

红壤区土壤有机质和全氮含量的空间预测方法

张忠启^{1,2}, 史学正^{1,2,*}, 于东升^{1,2}, 王世航^{1,2}, 徐胜祥^{1,2}

(1. 土壤与农业可持续发展国家重点实验室 中国科学院南京土壤研究所, 南京 210008; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100039)

摘要:如何利用有限的土壤采样点准确预测土壤属性一直是研究的热点。近些年来,结合辅助信息的克里格空间插值应用广泛,但将土地利用类型信息作为辅助变量提高预测精度的研究鲜有报道。以中国南方红壤丘陵区的余江县为案例区,用网格法采集 254 个土壤样品,通过普通克里格(OK)和以土地利用方式为辅助变量的克里格(KLU)方法对土壤有机质(SOM)和土壤全氮(STN)进行空间预测,并通过 102 个验证点比较了两种方法的预测精度。分析表明 KLU 对 SOM 和 STN 的预测值与实测值的相关系数($r_{\text{SOM}}=0.786$, $r_{\text{STN}}=0.803$)明显高于 OK($r_{\text{SOM}}'=0.224$, $r_{\text{STN}}'=0.307$);OK 对 SOM 和 STN 的预测 RMSE 分别为 $12.48 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 和 $0.64 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$,而 KLU 的预测 RMSE 分别为 $6.86 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 和 $0.37 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$,仅为前者的 55% 和 58%。可见,KLU 对研究区 SOM 和 STN 的预测精度均大幅提高。同时分析也表明,KLU 对不同土地利用方式 SOM 和 STN 预测精度的提高幅度存在差异,其中对旱地预测精度的提高幅度最大,对林地预测精度的提高幅度最小,水田则介于两者之间。研究表明,KLU 是南方红壤丘陵区进行 SOM 和 STN 空间预测的现实和高效方法。

关键词:土壤有机质;土壤全氮;克里格插值;土地利用方式;红壤丘陵区

Spatial prediction of soil organic matter and total nitrogen in the hilly red soil region, China

ZHANG Zhongqi^{1,2}, SHI Xuezheng^{1,2,*}, YU Dongsheng^{1,2}, WANG Shihang^{1,2}, XU Shengxiang^{1,2}

1 State Key Laboratory of Soil and Sustainable Agriculture, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China

2 Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China

Abstract: There has been a great concern about how to accurately predict soil properties using the limited soil samples. At present, the approaches of Kriging interpolation coupled with auxiliary variables has been widely used. However, little information on improving prediction accuracy of soil organic matter (SOM) and total nitrogen (STN) with the aid of land use patterns as auxiliary variables is available. In this study, 254 soil samples were collected in Yujiang County of the hilly red soil region, China, two approaches: ordinary kriging (OK) and kriging combined with land use patterns information (KLU) were used to predict SOM and STN spatial distribution pattern, and 102 samples were validated to compare the prediction accuracy of these two approaches. The results showed that the correlation coefficients between measured and predicted SOM and STN values using KLU approach ($r_{\text{SOM}}=0.786$, $r_{\text{STN}}=0.803$) were both great larger than those using OK approach ($r_{\text{SOM}}'=0.224$, $r_{\text{STN}}'=0.307$). As for 102 validated samples, the root mean square error (RMSE) of SOM and STN using OK approach were $12.48 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ and $0.64 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$, while those using KLU approach were $6.86 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ and $0.37 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$, which were 55% and 58% of the former only. In terms of KLU approach, RMSE of drylands has the widest lowering range, and that of forestlands has the smallest lowering range. It is indicated that KLU approach is an efficient and practical prediction approach in the hilly red soil region, China.

Key Words: soil organic matter; total nitrogen; land use pattern; Kriging interpolation; hilly red soil region

基金项目:国家自然科学基金(40621001, 40701070);中国科学院知识创新工程项目(KSCX1-YW-09-02);中国科学院知识创新工程领域前沿项目(ISSASIP0715)。

