

DOI: 10.5846/stxb201807311630

马利芳,熊黑钢,孙迪,王宁,叶红云,张芳.不同干扰程度下土壤有机质空间最优插值法研究.生态学报,2019,39(19): - .

Ma L F, Xiong H G, Sun D, Wang N, Ye H Y, Zhang F. Research on a spatial optimal interpolation method of soil organic matter under different degrees of disturbance. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(19): - .

不同干扰程度下土壤有机质空间最优插值法研究

马利芳¹, 熊黑钢^{2,*}, 孙迪¹, 王宁¹, 叶红云¹, 张芳¹

¹ 新疆大学资源与环境科学学院, 绿洲生态教育部重点实验室, 乌鲁木齐 830046

² 北京联合大学应用文理学院, 北京 100083

摘要:选择最优空间插值方法对明确不同干扰程度下干旱区土壤有机质空间分布规律具有重要意义。通过对新疆阜康市土壤采样分析,分别运用普通克里格法(OK)、反距离权重法(IDW)、径向基函数法(RBF)、局部多项式法(LPI)4种插值方法,描述不同人为干扰程度下干旱区土壤有机质空间分布特征,以探讨其最优空间插值方法。结果表明:①随干扰程度增加,土壤有机质含量降低,空间变异性由弱到中等,变异系数由 9.27% 增加至 28.7%;同时,土壤有机质空间自相关性逐渐降低,从无人干扰区、人为干扰区到重度人为干扰区分别呈强烈、中等、弱相关关系,即干扰程度越强受随机因素作用越大。②虽然 4 种方法的插值精度均随干扰程度的增强而降低。但 OK 法在空间结构性较强的无人干扰区插值效果最好, R^2 为 0.625;在人为干扰区及重度人为干扰区 RBF 法的插值精度均最高, R^2 分别为 0.562 和 0.434。该结果为寻找适合于不同干扰程度下干旱区土壤有机质的空间插值方法提供一定的科学参考。

关键词:干扰程度;土壤;有机质;最优插值

Research on a spatial optimal interpolation method of soil organic matter under different degrees of disturbance

MA Lifang¹, XIONG Heigang^{2,*}, SUN Di¹, WANG Ning¹, YE Hongyun¹, ZHANG Fang¹

¹ College of Resources and Environmental Sciences, Key Laboratory of Oasis Ecology, Xinjiang University, Urumqi 830046, China

² College of Applied Arts and Sciences, Beijing Union University, Beijing 100083, China

Abstract: Choosing the optimal spatial interpolation method is of great significance to clarify the spatial distribution of soil organic matter in arid areas under different degrees of disturbance. When sampling soil in Fukang City, Xinjiang, the Ordinary Kriging (OK) method, the inverse distance weight (IDW) method, the radial basis function (RBF) method, and the local polynomial (LPI) method were used to describe the spatial distribution characteristics of soil organic matter in arid areas under different degrees of human disturbance, so as to explore its optimal spatial interpolation method. Our analyses showed that: (1) When the degree of human disturbance was on soil was great and the content of soil organic matter was low, the spatial variability ranged from weak variation to medium variation, and the coefficient of variation increased from 9.27% to 28.7%. Meanwhile, the spatial autocorrelation of soil organic matter decreased gradually, showing strong, moderate and weak correlation from an unmanned disturbance area, a human disturbance area, and to a severe human disturbance area, respectively. The stronger the degree of human disturbance, the greater the effect of random factors on soil organic matter. (2) The interpolation accuracy of the four methods decreased with the increase of the interference degree. However, the OK method had the best interpolation effect on the unmanned disturbance area with strong spatial structure; the R^2 was 0.625. The interpolation accuracy of the RBF method was the highest in the human disturbance area and the

基金项目:国家自然科学基金(41671198);国家自然科学基金(41761041)

收稿日期:2018-07-31; 网络出版日期:2019-00-00

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: heigang@buu.edu.cn

severe disturbance area; the R^2 were 0.562 and 0.434, respectively. These results provide a scientific reference for finding a suitable spatial interpolation method for soil organic matter in arid areas with different degrees of disturbance.

