

采样点空间集聚度对揭示区域土壤全氮变异性的影响^①

孙益权^{1,2}, 张忠启^{1,2*}, 于东升², 茆 彭¹

(1 江苏师范大学地理测绘与城乡规划学院, 江苏徐州 221116;

2 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)

摘 要: 基于余江县中部地区土壤密集采样点, 通过重采样获得 4 个集聚度样点分布等级, 每个等级取 5 个重复, 其分布 VMR 均值(样方分析中的样点数变差-均值比)分别为 0.13、0.83、1.49 和 2.16, 利用普通克里金(OK)和结合土地利用信息的克里金(KLU)方法对土壤全氮(STN)含量进行空间预测, 并通过验证样点比较了 4 种集聚度采样点的 STN 空间预测精度, 以揭示土壤采样点集聚度对 STN 空间预测精度的影响。研究结果表明: 通过两预测方法得到的验证点实测值与预测值散点图的相关系数(r)均随采样点集聚度的增加而降低, 其中 OK 方法的 r 值由 0.400 降低至 0.142, KLU 方法的 r 值由 0.718 降低至 0.542; 两方法的预测平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)随着集聚度的增加均呈现增加趋势, OK 和 KLU 方法的 MAE 分别又由 0.49 和 0.33 增加至 0.61 和 0.44, RMSE 则分别由 0.56 和 0.39 增加到 0.65 和 0.47。表明在土壤采样点数量相同的前提下, 采样点的空间集聚度越低, 即样点分布越均匀, 克里金方法的预测精度越高, 这说明对 STN 进行空间预测时, 基于规则网格的采样点更有利于克里金方法的空间估算; 同时, 采样点空间集聚度对不同克里金方法预测精度的影响也存在差异, 对 KLU 方法的影响大于 OK 方法。

关键词: 土壤全氮; 样点集聚度; 空间预测; 红壤区

中图分类号: S159 文献标识码: A

土壤全氮(Soil total nitrogen, STN)是评价土壤质量的重要指标之一, 不仅直接影响着土壤肥力和生物生长^[1-3], 而且在全球气候变化及氮循环中发挥重要作用^[4-5]。由于影响因子众多, STN 通常具有较强的空间变异性, 准确揭示 STN 空间变异特征是评价农业和环境管理措施的基础。

STN 的空间变异性是土壤氮循环研究的重要内容。当前在遥感等技术手段还不成熟的条件下, 通过野外土壤调查采样和有限样点的点面拓展依然是获取 STN 空间分布特征的主要手段。近些年来, 土壤学者在野外土壤调查时发展了多种采样点布设方法, 主要包括简单随机采样方法^[6-7]、基于土壤学知识的类型采样方法^[8-9]和规则网格采样方法^[10-11]。随机采样方法是基于统计学原理的取样方法, 从完全的总体中随机抽取一定数量样本, 保证了选择的无偏差, 学者们认为其可对总体较好地估计^[12]。由于该方法不需要掌握太多研究区的相关资料而操作方便, 因此该方法成为较常用的采样方法之一。与此同时, 有土壤

学者在研究中发现不同土壤、土地利用等类型之间, STN 含量和变异程度均存在着明显差异, 由此提出按类型分区采样^[13-14], 即先按土壤、土地利用方式等类型信息将研究区域划分为性质较为均匀的类型区, 然后分别独立地从每一类型区中进行采样。该方法可依据各类型区的变异特点设计采样点, 从而在一定程度上有利于提高研究区的整体采样精度^[15]。近些年来, 随着地统计学和地理信息技术的发展, 规则网格采样方法得到了广泛应用, 该方法通常是把一张网格叠加在研究区域上, 选择在每个网格交汇点(或网格中心点)设置取样点, 网格的大小依据研究目的和要求的不同可以从平方米等级到平方千米等级不等^[16-17]。由于该样点布设方法在地理信息系统软件下易于操作, 受到很多土壤学者的青睐。

已有文献表明, 当前土壤调查采样时有多种采样点布设方法, 各布设方法获得土壤采样点在空间上的分布特征不同, 进而其空间集聚度可能存在较大差别。在此基础上, 通过同一空间预测方法揭示 STN

基金项目: 国家自然科学基金项目(41201213; 41571206)和土壤与农业可持续发展国家重点实验室开放基金项目(Y20160008)资助。

* 通讯作者(zhangzq128@126.com)

