结合,影响土壤 Cu 的迁移,但从以上分析发现,它们只是影响土壤中部分形态的 Cu 迁移分布,对土壤中全 Cu 含量分布没有很显著的作用,说明 Cu 迁移到土壤中并不是简单的排放扩散作用,受到很多其他因素的影响。

2.3 多个辅助变量对目标变量预测精度的影响

比较多个辅助因子协同克里格法空间插值的预测误差,从交叉验证的相关系数比较发现,多个辅助变量的协同克里格插值的预测精度都大于单个 Cu 普通克里格插值时的预测精度,其相关系数的大小顺序为:Cu/(Cd,StrawCu)>Cu/(Cd,StrawCu,H)>Cu/(Cd,StrawCu,GrainCu)>Cu/(Cd,H)>Cu/(StrawCu,GrainCu),预测精度分别提高了 8.0%、5.4%、4.8%、3.3%和 1.8%(表 4)。

表 4 多个辅助因子协同克里格法空间插值的预测误差

Table 4 The prediction errors by cokriging with multi-auxiliary variables

项目	预测误差					相关系数(<i>R</i>)
	<i>ME</i>	<i>RMSE</i>	<i>ASE</i>	<i>MSE</i>	<i>RMSSE</i>	
Cu	0.764	54.45	50.64	-0.006	1.001	0.792
Cu/(Cd,StrawCu)	0.592	46.22	47.46	-0.026	0.966	0.855
Cu/(Cd,StrawCu,H)	-0.237	49.06	49.16	-0.013	0.937	0.835
Cu/(Cd,StrawCu,GrainCu)	0.595	49.68	48.86	-0.018	0.999	0.830
Cu/(Cd,H)	-0.986	51.28	51.21	-0.030	0.990	0.818
Cu/(StrawCu,GrainCu)	0.648	52.83	49.94	-0.022	1.013	0.806

比较平均误差(*ME*),除了 Cu/(Cd,H)的 *ME* 比 Cu 大外,其他的都小于 Cu 预测的平均误差;比较均方根误差(*RMSE*)和平均标准误差(*ASE*),多因子辅助变量协同克里格插值的 *RMSE* 和 *ASE* 都小于 Cu 的值,且两者的差值也都是小于 Cu 的 *RMSE* 和 *ASE* 差值;标准化平均误差(*MSE*)却是 Cu 最小;比较标准化均方根误差(*RMSSE*),除了 Cu/(Cd,H)的标准化均方根误差 0.990 和 Cu 的标准化均方根误差 1.001 与 1 的偏差相同外,其他的与 1 的偏差都比 Cu

与 1 的偏差大,其中 $\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu}, \text{H})$ 的预测精度虽然较好,相关系数达到 0.835,但是其 RMSE 与 1 偏差大于 5%,模型模拟与实际值有着较大的偏差。原因是利用多个辅助因子对 Cu 做协同克里格插值时,由于不同辅助因子之间(如 Cd、StrawCu、H 之间)的数据分布状态可能不符合二阶平稳假设,造成预测的较大偏差。

从协同克里格分析的长轴方位角看(见表 5), $\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu})$ 和 $\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu}, \text{GrainCu})$ 的长轴方位角与土壤 Cu 的普通克里格插值的长轴方位角相近。从基底方差(C_0)和空间异质性程度($C_0/(C_0+C)$)看, $\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu})$ 的值最小,其次是 $\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu}, \text{GrainCu})$, $\text{Cu}/(\text{StrawCu}, \text{GrainCu})$ 的值最大,高于单独 Cu 克里格分析得到的基底方差的值和空间异质性程度。从长短轴变程看, $\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu})$ 和 $\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu}, \text{GrainCu})$ 的长轴长度比单独 Cu 克里格分析的长轴长度长,而它们的短轴长度小于单独 Cu 克里