Key Words: degree of disturbance; soil; organic matter; optimal interpolation

有机质是土壤必不可少的组成成分,是土壤质量及肥力评价的基础,在土壤发挥功能与碳循环过程中起重要作用^[1-2]。明确有机质的空间分布特征是土壤资源与环境科学管理的依据^[3-4]。近些年,人类活动所造成的干扰对地表自然状况及生态环境的影响不断加剧^[5],不同程度的人为干扰对土壤有机质空间分布的影响有所差异,这在有机质十分匮乏的干旱区更加明显。因此,对于干旱区不同人为干扰程度下土壤有机质含量进行空间插值研究,对掌握土壤有机质的空间分布规律以及实现干旱地区农业可持续发展意义重大^[6]。

当前,国内外已有大量关于土壤属性空间插值的研究,地统计方法尤其是克里格插值法的应用相对广泛^[7-8]。例如:利用普通克里格法分析了克什米尔农业区^[9]、尼罗河三角洲地区^[10]、意大利耕地和牧场^[11]、北京某生态功能区^[12]、典型喀斯特峰丛洼地小流域^[13]内土壤属性的空间分布特征等,但亦有研究显示普通克里格法并不能很好地对土壤有机质进行插值分析^[14]。与传统的克里格法相比,采用改进土地利用回归(LUR-S)法^[15]、随机森林(RF)法^[16]、地理加权(GWR)法^[17]等方法或者借助辅助变量^[18]对土壤属性进行空间分布特征分析,会实现提高空间插值精度的目的。已有关于土壤属性空间插值方法精度比较的研究,结论并不一致^[19-20],能够适用于所有土壤属性,且精度在任何区域都达到最优的插值方法并不能被确定。现有研究结果最终选择的最优空间插值方法相差迥异。例如,有学者认为径向基函数法能更好地表达土壤属性的空间分布特征^[21];亦有研究采用不同插值方法对土壤属性插值精度进行比较,发现反距离加权法的估算效果更佳^[22]。还有相关研究表明不同土层深度的有机质含量最优插值方法也有所差异^[23]。

现有成果可能是在不同土壤环境背景下的讨论,故有较大的差异。因而,利用反距离加权法、径向基函数法和局部多项式法对不同人类干扰程度下的土壤有机质空间特征进行研究,探讨不同空间插值方法对其估算精度的影响,以期寻求不同人类干扰下土壤有机质的最优空间插值方法,为提高空间估测精度提供价值参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况及样点布设

研究区位于天山北坡东段,准噶尔盆地南缘,地理位置为 87°44′—88°46′E, 43°29′—45°45′N,为典型的干旱荒漠区。该区气候属于中温带大陆性气候,冬季长干冷、严寒多雪,夏季短干热,春秋季节不明显,蒸发强烈,年均气温 6.6℃,光照充足,热量丰富,温差大,降水稀少且空间分布不均,年降水量仅 186mm,年蒸发潜力 2064mm 左右。土壤类型为灰漠土。

根据研究区土壤受人类活动的干扰程度,将其划分为 3 个区域(图 1)。无人干扰区(A 区)几乎没有受到人为活动的干扰,基本保持景观的原有风貌,地表植被相对丰富,部分地点盖度更高、植株较大,有梭梭、琵琶柴、盐爪爪、白刺、红柳及成片的盐生杂草等,植被覆盖度约为 30%,且整个区域有大量较厚且发育良好的黑色生物结皮;人为干扰区(B 区)内主要为弃耕地,地表被犁翻耕且有很明显的骆驼踩踏痕迹。有猪毛菜及少量琵琶柴、梭梭、红柳、盐爪爪等植被,但植被覆盖度相对较低约 15%—20%,区内土壤表面生物结皮较少,发育较差,部分地表无生物结皮,人为干扰较强烈;重度人为干扰区(C 区)包含两片农场,受到强烈的人为干扰。土地全部被翻耕,人工种植的榆树林行间距均为 3.5m,榆树林株距分别为 3m 和 1.2m,平均高度为 3m 左右,最高的植株约 4.3m,冠幅分别为 0.5m * 0.5m 和 1.1m * 1.0m。三个区域相邻仅以栏网或沟渠相隔,整个研究区位于绿洲下缘的平原区,其地形、土壤属性、光照时长、热量分布、降水量、温度湿度等自然条件基本相似。因此,在干扰等级进行划分时,主要考虑的是土壤受人类活动的干扰程度。

虽然各区面积大小不同,根据野外实地考察情况,使得各区采样线间距设置有所差异,不能将其等分,但

各区均采用网格法布设样点(图1)。这样就在各区形成可以全面控制该区土壤有机质变化情况的网格,以保证数据的代表性和合理性。A区位于研究区东部,由南向北布设5条采样线,每条采样线上分布6个样点;C区位于A区西侧,由南向北布设6条采样线,每条采样线上设置5个样点;B区位于C区北部,由南向北布设5条采样线,依据当地实际情况,每条采样线上设定5—7个样点,三个区域均设置30个采样点,每个样点间距保持在300—400米左右,尽可能均匀分布。