作者简介: 孙益权(1992—), 男, 江苏丰县人, 硕士研究生, 主要从事土壤资源与环境方面的研究。E-mail: sunyiquan305@163.com

空间变异性时, 采样点集聚度的不同是否会对 STN 空间预测的不确定性造成影响? 目前对这一问题还缺少明确回答。因此, 需要对采样点集聚度与 STN 空间预测不确定性之间的关系开展研究。鉴于此, 本研究以江西省余江县中部地区为例, 基于不同集聚度的土壤采样点, 通过当前最常用的空间预测方法——克里金插值法, 探讨采样点空间集聚度与 STN 空间预测不确定性之间的量化关系, 为高效揭示红壤丘陵区 STN 及其他属性的空间变异性提供有益参考。

1 材料与方 法

1.1 研究区概况

研究区位于江西省余江县中部区域, 地处 $116^{\circ}41' \sim 117^{\circ}09' E$, $28^{\circ}04' \sim 28^{\circ}37' N$, 东西和南北长度分别约为 8 km 和 5 km, 总面积约为 40 km^2 。该地区为亚热带湿润季风气候, 气候温和, 雨水充沛, 日照充足; 年均温为 $17.6^{\circ}C$, 1 月均温为 $5.2^{\circ}C$, 7 月均温 $29.3^{\circ}C$, 年平均降水量 1788.8 mm , 无霜期为 258 d。研究区内地形以低山丘陵为主, 土壤类型以红壤为主, 主要成土母质有红砂岩、第四纪红色黏土、页岩和河流冲积物等^[18], 其土地利用方式以水田、旱地和林地为主。该地区主要作物有水稻、麦类、甘薯、花生、芝麻、甘蔗和油菜等。

1.2 土壤样本采集及处理

本研究 STN 数据来自中国科学院耕地土壤质量分等定级与生产潜力评估项目在江西省余江县的高密度土壤采样点数据库。该项目在余江县全县范围内进行了规则网格采样, 共设计了 3 种采样网格: 首先以 $2 \text{ km} \times 2 \text{ km}$ 网格在全县范围内进行采样, 实际采样时在每个网格中心附近依据土壤和土地利用方式的复杂程度分别布设 2 ~ 3 个土壤采样点, 以供不同的研究目的使用; 其次, 在余江县中部地区以 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 网格进行加密采样, 在每个网格中心位置布设 1 个土壤采样点; 再者, 在 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 网格采样区内, 通过 $0.5 \text{ km} \times 0.5 \text{ km}$ 网格再次加密采样, 每个网格中心位置布设 1 个土壤采样点。本研究选择 3 种采样密度叠加区域的高密度样点集, 以满足不同集聚度样点的重采样需要。研究区共包含 211 个采样点(图 1), 首先从中选择均匀分布的 40 个采样点作为验证样点, 用于不同集聚度样点对揭示 STN 空间变异性的不确定性评价; 其余 171 个土壤采样点供不同集聚度样点的重采样使用。野外采样时, 用 GPS 记录每个采样点的经纬度信息, 并描述各样点的土壤、土地利用及相关环境信息, 所有土壤样品均在 2007 年 11 月农作