收稿日期:2009-08-28; 修订日期:2009-12-01

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: xzshi@issas.ac.cn

土壤有机质(SOM)和土壤全氮(STN)是评价土壤质量和土壤碳、氮库的重要指标^[1-2]。由于复杂的成土过程及人类活动的影响,SOM 和 STN 通常存在较强的空间变异性^[3-5],准确掌握其空间变异特征可以为优化农业、环境措施提供依据。目前,克里格及其衍生方法是应用最广泛的土壤属性空间预测方法^[6-7]。普通克里格(OK)对田块尺度及管理措施一致的较大区域的土壤属性具有较好的预测效果,而在地形复杂、土壤属性变化强烈的地区,其应用效果并不理想^[8]。为了提高 SOM 和 STN 的预测精度,结合辅助信息的克里格方法得到广泛应用,如泛克里格(UK)、外部漂移克里格(KED)、协同克里格(CK)及回归克里格(RK)等^[6,9-11]。其中 KED 方法与 UK 具有相似的原理,两者均是通过趋势面方程分离趋势项;CK 是通过一种土壤属性来预测另一种土壤属性;而 RK 是将土壤属性与辅助变量之间的回归分析与 OK 相结合的方法^[12]。已有研究表明,多种变量可以作为克里格辅助变量来提高 SOM 和 STN 空间预测精度,然而将与 SOM 和 STN 含量和变化紧密相关^[13]的土地利用方式作为辅助变量的研究还少有报导。为此,本研究选择地形复杂、土地利用方式多样的中国南方红壤丘陵区——江西省余江县为案例区,利用普通克里格(OK)和以土地利用方式为辅助变量的克里格(KLU)两种方法对研究区 SOM 和 STN 进行空间预测;并通过验证样点对比两种方法的预测精度,研究土地利用方式作为克里格辅助变量来提高 SOM 和 STN 预测精度的可行性。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

江西省余江县,地处东经 116°41′—117°09′,北纬 28°04′—28°37′,是江西省东北山区向鄱阳湖平原过渡地段,总面积约为 927km²(图 1)。该县属亚热带湿润季风气候,气候温和,光热充足,雨量充沛,无霜期长,年平均温度 17.6℃,年降水量 1758mm^[14]。地形以低丘为主,南北多山,丘陵面积占 78%,平原占 22%。土壤类型以水稻土和红壤为主,潮土亦有零星分布。成土母质有红砂岩、页岩、红色砂砾岩、河流冲击物和第四纪红粘土等^[15]。土地利用方式以水田、旱地、林地为主,3 种土地利用方式的面积分别为 39%、13% 和 38%(中国土地利用数据库,2005)。主要作物有水稻、花生、红薯、芝麻和油菜等。

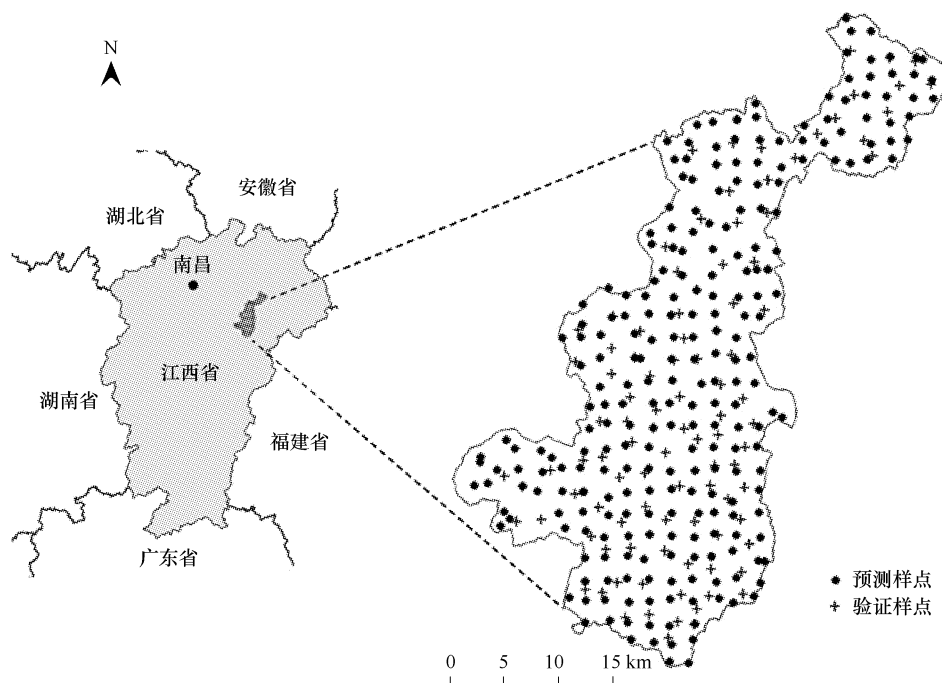


图 1 研究区位置及采样点分布

Fig. 1 Location of study area and distribution of sampling points

1.2 土壤样品采集与处理

土壤采样点分为预测样点和验证样点两部分,其中预测样点采用正方形网格中心采样,网格大小为 2 km

×2 km,共采集土壤表层(0—20cm)样品 254 个,包括水田、旱地和林地 3 种土地利用方式,其样点数分别为 128、78、48 个。验证样点是在全县范围内随机、均匀布设采集,共采集表层土壤样品 102 个,约为预测样点数量的 40%。水田、旱地和林地验证点数量分别为 51、40、21 个。所有土壤样品均是在 2007 年 11 月农作物收割完成后采集。土壤有机质用重铬酸钾($K_2Cr_2O_7$)氧化-滴定法测定,土壤全氮用半微量开氏法^[16]。