1.2 样品采集与处理

以 Landsat 系列遥感影像数据为参考,于2017年10月进行野外土壤样品采集。根据样点设置,按照一致性、同质性和代表性原则先选择10m×10m范围的植物样方,主要记录每个样方内植被种类、个体数,总盖度、高度以及土壤表层生物结皮生长情况,同时,详细记录每个样点周边环境特征。为使土壤样品代表性更强,先测完植被样方,然后在样点周围2m范围内以梅花桩方式采集5处土样混合均匀后放入密封袋中,封口标记编号,并用GPS定位。

将采集的土壤样品经过预处理之后送至中国科学院新疆生态与地理研究所理化测试中心,进行土壤有机质数据的测定。

1.3 数据处理方法与检验

采用4种方法对不同干扰程度下土壤有机质进行空间插值分析,并对不同插值法进行交叉验证,获得精度评价结果,得到基于最优插值方法的不同干扰程度下土壤有机质含量空间分布图。

1.3.1 普通克里格(OK)空间插值法

普通克里格插值法(Ordinary Kriging)的适用条件是区域化变量具有空间相关性^[24]。利用半变异函数,选取球状模型和高斯模型,来反映各区域变量的结构性和随机性。

1.3.2 反距离加权(IDW)插值法

反距离加权插值(Inverse Distance Weighted)基于相近相似的原理:即两个物体的性质是否相似取决于两者距离的远近,离得越近性质越相似,反之,离得远则相似性小^[25]。

1.3.3 径向基函数(RBF)插值法

径向基函数(Radial Basis Function)插值法是一种精确的非线性计算工具^[26]。每个点都能用几个高斯函数的叠加进行逼近^[27],对于距离较远的点,其影响小于距离较近的点,这一特性排除了远距离点的干扰,使训练速度更快。

1.3.4 局部多项式(LPI)插值法

局部多项式内插(Local Polynomial Interpolation)基于局部加权最小二乘法对处在特定重叠邻近区域内的多个多项式进行拟合的一种近似插值法^[28]。

1.3.5 插值结果的精度检验

插值的精度分析采用交叉验证的K折交叉验证(K-fold cross-validation),它是一种能快速评价插值结果质量的方法^[29]。为更加准确地评估预测模型精度,采用最常用的十折交叉验证法,即将样本随机分成10份,轮流将其中的9份用于训练,剩余一份用于评估,循环10次后所有数据都会被验证一次,取10次结果的均值

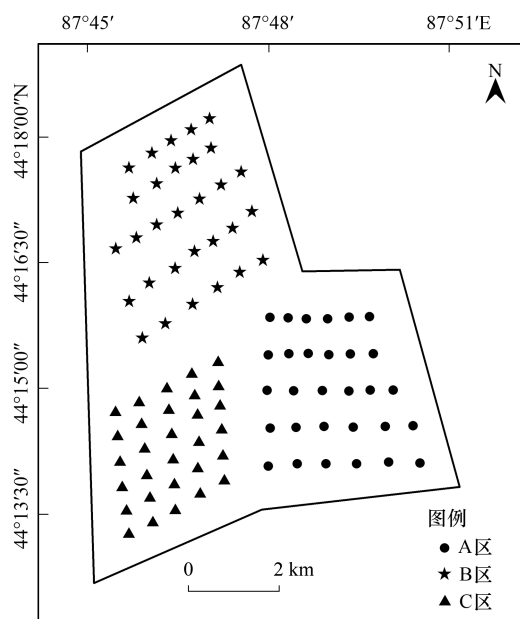


图1 研究区域位置及采样点分布图

Fig.1 Location map of the study area and distribution of the sampling sites

为最终预测误差。该方法的特点是可直接进行误差的估算无需任何要求,操作便捷、适用性强;尤其是数据量较小时计算效率会更高,数据的循环使用能更接近原始样本分布且不容易受到随机因素的影响。

评价指标采用决定系数(R^2)平均预测误差(ME)和均方根预测误差(RMSE),依据 R^2 越接近 1、 ME 越接近 0、RMSE 越小其预测精度越高的原则,寻求最优插值方法。各指标计算公式如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_j - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x_j)^2} \quad (2)$$

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x_j) \quad (3)$$

式中: n 为样本数, x_i 为实测值, x_j 为预测值。

2 结果与分析

2.1 不同干扰程度土壤有机质统计特征

从无人为干扰、人为干扰到重度人为干扰的梯度上,土壤有机质含量最大值、最小值、均值均逐渐减小,而标准差逐渐增大,即有机质含量逐渐减小(表 1)。根据全国第二次土壤普查有机质分级标准^[30],无人为干扰区处于四级中下等水平,人为干扰及重度人为干扰区均为五级缺乏水平。变异系数(CV)反映数据的离散程度, $CV < 10\%$ 为弱变异; $10\% \leq CV \leq 100\%$ 为中等变异; $CV > 100\%$ 为强变异^[31]。即无人为干扰区呈现弱变异,人为干扰及重度人为干扰区为中等变异。