物收割完成后采集。土壤样品经过风干、研磨、过筛, 采用凯氏定氮法测定各样品 STN 含量^[19]。

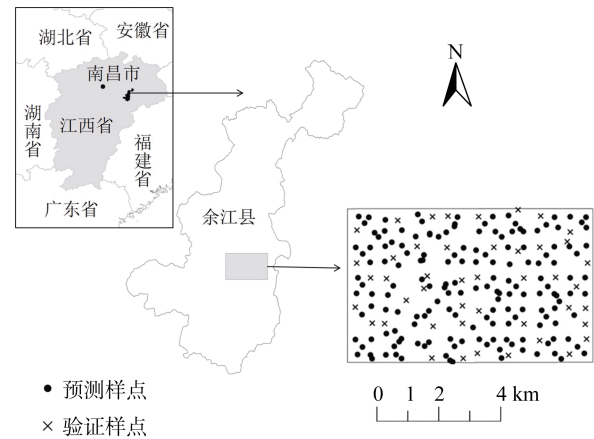


图 1 研究区位置和样点分布图
Fig. 1 Location of study area and sampling sites

1.3 研究方法

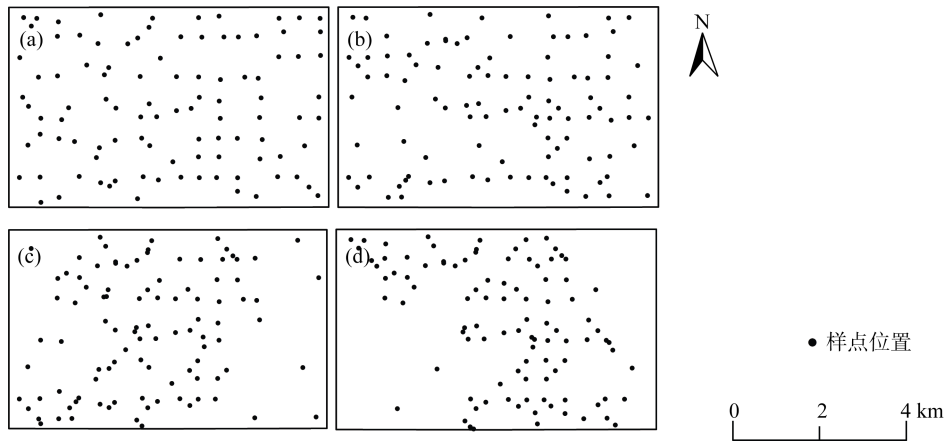
1.3.1 土壤采样点不同集聚度的设置 本研究基于 171 个预测样点, 通过重采样方法得到 4 种集聚度的采样点分布, 每个集聚度的土壤采样点个数均为 100(图 2), 每个集聚度设置 5 个重复。采样点集聚度的设定采用生态学空间分布格局分析中的 VMR(样点数变差-均值比)方法^[20]。在计算采样点的集聚度时, 对研究区布设 40 个 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 的网格, 通过计算每个网格内样点数量以及各网格之间样点数的方差与均值比确定集聚度大小(公式(1)~(3)):

$$\text{VMR} = \frac{V}{\bar{X}} \quad (1)$$

$$V = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \quad (2)$$

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (3)$$

式中: V 为网格之间土壤采样点的方差, 为网格之间的土壤采样点均值, X_i 为第 i 个网格内土壤采样点个数, n 为样方数量。当 $\text{VMR} < 1$ 时, 表示土壤采样点分布较均匀, VMR 值越小, 样点集聚度越低; 当 $\text{VMR} = 1$ 时土壤采样点呈现随机分布; 当 $\text{VMR} > 1$ 时土壤采样点呈现集聚分布, VMR 值越大, 样点集聚度越高。对于 4 种样点集聚度等级, 其 5 次重复的 VMR 均值分别为 0.13、0.83、1.49 和 2.16, 将集聚度等级分别记做 a、b、c 和 d, 在进行样点空间分布展示和土壤全氮空间分布制图时, 均选择每个集聚度等级中最接近 VMR 均值的一次实现作为代表, 其 VMR 分别为 0.12、0.80、1.46 和 2.17。



(a、b、c 和 d 的 VMR 值分别为 0.12、0.80、1.46 和 2.17)

图 2 4 种集聚度样点分布

Fig. 2 Distribution for sampling sites of four aggregation

1.3.2 地统计分析 本研究各集聚度样点均通过普通克里金(OK)和结合土地利用类型的克里金(KLU)方法对采样点 STN 数据进行插值, 以获得研究区 STN 空间变异特征。

OK 方法是一种最优无偏估计方法, 其应用与原理在许多文献中有详细介绍^[21-22]。而 KLU 是将研究区土壤采样点按照土地利用分为水田、旱地和林地 3 种方式, 每个土壤样本的 STN 含量值 $Z(x_{kj})$ 据此可分为两部分: 土地利用方式均值 $\mu(t_k)$ 和残差 $r(x_{kj})$, 如公式(4), 该方法已被证实可大幅度提高红壤丘陵区土壤有机碳和 STN 的空间预测精度^[15, 23]。

$$Z(x_{kj}) = \mu(t_k) + r(x_{kj}) \quad (4)$$

式中: x_{kj} 是土壤样本 $Z(x_{kj})$ 的位置, t_k 是土壤样本所属的土地利用方式。其中残差 $r(x_{kj})$ 作为一个新的变量使用 OK 进行插值, 其变异函数 $\gamma_r(h)$ 及待估点 x_{kj} 预测公式分别见公式(5)和(6), 各待估点的 STN 含量预测值 $\hat{Z}(x_{kj})$ 为类型均值 $\mu(t_k)$ 与残差估计值 $\hat{r}(x_{kj})$ 之和, 如公式(7)。

$$\gamma_r(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{j=1}^{N(h)} [r(x_{kj}) - r(x_{kj} + h)]^2 \quad (5)$$

$$\hat{r}(x_{kj}) = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{n(j)} \lambda_{kj} z(x_{kj}) \quad (6)$$

$$\hat{Z}(x_{kj}) = \mu(t_k) + \hat{r}(x_{kj}) \quad (7)$$

1.3.3 不确定性评价 本研究基于 40 个验证点对不同集聚度土壤采样点的 STN 空间预测结果进行评价。选择绝对平均误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)及预测值与实测值之间的相关系数 r , 作为不同集聚度土壤采