1.3 普通克里格(OK)与结合土地利用信息的克里格(KLU)

普通克里格是基于区域化变量理论,通过空间相关的随机函数模型计算可获取变量的线性加权组合,从而对待估点进行预测。其基本原理和方法在许多文献中均有详细描述^[8, 17-18]。

研究表明,同一土地利用方式内通常有相近的 SOM 和 STN 含量,而不同利用方式之间却存在较大差异^[19],这种差异使 SOM 和 STN 变异函数存在局部趋势,进而对 SOM 和 STN 的空间预测带来较大的不确定性。为了降低这种不确定性,KLU 方法将每一个土壤样品的 SOM 和 STN 含量值 $z(x_{kj})$ 分为两部分:土地利用方式均值 $\mu(t_k)$ 和残差 $r(x_{kj})$ 。

$$z(x_{kj}) = \mu(t_k) + r(x_{kj}) \quad (3)$$

式中, x_{kj} 是样品 $z(x_{kj})$ 所在的位置, t_k 为样品所属土地利用方式。均值间差异反映的是土地利用方式间 SOM 和 STN 含量变异性,而残差差异反映的是同一利用方式内部的变异性。在 KLU 方法中,残差 $r(x_{kj})$ 被看作新的区域变量而进行克里格插值,其变异函数 $\gamma_r(h)$ 及待估点 x_{kj} 的预测分别见公式(4)、(5),各待估点的 SOM 和 STN 含量预测值 $Z^*(x_{kj})$ 为所属土地利用类型均值 $\mu(t_k)$ 与残差估计值 $r^*(x_{kj})$ 之和(公式 6)。

$$\gamma_r(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{j=1}^{N(h)} [r(x_{kj}) - r(x_{kj} + h)]^2 \quad (4)$$

$$r^*(x_{kj}) = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{n(j)} \lambda_{kj} z(x_{kj}) \quad (5)$$

$$Z^*(x_{kj}) = \mu(t_k) + r^*(x_{kj}) \quad (6)$$

半方差函数及理论模型拟合利用地统计学软件 GS+ 7.0,空间插值图在 ArcGIS 9.2 下完成,SOM 和 STN 数据及其残差的统计分析使用 SPSS 13.0。

1.4 预测结果的准确性检验

通过 102 个验证点 SOM 和 STN 含量实测值与预测值的相关系数(r)及其均方根误差(RMSE)(公式 7)来评价 OK 和 KLU 的预测精度。 r 值越大、RMSE 越小,则精度越高,反之精度越低。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (x_{oi} - x_{pi})^2} \quad (7)$$

式中, N 为验证点数量, x_{oi} 为验证点实测值, x_{pi} 为验证点预测值。

2 结果与分析

2.1 土壤有机质和全氮含量的统计分析

水田、旱地和林地 SOM 和 STN 的描述性统计见表 1,可以看出研究区全部样点的 SOM、STN 含量最小值分别为 $4.71 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 和 $0.29 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$,最大值分别为 $62.76 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 和 $3.75 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$;平均值分别为 $26.06 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 和 $1.47 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$,低于中国东北黑土区,而略高于中国东部地区^[20]。3 种土地利用方式间的 SOM 和 STN 含量差异较大,其中水田的 SOM 和 STN 含量最高,而旱地最低,均约为水田的一半,林地的含量介于水田和旱地之间。全部样点 SOM 和 STN 的变异系数分别为 49.85% 和 47.24%,均属于中等变异程度;3 种土地利用方式中,林地 SOM 和 STN 的变异系数均最高,水田的变异系数均最小,而旱地的变异系数均介于两者之间。偏态系数表明全部样点的 SOM 和 STN 含量均基本符合正态分布。

方差分析表明(表 2),3 种土地利用方式间的 SOM 和 STN 含量差异均达到了显著水平($P < 0.01$)。说明利用公式(3)对 SOM 和 STN 含量进行空间预测是可行的。经检验,去除土地利用方式均值后的 SOM 和 STN 残差也均基本符合正态分布(表 3)。