表 1 不同干扰程度土壤有机质的描述性统计和 K-S 检验

Table 1 Descriptive statistics and K-S test of soil organic matter in different disturbance district

干扰程度 Degree of interference	分布类型 Distribution type	样本数 Number	最小值 Min./ (g/kg)	最大值 Max./ (g/kg)	平均值 Mean. (g/kg)	标准差 S.D.	变异系数 CV/%	K-S 检验系数 K-S (P)
无人为干扰(A 区)	N	30	6.51	15.22	10.14	0.94	9.27	0.86
人为干扰(B 区)	N	30	6.18	14.8	8.92	1.53	17.15	0.79
重度干扰(C 区)	N	30	3.62	13.11	7.98	2.29	28.7	0.64

N 表示符合正态分布检验

2.2 不同干扰程度土壤有机质空间变异特征

利用地统计学方法对研究区不同干扰程度下土壤有机质进行模型拟合,比较各模型的决定系数(R^2)和残差平方和(RSS),选取 R^2 更接近 1 且 RSS 较小的最优理论模型,得到模型相关参数值(表 2)。随着干扰程度的加剧, R^2 逐渐减小,由 0.932 下降到 0.764,减小了 0.168;RSS 逐渐增大,由 0.027 增大到 1.24。无人为干扰区(A 区)土壤有机质最优理论模型为球状模型,人为干扰区(B 区)和重度人为干扰区(C 区)为高斯模型。当块基比 $C_0/(C_0+C) < 25\%$ 则以结构性变异为主,具有强烈的空间相关性;比值 $> 75\%$ 表示其空间变异以随机性因素为主,空间相关性很弱;在 25%—75% 之间,则说明受结构性和随机性因素共同影响^[32],空间相关性中等。无人为干扰区有机质块基比为 12.26%,空间结构性极强,人为干扰区块基比为 35.9%,空间相关性中等,而重度干扰区块基比为 76.21%,说明在该区内土壤有机质含量的空间变异受随机性因素影响很大。

变程和分形维数(D)亦可反映区域化变量的空间自相关性大小及空间变异范围尺度, D 值越小,由空间自相关部分引起的空间变异性越弱,结构性越好,受随机因素影响越小^[33]。从无人为干扰区(A 区)、人为干扰区(B 区)到重度干扰区(C 区),土壤有机质的变程和分形维数均在逐渐增大,说明随着人类活动力度的加

大,随机因素对土壤有机质含量作用越来越强,空间自相关部分引起的空间变异性越高。可见,半方差函数充分反映了对不同程度人为干扰下土壤有机质的空间变异特点。

表 2 不同干扰程度土壤有机质的半方差理论模型及其参数

Table 2 Types of semi-variance model and their parameters for soil organic matter in different disturbance district						
干扰程度 Degree of interference	理论模型 Models	$C_0/(C_0+C)/\%$	变程 Range/m	决定系数 R^2	残差平方和 RSS	分形维数 D
相对无人为干扰(A区)	S	12.26	218	0.932	0.027	1.647
人为干扰(B区)	G	35.9	244	0.815	0.086	1.838
重度干扰(C区)	G	76.21	319	0.764	1.24	1.902

S 表示球状模型,G 表示高斯模型

2.3 不同干扰程度土壤有机质空间插值结果的交叉验证

不同插值的交叉验证结果知(表 3),各方法均有误差存在。A 区土壤有机质的 4 种插值方法中, R^2 最大、RMSE 最小,且 ME 最接近 0 的是 OK 法,其次是 IDW 法,而后为 RBF 法,LPI 法插值能力相对较弱;而对 B 区和 C 区土壤有机质而言,各插值方法的精度分别为 RBF 法>IDW 法>OK 法>LPI 法,RBF 法>IDW 法>LPI 法>OK 法,即 RBF 法能更精确地对 B 区及 C 区内土壤有机质含量进行空间插值分析。不同干扰程度下 4 种插值方法精度均表现为 A 区>B 区>C 区,其中 OK 法的 R^2 变化范围较大,为 0.312—0.625,且其对 A 区土壤有机质的插值精度最高(RMSE 为 2.049)。在 B 区和 C 区,OK 法的插值精度相对变低,与 A 区相比较 RMSE 分别升高了 0.482 和 1.033, R^2 分别下降了 0.129 和 0.313;而 RBF 法和 IDW 法的 RMSE 较 A 区虽有所增大, R^2 虽有所减小,但其精度均高于 OK 法。可见,人为干扰程度的加剧对各插值方法的精度都会产生影响,这是因为不同强度的人类活动对土壤属性造成的干扰不同,使其理化特征发生改变,导致数据的离散程度各异,且各插值方法对不同区域内土壤理化性质变化的适用性有所差异。尤其是 OK 法的插值效果更易受随机因素左右,在人类干扰强度大,土壤属性变化强烈的区域进行插值是有一定局限的。