样点插值的不确定性检验指标。MAE 与 RMSE 越小, 相关系数 r 越大, 表明空间预测精度越高, 反之精度越低。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum |X_{oi} - X_{pi}| \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (X_{oi} - X_{pi})^2} \quad (9)$$

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。

本研究的经典统计分析运用数理统计软件 SPSS20.0, 应用 GS+ 9.0 软件进行 STN 半方差函数及理论模型拟合和克里金插值, 不同集聚度的土壤采样点选择和 STN 的空间分布制图在 Arc GIS 10.1 下完成。

2 结果与讨论

2.1 土壤全氮含量的统计特征

全部预测样点的 STN 含量描述统计见表 1。171 个样点 STN 含量值的波动范围为 0.27 ~ 2.56 g/kg, 均值为 1.14 g/kg; 全部样点 STN 含量的变异系数为 0.50, 为中等程度变异^[24]。研究区 3 种土地利用方式的 STN 含量差距较大, 其中水田的 STN 含量最高, 为 1.47 g/kg, 而林地和旱地的含量大幅低于水田, 分别为 0.85 g/kg 和 0.82 g/kg。从 STN 含量变异系数来看, 3 种土地利用方式中旱地采样点的变异系数最大, 达到 0.59, 而水田和林地较低, 分别为 0.33 和 0.30, 约为前者的一半; 从数值上来看, 3 种利用方式的变异系数亦均为中等程度变异。

表 2 为重采样得到的 4 种集聚度(VMR=0.12、0.80、1.46 和 2.17)采样点的 STN 统计结果。可知各

集聚度 STN 含量的变化范围分别为 0.31 ~ 2.56、0.27 ~ 2.56、0.34 ~ 2.56 和 0.27 ~ 2.56 g/kg, 其均值分别为 1.10、1.15、1.09 和 1.14 g/kg, 最大波动幅度为

0.06 g/kg; 4 种集聚度数据的 STN 含量变异系数分别为 0.53、0.52、0.51 和 0.50。可见, 4 种集聚度获得的 STN 含量均值和变异系数差异不大。

表 1 各土地利用方式和全部样点的 STN 含量描述性统计
Table 1 Descriptive statistics of STN contents under various land use patterns

土地利用	样点数量	最小值(g/kg)	最大值(g/kg)	平均值(g/kg)	标准差(g/kg)	变异系数
水田	80	0.31	2.56	1.47	0.49	0.33
旱地	75	0.27	2.37	0.82	0.48	0.59
林地	16	0.41	1.35	0.85	0.26	0.30
总样	171	0.27	2.56	1.14	0.57	0.50

表 2 不同集聚度样点的 STN 含量统计特征
Table 2 Statistical characteristics of STN contents under four aggregation

集聚等级	样点数量	最小值(g/kg)	最大值(g/kg)	平均值(g/kg)	标准差(g/kg)	变异系数
a	100	0.31	2.56	1.10	0.58	0.53
b	100	0.27	2.56	1.15	0.60	0.52
c	100	0.34	2.56	1.09	0.56	0.51
d	100	0.27	2.56	1.14	0.57	0.50

注: a、b、c 和 d 的 VMR 值分别为 0.12、0.80、1.46 和 2.17; 下同。

2.2 土壤全氮含量地统计分析

STN 含量数据(VMR=0.12、0.80、1.46 和 2.17) 及去除土地利用方式均值后的残差数据的半方差函数理论模型及参数见表 3 和图 3。4 种集聚度等级采样点 STN 含量原始数据的半方差函数最优拟合模型均为指数模型, 其块金值分别为 0.05、0.08、0.14 和 0.18, 相应的基台值分别为 0.38、0.36、0.33 和 0.36, 基台效应(块金值/基台值)分别为 0.87、0.78、0.58 和 0.50。从空间自相关程度来看, a 和 b 两等级为高度