表 1 各土地利用方式 SOM 和 STN 含量描述性统计								
Table 1 Descriptive statistics of SOM and STN content in various land use patterns								
土壤属性 Soil properties	土地利用 Land use	样点数量 Sample size	最小值 Minimum	最大值 Maximum	均值 Mean	标准差 Standard deviation	变异系数 Coefficient of variation	偏态系数 Skewness
SOM/(g·kg ⁻¹)	水田	128	8.62	58.96	32.08a	9.43	29.40	0.35
	旱地	78	4.71	36.76	15.36c	7.29	47.43	0.72
	林地	48	5.36	62.76	27.39b	17.05	62.27	0.72
	合计	254	4.71	62.76	26.06	12.99	49.85	0.51
STN/(g·kg ⁻¹)	水田	128	0.49	3.75	1.83a	0.56	30.69	0.45
	旱地	78	0.29	2.07	0.91c	0.42	45.98	0.77
	林地	48	0.30	2.85	1.41b	0.76	53.86	0.41
	合计	254	0.29	3.75	1.47	0.69	47.24	0.37

表 2 不同土地利用方式间 SOM 和 STN 含量的方差分析					
Table 2 Analysis of variance table for the SOM and STN between different land use pattern					
土壤属性 Soil property	方差来源 Source of variance	自由度 df	偏差平方和 Sum of squares	均方 Mean square	F
SOM	组间	2	13652.39	6826.20	58.96 **
	组内	251	29058.41	115.77	
	总和	253	42710.81		
STN	组间	2	41.12	20.56	63.86 **
	组内	251	80.81	0.32	
	总和	253	121.93		

* *, P<0.01

表 3 SOM 和 STN 残差数据描述性统计						
Table 3 Descriptive statistics of SOM and STN residuals						
残差 Residual	样点数 Samples size	最小值 Minimum	最大值 Maximum	均值 Mean	标准差 Standard	偏态系数 Skewness
r _{SOM}	254	-23.46	35.37	0.00	10.71	0.71
r _{STN}	254	-1.34	1.92	0.00	0.56	0.49

2.2 地统计分析及克里格插值

SOM 和 STN 原始数据及去除土地利用方式均值后的残差半方差函数及其拟合参数见表 3。采样点 SOM 和 STN 原始数据半方差函数的最优拟合理论模型均为指数模型,而 SOM 和 STN 残差半方差函数的最优拟合模型均为球状模型。各拟合模型的块金方差与基台值之比($C/C_0 + C$)的变化范围从 0.514—0.680,均为中等强度空间自相关^[21]。图 2 为半方差函数拟合曲线。与原始数据相比,SOM 和 STN 残差拟合函数的基台值降低,块金值升高,自相关距离减小,这主要是由于经过去除土地利用类型均值后,由不同土地利用类型造成的结构性方差降低,而局部随机因素的影响相对增加所致。说明土地利用类型间 SOM 和 STN 含量的差异对其变异函数有较大影响,增加了空间预测的不确定性,而通过去除土地利用类型均值后,可降低这种不确定性,从而提高预测精度。

表 3 SOM 和 STN 含量值及其残差的半方差函数模型和参数								
Table 3 Semivariance and the parameters of original values and the residuals of SOM and STN								
属性 Properties	方法 Approach	分布类型 Distribution	理论模型 Model	块金值 C_0	基台值 $C_0 + C$	$C/(C_0 + C)$	变程 Range	决定系数 R^2
SOM	OK	Normal	Exponential	0.253	0.800	0.680	4780	0.667
	KLU	Normal	Sperical	0.342	0.732	0.533	4020	0.726
STN	OK	Normal	Exponential	0.264	0.804	0.672	5100	0.647
	KLU	Normal	Sperical	0.323	0.664	0.514	4650	0.692

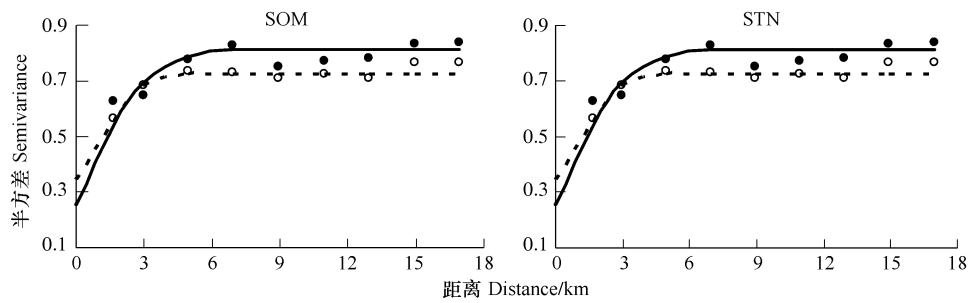


图2 SOM 和 STN 含量值(实线)及其残差(虚线)半方差函数图

Fig. 2 Smivariograms for original data (solid line) and the residuals (dotted line) of SOM and STN contents