表 3 不同干扰程度土壤有机质插值方法精度检验

Table 3 Precision evaluation indices of different methods for soil organic matter in different disturbance district				
干扰程度 Degree of interference	方法 Methods	决定系数 R^2	平均误差 ME	均方根误差 RMSE
无人为干扰(A区)	OK	0.625	-0.027	2.049
	IDW	0.605	0.028	2.083
	RBF	0.581	0.059	2.135
	LPI	0.487	-0.035	2.368
人为干扰(B区)	OK	0.496	-0.047	2.531
	IDW	0.513	0.062	2.498
	RBF	0.562	0.032	2.369
	LPI	0.425	-0.044	2.568
重度干扰(C区)	OK	0.312	-0.056	3.082
	IDW	0.408	0.098	2.816
	RBF	0.434	0.045	2.599
	LPI	0.379	-0.054	2.956

2.4 基于最优插值法土壤有机质的空间预测

利用各区域的最适插值方法:A 区采用 OK 法、B 区和 C 区采用 RBF 法,对不同干扰程度下土壤有机质进行空间预测,分析其空间分布特征(图 2)。A 区土壤有机质东部及东南部高,西部及东北部较低;B 区中部及东部高,南部、西北部较低;C 区在北部出现高值,中部及南部较低,且含量极值差距较大。可见,种植、翻耕、灌溉等人为因素对土壤有机质含量的分布格局有很大的影响,与近乎自然状态下的 A 区相比,B 区和 C 区干

扰程度不同,对土壤有机质分布特征产生的影响有所差异。这些分布特点与各区域土地利用类型、植被条件以及人类活动干扰程度等关系密切,A区以荒地为主,地表植被较丰富,几乎没有受到人为活动的干扰,从西至东有机质变化平缓;B区以半荒地、弃耕地为主,覆盖度相对较低,人为干扰具有随机性,有机质变化复杂;C区为弃耕地、人工林地,土壤全部被翻耕,人工林地种有梭梭林和榆树林,受人为干扰最强烈。

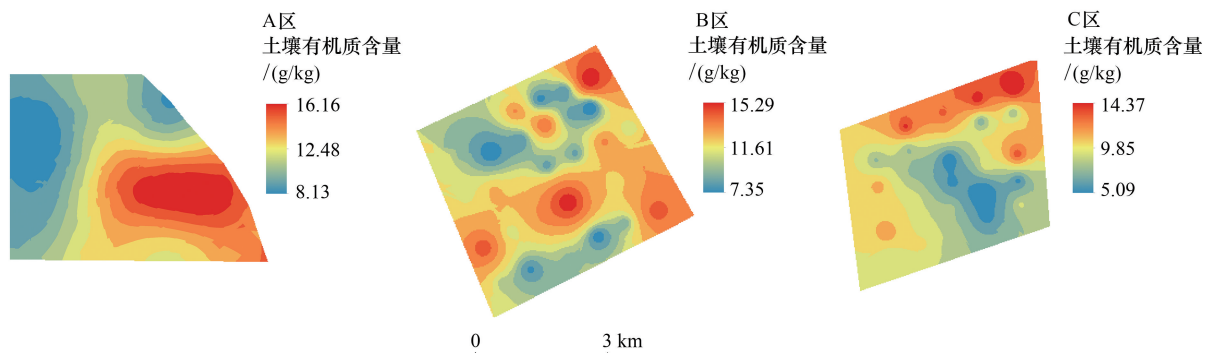


图2 不同干扰程度土壤有机质含量空间分布预测

Fig.2 Prediction of spatial distribution of soil organic matter in different disturbance districts

基于各区域最优空间预测模型,绘制出不同干扰程度下土壤有机质预测值和实测值的散点图(图3),分析数据较为均匀地布局在1:1线的两侧,说明预测值和实测值总体上呈现出相对较好的线性关系。无人干扰区有机质含量值相对较高,且数据分布较集中,而随人类干扰程度加剧,有机质值越低,且含量变化越大,分布越分散。

3 讨论

对于同一区域,采用不同的插值方法所得结果有所不同,同类插值方法在不同区域产生的效果亦会有差异。空间插值没有一个通用的、普适的模型,而是需要根据不同特征的研究对象来选择相对适宜的插值方法和相关参数^[34]。