自相关, c 和 d 等级为中等程度自相关^[25]。就去除均值后的 STN 残差数据而言, a、c 和 d 三种集聚度的最优拟合模型均为指数模型, b 集聚度最优拟合模型为球状模型, 其块金值分别为 0.02、0.03、0.01 和 0.02, 相应的基台值分别为 0.18、0.23、0.15 和 0.17, 基台效应(块金值/基台值)分别为 0.89、0.88、0.93 和 0.87, 4 种集聚度均为高等程度自相关。可见, 去除利用方式均值后的残差数据的稳定性优于 STN 含量原始数据, 有助于提高 STN 空间预测精度。

表 3 STN 原始数据和残差含量的半方差函数理论模型和参数
Table 3 Semivariance models and the parameters for original data and residuals of STN contents

插值方法	集聚等级	拟合模型	块金值	基台值	基台效应	变程(m)	R^2
OK	a	指数	0.05	0.38	0.87	2643	0.96
	b	球状	0.08	0.36	0.78	2157	0.94
	c	指数	0.14	0.33	0.58	2739	0.84
	d	指数	0.18	0.36	0.50	3456	0.94
KLU	a	指数	0.02	0.18	0.89	1089	0.79
	b	指数	0.03	0.23	0.88	1062	0.84
	c	指数	0.01	0.15	0.93	765	0.38
	d	指数	0.02	0.17	0.87	750	0.46

2.3 土壤全氮空间分布特征

基于 OK 和 KLU 方法的 4 种集聚度(VMR=0.12、0.80、1.46 和 2.17)STN 含量空间预测结果见图 4。可以看出, 4 种集聚度采样点的 STN 含量空间分布格局大致相同, 但局部地区的空间预测存在明显差异。

STN 分布整体表现为东北部含量高西南部含量低, 东北部的部分区域 STN 含量超过了 2.0 g/kg, 而西南部大部分地区 STN 含量不足 1.0 g/kg。STN 含量较高的区域多为水田集中分布区, 而含量较低区域多为旱地和林地分布区。水田的 STN 较高是由于该利用方