2.3 预测精度的对比分析

验证点 SOM 和 STN 预测值与实测值的散点分布见图 3, KLU 得到的 SOM 预测与实测值的回归方程斜率及相关系数 ($a = 0.718$, $r_{KLU} = 0.786$) 均明显高于 OK ($a = 0.189$, $r_{OK} = 0.224$), STN 预测值与实测值之间的斜率和相关系数也具有同样的趋势。对于全部验证样点来说, OK 和 KLU 对 SOM 含量的预测 RMSE 分别为 $12.48 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 和 $6.86 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, 后者仅为前者的 55%; 对 STN 含量值的预测 RMSE 分别为 $0.64 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 和 $0.37 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, 后者仅为前者的 58% 倍, 可以看出 KLU 方法对 SOM 和 STN 的预测精度均高于 OK 方法。

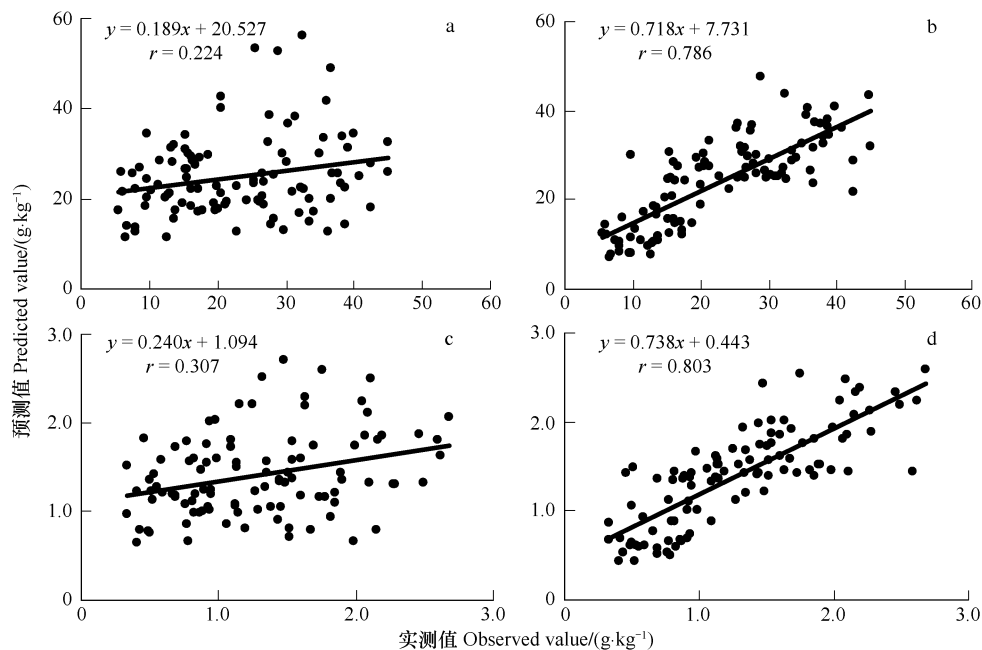


图3 SOM 和 STN 预测值与实测值散点图 (a, b, c 和 d 分别为 SOM(OK)、SOM(KLU)、STN(OK) 和 STN(KLU))

Fig. 3 Scatter plots of predicted and observed values of SOM and STN (a, b, c, and d are SOM(OK), SOM(KLU), STN(OK), and STN(KLU) respectively)

由于相关系数 r 和全部验证样点的 RMSE 仅能反映 2 预测方法的整体精度, 为进一步查明两方法对 SOM 和 STN 预测的误差分布情况, 本研究对水田、旱地和林地 3 种利用方式的预测 RMSE 进行对比分析(图 4)。OK 对水田、旱地和林地 SOM 含量的预测 RMSE 分别为 11.23 、 $13.04 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 和 $14.94 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, 而 KLU 预测的 RMSE 为 5.77 、 $5.95 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 和 $11.61 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, 分别为前者的 51.28%、45.62% 和 77.71%。同时, OK 对水田、旱地和林地预测样点 STN 含量预测的 RMSE 分别为 0.57 、 $0.68 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 和 $0.77 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, 而 KLU 预测的 RMSE 为 0.30 、 $0.34 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 和 $0.64 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, 分别为前者的 52.63%、50% 和 83.12%。分析表明, 相对于 OK 方法,

KLU 对不同土地利用方式 SOM 和 STN 预测精度的提高存在差异:对旱地 SOM 和 STN 的预测精度提高幅度最大,其次是水田,而对林地预测精度的提高幅度最小。原因是旱地和水田在长期相似的耕作制度、田间管理措施下,土壤属性趋于一致,变异性降低,进而降低了其 SOM 和 STN 空间预测的不确定性。而林地由于内部林灌生长历史及地形结构不同,群落组成、覆盖度及地表枯枝落叶层均存在较大差异,导致其 SOM 和 STN 有较强的变异性,造成对其空间预测的不确定性较大。研究表明,旱地和水田土壤通过去除类型均值而使 SOM 和 STN 空间预测的不确定性大幅降低;而林地通过此方法可在一定程度上提高 SOM 和 STN 预测精度,但其空间预测依然存在较大的不确定性^[22]。