OK法多适用于具有强烈空间相关性的插值分析中,因为其空间插值精度一定程度上取决于待插值土壤属性的空间变异特征,这与前人研究结果一致^[35-36]。OK法虽然取得了较好的成果^[37-38],但对不同干扰程度下土壤有机质进行空间插值分析,并比较不同插值方法的精度,发现在样点数量不变的条件下(各区采样点均为30个),OK法仅对空间自相关性较强的、变异性较弱的无人干扰区土壤有机质插值效果最好,而在人为干扰区插值精度偏低,在重度人为干扰区最低。主要是由于其首先考虑的是空间属性在空间位置上的变异分布,受人为干扰等随机因素导致空间变异性较高,仅依据样点间的地理位置信息对其进行插值必然会使其精度有所下降。因此,在不能充分满足克里格插值前提条件且土壤属性变化强烈的地区进行插值,会导致其精度偏低。同时,其算法较复杂,在选定变异函数时具有主观性。

RBF法适合于需要将样本值和拟合值保持一致的应用中,原因是它一定程度上能克服平滑效应,是一种精确的非线性插值方法,其结果会尽可能地保留元素含量的极值信息^[39]。尤其是在数据较少,土壤有机质变异程度相对较大的情况下(人为干扰和重度人为干扰区)进行空间插值效果较好。同时,其最大的特点是能

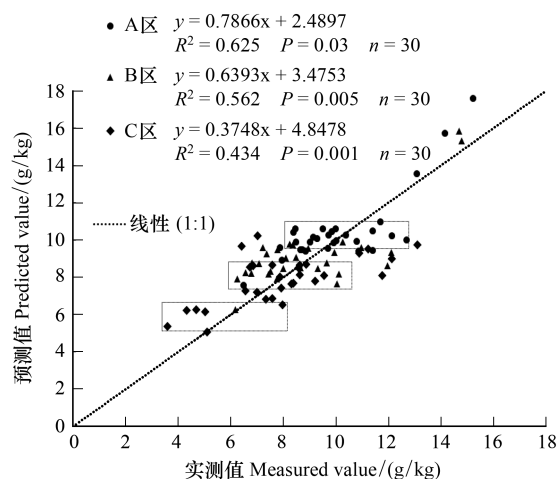


图3 基于最适插值方法土壤有机质预测值和实测值散点图

Fig.3 Scatter plot of predicted values and measured values of soil organic matter based on optimal interpolation method

在高维空间中利用高斯函数^[40],可以不受任何约束地逼近任意函数,而人为干扰区和重度人为干扰区土壤有机质的空间变异特征均符合高斯模型,因此,RBF 法更胜一筹。

IDW 法一般应用于对极值不要求度量的插值模型中,其算法相对简单,较易实现,适合分布较均匀且密集的样点。但选择函数幂次时具有敏感性,易受采样集群影响造成“牛眼”现象^[41]。与 OK 法和 RBF 法相比,它基于相近相似原理,又不能对样本中的极大极小值进行预测,所以此法虽然能实现对各区域土壤有机质插值运算,但精度不如两者高。而 LPI 法多适宜于解释小范围的局部变异,且平滑性较好的数据情况,因为它利用最小二乘法拟合元素含量的空间分布趋势,趋向于得到一个平滑的表面^[42],且其平滑作用比其他 3 种方法更加明显。虽然它是一种非参数估计法,能消除异方差的影响^[43],但其仅考虑样本局部范围趋势,针对特定空间领域内信息进行分析,所以不论在何种情况下,LPI 法的插值精度均不是最佳,其对各区域土壤有机质含量的插值分析局限性较大。

影响空间插值精度和效果的因素有很多,比如:环境背景、相关参数的选择以及采样点分布密度状况等。今后对土壤有机质的空间特征进行讨论时,应首先区别其是否受到人类活动的干扰,其次应详细区分其受人类干扰的强度,然后再对其分析研究。这样更有利于寻求不同干扰情况下土壤属性的最优插值方法,而后才能更加精准地进行空间分析。

4 结论

不同干扰程度下土壤有机质均呈正态分布,且无人干扰区有机质具有弱变异性和强烈的空间自相关性,人为干扰区空间变异及相关性均呈中等强度,重度人为干扰区为中等变异,而空间相关性较弱。土壤有机质含量受人为干扰活动等随机因素作用越强,空间自相关部分引起的空间变异性越高。

随着干扰程度加剧,无论采用哪种方法对土壤有机质空间插值分析,其精度均在降低。从无人干扰区到人为干扰区再至重度干扰区,各种方法的插值精度 R^2 由 0.487—0.625 降低为 0.425—0.562 再降至 0.312—0.434。其中 OK 法一定程度上依赖于有机质的空间变异特征,在空间结构性强的无人干扰区,其插值精度最高;而在人为干扰和重度人为干扰区插值效果最好的是 RBF 法。