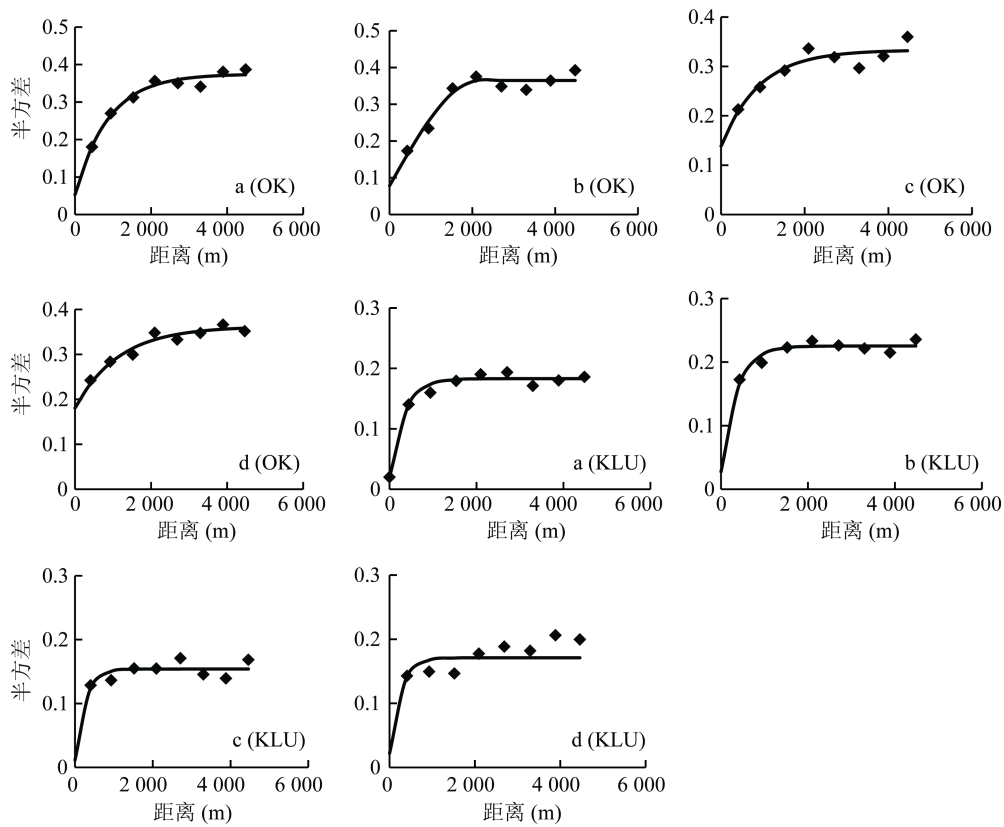


图 3 STN 含量原始值与残差值半方差函数图

Fig. 3 Smivariograms for original data and residuals of STN contents

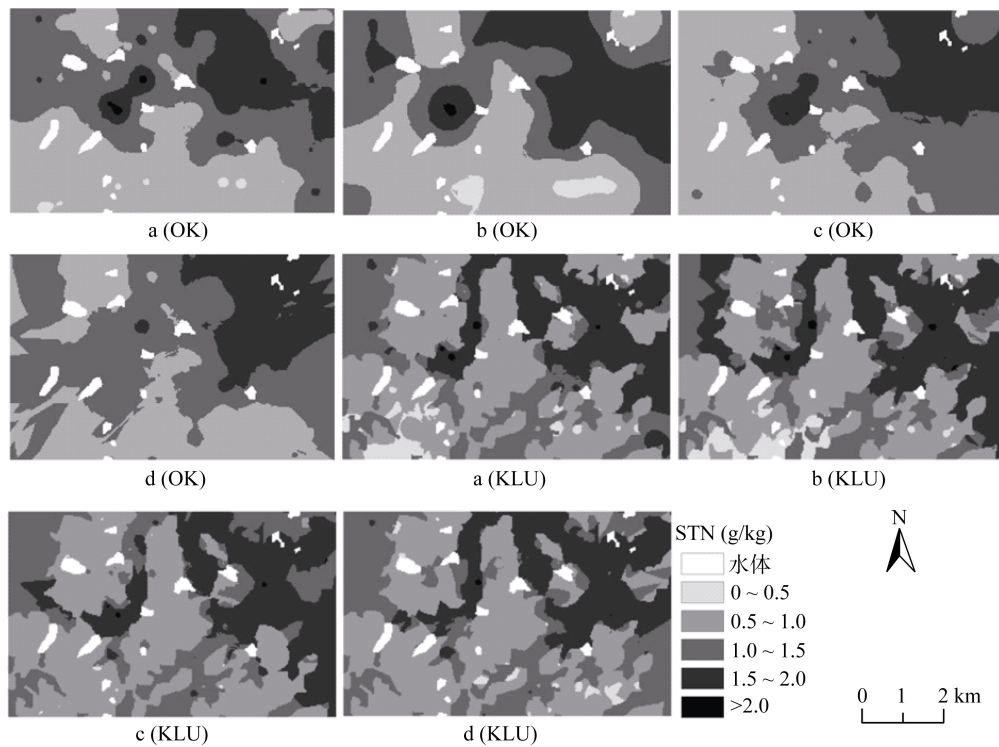


图 4 基于 OK 和 KLU 方法的 STN 含量分布图

Fig. 4 Spatial distributions maps of STN contents from OK and KLU

式的农业产出效益高,农业投入如氮肥的投入相对较多,使得水田的 STN 含量维持在较高水平。相反,

旱地与林地的产出较低,相对的投入也较少,使得其 STN 含量远低于水田。OK 方法得到的空间分布图斑

连续规整,与研究区内复杂的土地利用类型不符,导致空间预测精度下降。由于考虑了各土地利用方式间的 STN 含量的差异性,KLU 方法得到的 STN 分布体现了各土地利用方式间的 STN 含量差异,较好地反映了研究区 STN 的真实分布。

2.4 不确定性评价

通过 OK 和 KLU 方法得到的 4 种集聚度的验证点 STN 预测值与实测值的散点分布见图 5。其中,通过 OK 方法得到的 a、b、c 和 d 集聚度的回归方程相关系数分别为 0.400、0.315、0.294 和 0.142;通过 KLU 方法得到的 4 种集聚度的回归方程相关系数分别为 0.718、0.669、0.623 和 0.542。可见基于两种预测方法,回归方程的相关系数均随着采样点集聚度的增加而降低。这表明随着采样点集聚度的增加,STN