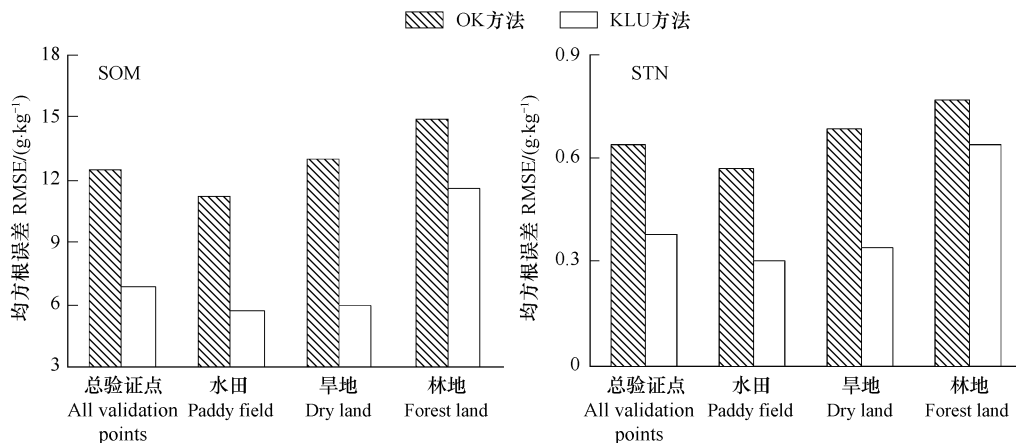


图4 全部验证点及各土地利用方式验证点的 SOM 和 STN 预测 RMSE 对比图

Fig. 4 Comparison of RMSEs of SOM and STN for all validation points and the points of various land use patterns

2.4 SOM 和 STN 含量的空间分布特征

通过 OK 和 KLU 得到的 SOM 和 STN 空间分布如图 5 所示。两方法得到的 SOM 和 STN 空间分布格局基本一致,研究区北部和西南部地区的 SOM 和 STN 含量均较高,而中部地区 SOM 和 STN 含量均较低。这是由于北部和西南部山区是主要林地分布区,土壤土层发育深厚,林灌茂密,地表枯枝落叶增加了 SOM 和 STN 含量;北部和西南部山间沟谷区多为水田,由于面积较小,农业投入相对较多,加上长期淹水条件使 SOM 和 STN 分解速度缓慢^[23],故其 SOM 和 STN 含量也较高。而旱地集中分布在中部地区,由于其 SOM 和 STN 输入较少且分解较快,同时存在不同程度的水土流失,导致 SOM 和 STN 含量均较低。同时,OK 方法得到的图斑较大且分布连续规整,与研究区各土地利用方式交错分布的真实情况明显不符,说明平滑效应导致各土地利用方