参考文献 (References):

- [1] 黄昌勇,徐建明.土壤学(第三版).北京:中国农业出版社,2010:1-380.
- [2] Li Y. Can the spatial prediction of soil organic matter contents at various sampling scales be improved by using regression kriging with auxiliary information? *Geoderma*, 2010, 159(1/2): 63-75.
- [3] 田康,赵永存,徐向华,黄标,孙维侠,史学正,邓文靖.不同施肥下中国旱地土壤有机碳变化特征——基于定位试验数据的 Meta 分析. *生态学报*, 2014, 34(13): 3735-3743.
- [4] 黄魏,韩宗伟,罗云,张春弟.基于地形单元的土壤有机质空间变异研究. *农业机械学报*, 2015, 46(4): 161-167.
- [5] 徐勇,孙晓一,汤青.陆地表层人类活动强度:概念、方法及应用. *地理学报*, 2015, 70(7): 1068-1079.
- [6] 徐丹,刘昌华,蔡太义,张世恩.农田土壤有机质和全氮三维空间分布特征研究. *农业机械学报*, 2015, 46(12): 157-163.
- [7] 史舟,李艳.地统计学在土壤学中的应用.北京:中国农业出版社,2006.
- [8] Pokhrel R M, Kuwano J, Tachibana S. A kriging method of interpolation used to map liquefaction potential over alluvial ground. *Engineering Geology*, 2013, 152(1): 26-37.
- [9] Wani M A, Wani J A, Bhat M A, Kirmani N A, Wani Z M, Bhat S N. Mapping of soil micronutrients in Kashmir agricultural landscape using ordinary kriging and indicator approach. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2013, 41(2): 319-329.
- [10] Elbasiouny H, Abowaly M, Abu_Alkhair A, Gad A A. Spatial variation of soil carbon and nitrogen pools by using ordinary kriging method in an area of north Nile Delta, Egypt. *Catena*, 2014, 113: 70-78.
- [11] Cicchella D, Giaccio L, Dinelli E, Albanese S, Lima A, Zuzolo D, Valera P, De Vivo B. GEMAS: Spatial distribution of chemical elements in agricultural and grazing land soil of Italy. *Journal of Geochemical Exploration*, 2015, 154: 129-142.
- [12] Ye H C, Shen C Y, Huang Y F, Huang W J, Zhang S W, Jia X H. Spatial variability of available soil microelements in an ecological functional zone of Beijing. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2015, 187(2): 13.