含量的预测精度出现降低。

不同集聚度 STN 含量预测 MAE 和 RMSE 均值(5 次重复的平均值)见表 4。通过 OK 方法得到的 a、b、c 和 d 集聚度的 MAE 均值分别为 0.49、0.53、0.56 和 0.61 g/kg(表 4),d 集聚度的 MAE 较 a 集聚度增加了 24%;4 种集聚度的 RMSE 分别为 0.56、0.59、0.62 和 0.65 g/kg,d 集聚度的 RMSE 较 a 集聚度增加了 16%。随着集聚度的增加,MAE 和 RMSE 均呈现增加趋势。通过 KLU 方法得到的 a、b、c 和 d 集聚度的 MAE 均值分别为 0.33、0.37、0.38 和 0.44 g/kg,d 集聚度的 MAE 较 a 集聚度增加了 33%;4 种集聚度的 RMSE 分别为 0.39、0.42、0.45 和 0.47 g/kg,d 集聚度的 RMSE 较 a 集聚度增加了 21%。MAE 和 RMSE 也均随着集聚度的增加呈现增大趋势。

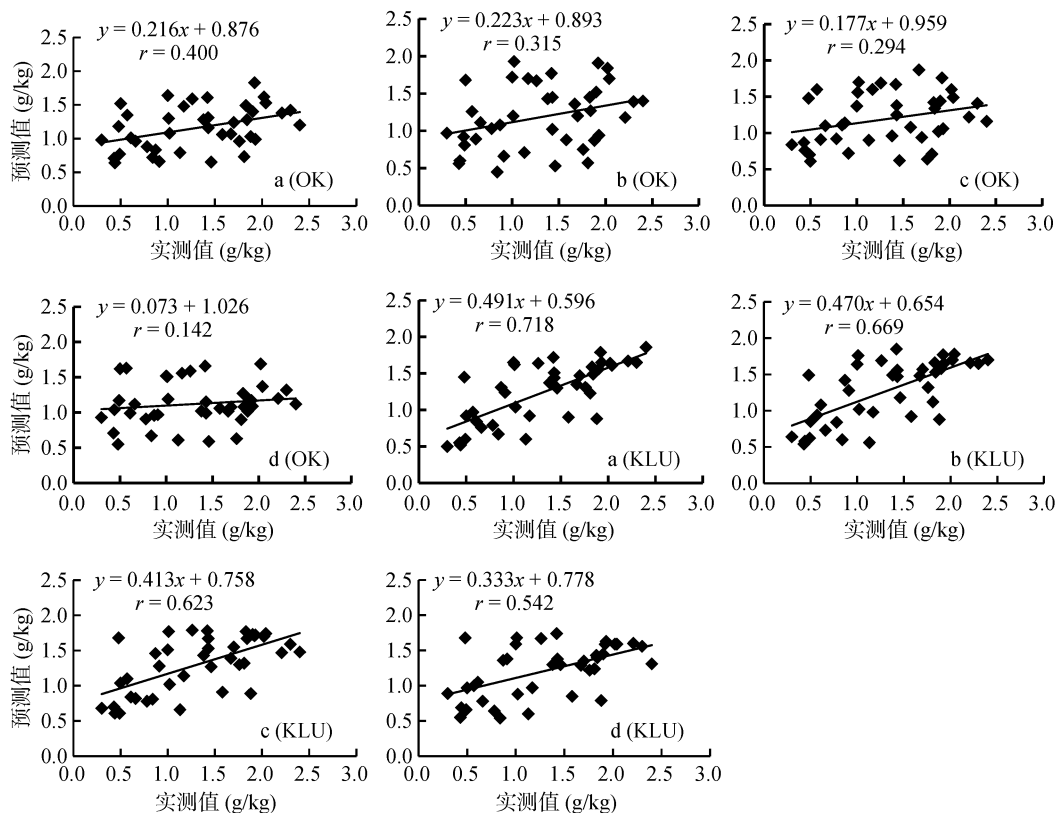


图 5 验证样点的 STN 含量预测与实测值散点图
Fig. 5 Scatter plots of predicted and observed STN contents

表 4 不同集聚度 STN 含量的预测 MAE 和 RMSE(g/kg)
Table 4 MAEs and RMSEs of STN contents under four aggregation

集聚等级	MAE(OK)	RMSE(OK)	MAE(KLU)	RMSE(KLU)
a	0.49	0.56	0.33	0.39
b	0.53	0.59	0.37	0.42
c	0.56	0.62	0.38	0.45
d	0.61	0.65	0.44	0.47

结果表明,两种克里金方法的 STN 预测精度均随集聚度的增加而降低;其中 KLU 方法降低幅度整体较 OK 方法更明显。样点分布集聚度对 STN 的空间预测精度能产生影响,这与克里金插值方法的空间估算原理有关。一般来讲,采样点越均匀,在同一步长范围内用于估算任意待估点的实际采样点数量越能得到保证;相反,采样点越不均匀,就会出现局部