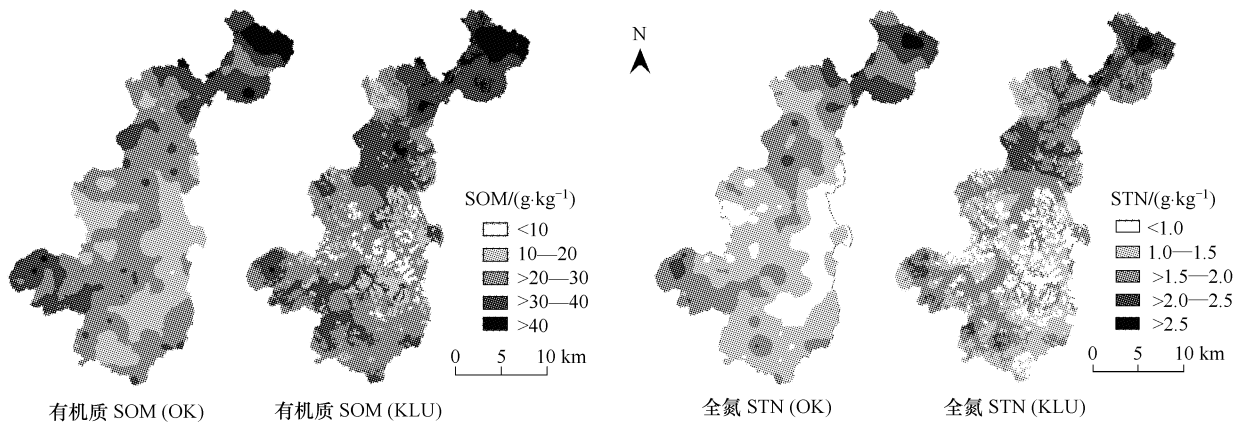


图5 OK 和 KLU 预测的 SOM 和 STN 空间分布图

Fig. 5 Spatial distributions maps of SOM and STN from OK and KLU

式间 SOM 和 STN 含量的差异性大幅降低^[24-25],其插值结果仅能体现 SOM 和 STN 分布的大致趋势,但不能高效地反映研究区的真实状况。由于考虑了各土地利用方式间的 SOM 和 STN 含量的差异性,KLU 得到的各土地利用方式间的 SOM 和 STN 分布为突变而非渐变,体现了各土地利用方式间 SOM 和 STN 含量差异,较好的反映了研究区 SOM 和 STN 的真实分布格局。

3 结论

中国红壤丘陵区地形多变、土地利用方式多样,其 SOM 和 STN 存在较强的空间变异性。直接应用 OK 对 SOM 和 STN 含量进行空间插值,则预测精度不高。而 KLU 方法由于消除了土地利用方式间 SOM 和 STN 含量的差异,降低了空间预测的不确定性,较大幅度的提高 SOM 和 STN 含量的空间预测精度;同时该方法得到的 SOM 和 STN 空间分布图较 OK 预测结果接近现实。研究表明,土地利用方式作为克里格辅助变量来提高中国南方红壤丘陵区 SOM 和 STN 的空间预测精度是可行的,KLU 方法是适合该地区 SOM 和 STN 变异特点的高效预测方法。

References:

- [1] Huang B, Sun W X, Zhao Y C, Zhu J, Yang R Q, Zou Z, Ding F, Su J P. Temporal and spatial variability of soil organic matter and total nitrogen in an agricultural ecosystem as affected by farming practices. *Geoderma*, 2007, 139(3/4): 336-345.
- [2] Gray L C, Morant P. Reconciling indigenous knowledge with scientific assessment of soil fertility changes in southwestern Burkina Faso. *Geoderma*, 2003, 111(3/4): 425-437.
- [3] Wright A L, Hons F M. Soil carbon and nitrogen storage in aggregates from different tillage and crop regimes. *Soil Science Society of America Journal*, 2005, 69(1): 141-147.
- [4] Yang X M, Drury C F, Wander M M, Kay B D. Evaluating the effect of tillage on carbon sequestration using the minimum detectable difference concept. *Pedosphere*, 2008, 18(4): 421-430.
- [5] Wang S Y, Lu P, Wang J L, Yang L, Yang K, Yu T Q. Spatial variability and distribution of soil organic matter and total nitrogen at different scales: a case study in Pinggu County, Beijing. *Acta Ecologica Sinica*, 2008, 28(10): 4957-4964.
- [6] Kerry R, Oliver M A. Determining nugget: sill ratios of standardized variograms from aerial photographs to kriging sparse soil data. *Precision Agriculture*, 2008, 9(1/2): 33-56.
- [7] Zhao Y C, Xu X H, Huang B, Sun W X, Shao X X, Shi X Z. Using robust kriging and sequential Gaussian simulation to delineate the copper- and lead-contaminated areas of a rapidly industrialized city in Yangtze River Delta, China. *Environmental Geology*, 2007, 52(7): 1423-1433.
- [8] Liu T L, Juang K W, Lee D Y. Interpolating soil properties using kriging combined with categorical information of soil maps. *Soil Science Society of America Journal*, 2006, 70(4): 1200-1209.
- [9] Chai X R, Huang Y F, Yuan X Y, Gao R T. Random simulation of soil organic matter using elevation as auxiliary information. *Transactions of the CSAE*, 2008, 24(12): 210-214.
- [10] Minasny B, McBratney A B. Spatial prediction of soil properties using EBLUP with the Matern covariance function. *Geoderma*, 2007, 140(4): 324-336.
- [11] Sumfleth K, Duttman R. Prediction of soil property distribution in paddy soil landscapes using terrain data and satellite information as indicators. *Ecological Indicators*, 2008, 8(5): 485-501.
- [12] Zhang H Z, Shi X Z, Yu D S, Wang H J, Zhao Y C, Sun W X, Huang B R. Spatial prediction of soil temperature in China. *Acta Pedologica Sinica*, 2009, 46(1): 1-8.
- [13] Zhang H M, Wang B R, Xu M G, Fan T L. Crop yield and soil responses to long-term fertilization on a red soil in southern china. *Pedosphere*, 2009, 19(2): 199-207.
- [14] Li Z P, Zhang T L, Chen B Y. Changes of organic carbon and nutrient contents in highly productive paddy soils in Yujiang County of Jiangxi Province. *Scientia Agricultura Sinica*, 2006, 39(2): 324-330.
- [15] Office of Soil Survey in Jiangxi Province, The Soils of Jiangxi Province. Beijing: China Agricultural Sciencetech Press, 1991: 2-4.
- [16] Lu R K. Analysis Method for Soil Agro-Chemistry. Beijing: China Agricultural Sciencetech Press, 2000: 108-109.
- [17] Wang Y Q, Zhang X C, Huang C Q. Spatial variability of soil total nitrogen and soil total phosphorus under different land uses in a small watershed on the Loess Plateau, China. *Geoderma*, 2009, 150(1/2): 141-149.
- [18] Zhang J J, Li F Z, Hu K L, Zhang Q, Guo C X, Huang Y F. Spatial characteristics and impact factors of soil total nitrogen and soil organic matter