格分析的短轴长度,说明通过多因子协同克里格插值,更加突出了表层 Cu 分布的各向异性,在短轴方向上变异更快,空间相关性较弱,在长轴方向上变异较慢,空间相关性强。

综合单变量和多变量的协同克里格预测误差的分析,表明对表层土壤全 Cu 含量影响最大的是表层土壤全 Cd 含量和水稻秸秆中 Cu 含量,其次是高程,水稻籽粒中 Cu 含量不能提高表层土壤中 Cu 含量。

2.4 协同克里格插值与普通克里格插值的比较

图 2 是表层土壤 Cu 含量普通克里格预测图和表层土壤 Cu 与其他辅助因子做的协同克里格插值预测图,总体上他们之间都具有较好的相似性,其中 Cu 与 $\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu})$ 、 $\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu}, \text{GrainCu})$ 预测图在每个含量段分布区域均非常相似; $\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu}, \text{H})$ 预测在 $>200 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 以上 Cu 含量预测区域与 Cu 普通克里格预测区域有明显的偏移;而 $\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu})$ 的预测图与 Cu 普通克里格预测区域比较, Cu 含量在 $100 \sim 200 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 区域明显减少, Cu 含量 $<100 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 区域明显增加。

3 结论

研究表明,采用与目标变量相关的多因子辅助变量作普通协同克里格方法可以提高预测变量的精度;反之通过各辅助变量预测精度提高的程度,可以得出辅助变量与目标变量之间的相关性好坏程度。

表层土壤全 Cd 含量,土壤上种植的水稻秸秆中 Cu 含量作为辅助变量与表层土壤 Cu 的协同克里格分析可以显著提高表层土壤 Cu 的预测精度,而土壤

表 5 表层土壤全铜与多个辅助变量的地统计学分析

Table 5 Geostatistical analysis of surface soil Cu and multi-auxiliary variables

项目	变程/m		长轴方 位角/ $^{\circ}$	基底方 差(C_0)	结构方 差(C)	$C_0/(C_0+C)$	C_0
	长轴	短轴					
Cu	711.2	201.8	25.8	0.049 0	0.061 1	0.445	
$\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu})$	770.5	130.5	24.8	0.037 3	0.070 0	0.348	
$\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu}, \text{H})$	592.7	207.8	11.9	0.046 8	0.065 3	0.417	
$\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{StrawCu}, \text{GrainCu})$	829.7	145.7	28.2	0.045 4	0.061 3	0.425	
$\text{Cu}/(\text{Cd}, \text{H})$	1 088.1	237.9	6.6	0.074 6	0.031 8	0.701	
$\text{Cu}/(\text{StrawCu}, \text{GrainCu})$	889.0	136.6	29.0	0.050 9	0.054 7	0.482	