- [13] 段亚锋, 王克林, 冯达, 吴敏, 张伟, 陈洪松. 典型喀斯特小流域土壤有机碳和全氮空间格局变化及其对退耕还林还草的响应. 生态学报, 2018, 38(5): 1560-1568.
- [14] 谢恩泽, 赵永存, 陆访仪, 史学正, 于东升. 不同方法预测苏南农田土壤有机质空间分布对比研. 土壤学报, 2018, 55(5): 1051-1061.
- [15] 曾菁菁, 沈春竹, 周生路, 陆春峰, 金志丰, 朱雁. 基于改进 LUR 模型的区域土壤重金属空间分布预测. 环境科学, 2018, 39(1): 371-378.
- [16] 齐雁冰, 王茵茵, 陈洋, 刘姣姣, 张亮亮. 基于遥感与随机森林算法的陕西省土壤有机质空间预测. 自然资源学报, 2017, 32(6): 1074-1086.
- [17] 高凤杰, 鞠铁男, 吴啸, 王钰堯, 李昕哲, 樊平, 栾天, 周军. 黑土耕作层土壤 pH 空间变异及自相关分析. 土壤, 2018, 50(3): 566-573.
- [18] 杨其坡, 武伟, 刘洪斌. 基于地形因子和随机森林的丘陵区农田土壤有效铁空间分布预测. 中国生态农业学报, 2018, 26(3): 422-431.
- [19] Kravchenko A, Bullock D G. A comparative study of interpolation methods for mapping soil properties. *Agronomy Journal*, 1999, 91(3): 393-400.
- [20] 厉彦玲, 赵庚星. 黄河三角洲典型地区耕地土壤养分空间预测. 自然资源学报, 2018, 33(3): 489-503.
- [21] 江叶枫, 郭熙. 基于思维进化算法径向基函数神经网络的土壤有机质空间异质性研究. 浙江农业学报, 2018, 30(3): 445-453.
- [22] Shahbeik S, Afzal P, Moarefvand P, Qumarsy M. Comparison between ordinary kriging (OK) and inverse distance weighted (IDW) based on estimation error. Case study: Dardevey iron ore deposit, NE Iran. *Arabian Journal of Geosciences*, 2014, 7(9): 3693-3704.
- [23] 姜赛平, 张怀志, 张认连, 李兆君, 谢良商, 徐爱国. 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. 土壤学报, 2018, 55(4): 1007-1017.
- [24] 杨之江, 陈效民, 景峰, 郭碧林, 林高哲. 基于 GIS 和地统计学的稻田土壤养分与重金属空间变异. 应用生态学报, 2018, 29(6): 1893-1901.
- [25] 汤国安, 杨昕. ArcGIS 地理信息系统空间分析实验教程. 北京: 科学出版社, 2006.
- [26] Melagraki G, Afantitis A, Makridima K, Sarimveis H, Igglessi-Markopoulou O. Prediction of toxicity using a novel RBF neural network training methodology. *Journal of Molecular Modeling*, 2006, 12(3): 297-305.
- [27] 王儒敬, 陈天娇, 汪玉冰, 汪六三, 谢成军, 张洁, 李瑞, 陈红波. 基于深度稀疏学习的土壤近红外光谱分析预测模型. 发光学报, 2017, 38(1): 109-116.
- [28] 徐亚莉, 罗明良, 梁倍瑜, 吕小莉, 向卫, 张斌. DEM 空间插值方法对土壤侵蚀模拟的影响研究——以 USPED 分析干热河谷典型冲沟为例. 地理科学进展, 2016, 35(7): 870-877.
- [29] 李鑫, 崔昊杨, 许永鹏, 李高芳, 秦伦明. 电力设备 IR 图像特征提取及故障诊断方法研究. 激光与红外, 2018, 48(5): 659-664.
- [30] 周伟, 王文杰, 何兴元, 张波, 肖路, 王琼, 吕海亮, 魏晨辉. 哈尔滨城市绿地土壤肥力及其空间特征. 林业科学, 2018, 54(9): 9-17.
- [31] 高灯州, 闵庆文, 陈桂香, 章文龙, 胡伟芳, 王维奇. 联合梯田农业文化遗产稻田土壤养分空间变异特征. 生态学报, 2016, 36(21): 6951-6959.
- [32] Li J, Min Q W, Li W H, Bai Y Y, Dhruba Bijaya G C, Yuan Z. 2014. Spatial variability analysis of soil nutrients based on GIS and geostatistics: A case study of Yisa township, Yunnan, China. *Journal of Resources and Ecology*, 2014, 5(4): 348-355.
- [33] 张法升, 刘作新. 分形理论及其在土壤空间变异研究中的应用. 应用生态学报, 2011, 22(5): 1351-1358.
- [34] Liu Y L, Guo L, Jiang Q H, Zhang H T, Chen Y Y. Comparing geospatial techniques to predict SOC stocks. *Soil and Tillage Research*, 2015, 148: 46-58.
- [35] Krivoruchko K. *Spatial Statistical Data anaLysis for GIS Users*. New York: ESRI Press, 2011.
- [36] 杜可, 王乐, 张淑香, 雷秋良. 黑土区县域土壤养分空间分布特征及其影响因子. 植物营养与肥料学报, 2018, 24(6): 1465-1474.
- [37] Abe O E, Rabi A B, Bolaji O S, Oyeyemi E O. Modeling African equatorial ionosphere using ordinary Kriging interpolation technique for GNSS applications. *Astrophysics and Space Science*, 2018, 363(8): 168.
- [38] Chabala L M, Mulolwa A, Lungu O. Application of ordinary kriging in mapping soil organic carbon in Zambia. *Pedosphere*, 2017, 27(2): 338-343.
- [39] 孙慧, 郭治兴, 郭颖, 袁宇志, 柴敏, 毕如田, 杨静. 广东省土壤 Cd 含量空间分布预测. 环境科学, 2017, 38(5): 2111-2124.
- [40] 孙岩, 孟德虹, 王运涛, 邓小刚. 基于径向基函数与混合背景网格的动态网格变形方法. 航空学报, 2016, 37(5): 1462-1472.
- [41] 张海平, 周星星, 代文. 空间插值方法的适用性分析初探. 地理与地理信息科学, 2017, 33(6): 14-18, 105-105.
- [42] 马宏宏, 余涛, 杨忠芳, 侯青叶, 曾庆良, 王锐. 典型区土壤重金属空间插值方法与污染评价. 环境科学, 2018, 39(10): 4684-4693.
- [43] 赵阳阳, 张小璐, 张福浩, 仇阿根, 杨毅, 石丽红, 刘晓东. 一种局部多项式时空地理加权回归方法. 测绘学报, 2018, 47(5): 663-671.