- in Taiyuan. *Acta Ecologica Sinica*, 2009, 29(6): 3163-3172.
- [19] Huang S, Rui W Y, Peng X X, Liu W R, Zhang W J. Responses of soil organic carbon content and fractions to land-use conversion from paddy field to upland. *Environmental Science*, 2009, 30(4): 1146-1151.
- [20] Qiu J J, Wang L G, Li H, Tang H J, Li C S, Ranst E V. Modeling the impacts of soil organic carbon content of croplands on crop yields in China. *Scientia Agricultura Sinica*, 2009, 8(4): 464-471.
- [21] Yan X Y, Cai Z C. Number of soil profiles needed to give a reliable overall estimate of soil organic carbon storage using profile carbon density data. *Soil Science and Plant Nutrition*, 2008, 54(5): 819-825.
- [22] Li Y S, Zhang R H, Wang G H, Zhao L, Ding Y J, Wang Y B. Spatial variability characteristics of soil organic carbon and nitrogen reveal typical alpine meadow degradation on Qinghai-Tibetan plateau. *Environmental Science*, 2009, 30(6): 1826-1831.
- [23] Wei J B, Xiao D N, Zeng H, Fu Y K. Spatial variability of soil properties in relation to land use and topography in a typical small watershed of the black soil region, Northeastern China. *Environmental Geology*, 2008, 53(8): 1663-1672.
- [24] Zhang C S, McGrath D. Geostatistical and GIS analyses on soil organic carbon concentrations in grassland of Southeastern Ireland from two different periods. *Geoderma*, 2004, 119(3/4): 261-275.
- [25] Lian G, Guo X D, Fu B J, Hu C X. Prediction of the spatial distribution of soil properties based on environmental correlation and geostatistics. *Transactions of the CSAE*, 2009, 25(7): 237-242.

参考文献:

- [5] 王淑英,路苹,王建立,杨柳,杨凯,于同泉. 不同研究尺度下土壤有机质和全氮的空间变异特征——以北京市平谷区为例. *生态学报*, 2008,28(10):4957-4964.
- [9] 柴旭荣,黄元仿,苑小勇,高如泰. 利用高程辅助进行土壤有机质的随机模拟. *农业工程学报*,2008,24(12):210-214.
- [12] 张慧智,史学正,于东升,王洪杰,赵永存,孙维侠,黄宝荣. 中国土壤温度的空间预测研究. *土壤学报*, 2009,46(1):1-8.
- [14] 李忠佩,张桃林,陈碧云. 江西余江县高产水稻土有机碳和养分含量变化. *中国农业科学*,2006,39(2):324-330.
- [15] 江西省土壤普查办公室,江西土壤. 北京:中国农业科技出版社,1991: 2-4.
- [16] 鲁如坤. 土壤农业化学分析方法. 北京:中国农业科技出版社,2000: 108-109.
- [18] 张建杰,李富忠,胡克林,张强,郭彩霞,黄元仿. 太原市农业土壤全氮和有机质的空间分布特征及其影响因素. *生态学报*, 2009, 29(6): 3163 -3172.
- [19] 黄山,芮雯奕,彭现亮,刘武仁,张卫建. 稻田转变为旱地下土壤有机碳含量及其组分的变化特征. *环境科学*,2009,30(4):1146-1151.
- [20] 邱建军,王立刚,李虎,唐华俊,Changsheng Li, Eric Van Ranst. 农田土壤有机碳含量对作物产量影响的模拟研究. *中国农业科学*, 2009, 42(1):154-161.
- [22] 李元寿,张人禾,王根绪,赵林,丁永建,王一博. 青藏高原典型高寒草甸区土壤有机碳氮的变异特性. *环境科学*,2009, 30(6):1826-1831.
- [25] 连纲,郭旭东,傅伯杰,虎陈霞. 基于环境相关法和地统计学的土壤属性空间分布预测. *农业工程学报*,2009,25(7):237-242.