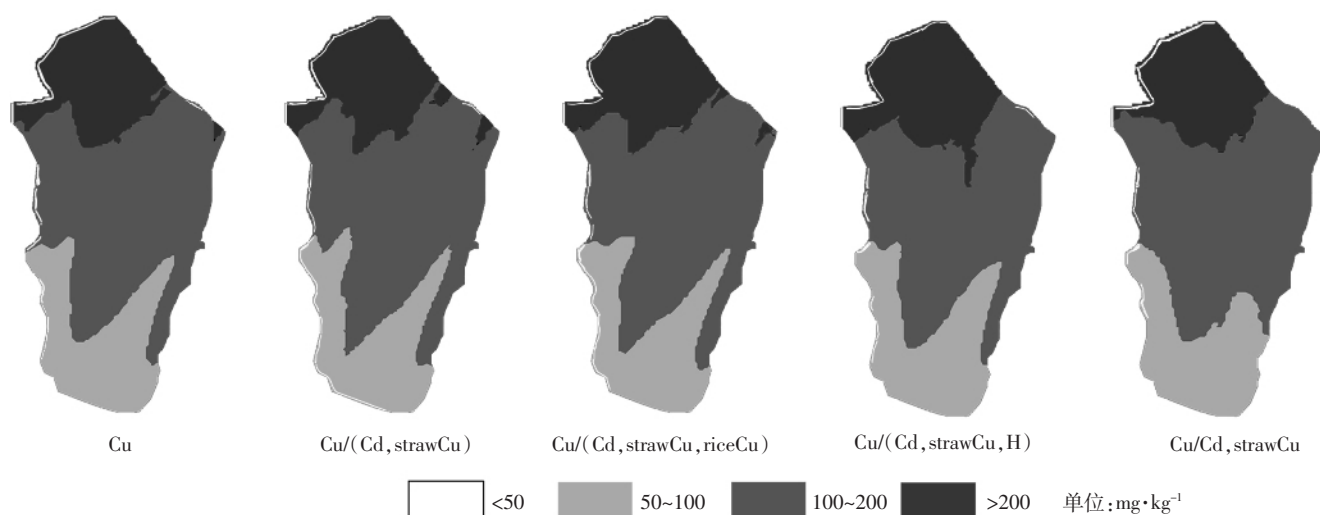


图 2 表层土壤 Cu 及其与其他辅助变量的协同克里格插值分布图

Figure 2 The cokriging maps of surface soil Cu with other auxiliary variables

高程作为辅助变量与表层土壤 Cu 的协同克里格分析也增加了表层土壤 Cu 的预测精度。土壤有机质含量、土壤 pH 值以及水稻籽粒中 Cu 含量作为辅助变量与表层土壤 Cu 的协同克里格分析不能增加表层土壤 Cu 的预测精度。辅助因子对表层土壤 Cu 影响的相关性强弱顺序是:表层土壤 Cd 含量>水稻秸秆 Cu 含量>土壤高程>土壤有机质含量、土壤 pH 值、水稻籽粒 Cu 含量。

参考文献:

- [1] 赵其国. 我国东部红壤区土壤退化的时空变化、机理及调控对策[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 1-32.
ZHAO Qi-guo. Mechanism, temporal-spatial changes and controlling countermeasures of soil degradation in hilly red soil region of South-eastern China[M]. Beijing: Science Press, 2002: 1-32.
- [2] Vaulin M, Viera S R, Vachaud G, et al. The use of cokriging with limited field soil observations[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1983, 47: 175-184.
- [3] Bishop T F A, Lark R M. The geostatistical analysis of experiments at the landscape -scale[J]. *Geoderma*, 2006, 133: 87-106.
- [4] Bourennane H, King D, Couturier A, et al. Uncertainty assessment of soil water content spatial patterns using geostatistical simulations: an empirical comparison of a simulation accounting for single attribute and a simulation accounting for secondary information[J]. *Ecological Modelling*, 2007, 205(3-4): 323-335.
- [5] Li Y, Shi Z, Wu C F, et al. Improved prediction and reduction of sampling density for soil salinity by different geostatistical methods[J]. *Agricultural Sciences in China*, 2007, 6(7): 832-841.
- [6] Goovaerts P. Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives[J]. *Geoderma*, 1999(89): 1-45.
- [7] Li X M, Wu J J, Xu J M. Characterizing the risk assessment of heavy metals and sampling uncertainty analysis in paddy field by geostatistics and GIS[J]. *Environmental Pollution*, 2006, 141: 257-264.
- [8] 胡克林, 李保国, 陈德立, 等. 农田土壤水分和盐分的空间变异性及其协同克里格估值[J]. *水科学进展*, 2001, 12(4): 460-466.
HU Ke-lin, LI Bao-guo, CHEN De-li, et al. Spatial variability of soil water and salt in field and their estimations by the cokriging[J]. *Advances in Water Science*, 2001, 12(4): 460-466.
- [9] Bourennane H, Dère Ch, Lamy I, et al. Enhancing spatial estimates of metal pollutants in raw wastewater irrigated fields using a topsoil organic carbon map predicted from aerial photography[J]. *Science of the Total Environment*, 2006, 361(1-3): 229-248.
- [10] Tavares M T, Sousa A J, Abreu M M. Ordinary kriging and indicator kriging in the cartography of trace elements contamination in São Domingos mining site (Alentejo, Portugal)[J]. *Journal of Geochemical Exploration*, 2008, 98(1-2): 43-56.
- [11] Lark R M, Bellamy P H, Rawlins B G. Spatio-temporal variability of some metal concentrations in the soil of eastern England, and implications for soil monitoring[J]. *Geoderma*, 2006, 133(3-4): 363-379.
- [12] Queiroz J C B, Sturaro J R, Saraiva A C F, et al. Geochemical characterization of heavy metal contaminated area using multivariate factorial kriging[J]. *Environmental Geology*, 2008, 55: 95-105.
- [13] 陈怀满. 土壤-植物系统中的重金属污染[M]. 北京: 科学出版社, 1996: 71-119.
CHEN Huai-man. Heavy metal pollution in soil-plant system[M]. Beijing: Science Press, 1996: 71-119.
- [14] Atanassov I, Angelova I. Profile differentiation of Pb, Zn, Cd and Cu in soils surrounding lead and zinc smelter near Plovdiv (Bulgaria)[J]. *Bulgarian Journal of Agricultural Science*, 1995, 1(4): 343-348.
- [15] 孙 波, 曹尧东. 丘陵区水稻土 Cu Cd 污染的空间变异与影响因子[J]. *农业环境科学学报*, 2006, 25(4): 922-928.
SUN Bo, CAO Yao-dong. Spatial variation and affecting factors of Cu and Cd pollution in paddy soils in hilly region[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2006, 25(4): 922-928.
- [16] Sehuar A, Wilcke W, Kobza J, et al. Special distribution of soil heavy metal concentrations as indicator of pollution sources at Mount Krizna (Great Fatra, Central Slovakia)[J]. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 1999, 162: 421-428.
- [17] 陈守莉, 孙 波. 污染水稻土中有效态重金属的空间分布及影响因子[J]. *土壤*, 2008, 40(1): 66-72.
CHEN Shou-li, SUN Bo. Spatial distribution and available heavy metals in polluted paddy soil and its influencing factors[J]. *Soils*, 2008, 40(1): 66-72.
- [18] 中国科学院南京土壤研究所. 土壤理化分析[M]. 上海: 上海科学技术出版社, 1978: 1-283.
Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences. Physical and chemical analysis of soil[M]. Shanghai: Shanghai Science and Technology Press, 1978: 1-283.
- [19] Mc Grath S P, Culiffe C H. A simple method for the extraction of metals Fe, Zn, Cu, Ni, Cd, Pb, Cr, Co and Mn from soils and sewage sludge[J]. *Journal of Science and Food Agriculture*, 1985, 36: 794-798.
- [20] Johnston K, Ver Hoef J M, Krivoruchko K, et al. Using ArcGIS geostatistical analyst: GIS by ESRI[R]. ESRI, Redlands, CA, USA, 2001: 1-300.
- [21] 薛亚锋, 周明耀, 徐 英, 等. 水稻叶面积指数及产量信息的空间结构性分析[J]. *农业工程学报*, 2005, 21(8): 89-92.
XUE Ya-feng, ZHOU Ming-yao, XU Ying, et al. Spatial variability and relationships of rice leaf area index and yield[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2005, 21(8): 89-92.
- [22] 康旭元. 运用协同泛克里格法计算地下水位[J]. *科技情报开发与经济*, 2007, 17(35): 177-179.
KANG Xu-yuan. Calculation of the groundwater level by using the cooperative pan-Kriging technique[J]. *Sci-Tech Information Development and Economy*, 2007, 17(35): 177-179.