区域采样点过多而造成信息重复,而某些区域待估点周围在步长范围内的实际采样点数量大幅减少甚至没有,这对研究区全部待估点的整体估算极为不利;加上克里金本身的平滑效应,造成样点密集区域对待估点精度的提高无法弥补样点稀疏区域的精度损失,进而导致整体预测的降低。这与国内外其他学者的研究结果一致,如 Kerry 和 Oliver^[25]及史舟等^[26]认为,使用克里金方法制图时,基于规则网格的均匀采样可使克里金预测误差最小。不同的克里金方法对样点分布的响应略有差异,两种方法比较,KLU 方法预测精度对土壤样点空间集聚度的变化较 OK 方法更为敏感。研究表明,土壤采样点空间集聚度对克里金方法预测 STN 空间变异有较大影响,样点分布集聚度越低,克里金的 STN 空间预测精度越高;反之,样点分布集聚度越高,其 STN 空间预测精度越低。本研究结果对红壤区通过野外土壤采样获得 STN 及其他土壤属性的空间变异特征具有参考价值。

3 结论

本研究基于红壤区 4 种集聚度的采样点,通过普通克里金(OK)和结合土地利用信息的克里金(KLU)两种方法进行 STN 空间预测,结果表明,两种克里金方法的 STN 预测精度均随着集聚度的增加呈现下降趋势,说明土壤采样点的空间分布特征对揭示 STN 有重要影响。在相同样点数量前提下,样点空间分布越均匀,通过克里金方法获得的 STN 变异信息的不确定性越小,反之则越大。这也表明规则网格采样点对克里金方法的空间运算较为有利,在使用克里金方法进行 STN 空间预测时,基于规则网格采样获得的均匀分布样点对揭示 STN 空间变异特征的可靠性更高。

参考文献:

[1] 赵业婷,常庆瑞,李志鹏,等. 基于 Cokriging 的耕层土壤全氮空间特征及采样数量优化研究[J]. 土壤学报, 2014, 51(2): 415-422

[2] 杨丽霞,陈少锋,安娟娟,等. 陕北黄土丘陵区不同植被类型群落多样性与土壤有机质、全氮关系研究[J]. 草地学报, 2014, 22(2): 291-298

[3] 陈颂超,冯来磊,李硕,等. 基于局部加权回归的土壤全氮含量可见-近红外光谱反演[J]. 土壤学报, 2015, 52(2): 312-320

[4] 焦闪闪,张黎明,蒋威,等. 基于 1 5 万土壤数据库的福建省耕地全氮储量动态变化研究[J]. 土壤学报, 2016, 53(5): 1107-1119

[5] Dormaar J F, Smoliak S, Willms W D. Distribution of nitrogen fractions in grazed and ungrazed fescue grassland

Ah horizons[J]. Journal of Range Management, 1990, 43(1): 6-9

[6] 王志刚,赵永存,黄标,等. 采样点数量对长三角典型地区土壤肥力指标空间变异解析的影响[J]. 土壤, 2010, 42(3): 421-428

[7] Zhang S L, Zhang X Y, Liu Z H, et al. Spatial heterogeneity of soil organic matter and soil total nitrogen in a Mollisol watershed of Northeast China[J]. Environmental Earth Sciences, 2014, 72(1): 275-288

[8] 曹祥会,龙怀玉,雷秋良,等. 河北省表层土壤可侵蚀性 K 值评估与分析[J]. 土壤, 2015, 47(6): 1192-1198

[9] 韩波,高艳妮,郭杨,等. 三江源区高寒草地上生物量遥感反演模型研究[J]. 环境科学研究, 2017, 30(1): 67-74

[10] 赵明松,张甘霖,李德成,等. 苏中平原南部土壤有机质空间变异特征研究[J]. 地理科学, 2013, 33(1): 83-89

[11] Zhu H X, Chen X M, Zhang Y. Temporal and spatial variability of nitrogen in rice-wheat rotation in field scale[J]. Environmental Earth Sciences, 2013, 68(2): 585-590

[12] 张仁铎. 空间变异理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 27-35

[13] 陈涛,常庆瑞,刘钊,等. 耕地土壤有机质与全氮空间变异性对粒度的响应研究[J]. 农业机械学报, 2013, 44(10): 122-129

[14] 杨小林,李义玲,朱波,等. 紫色土小流域不同土地利用类型的土壤氮素时空分异特征[J]. 环境科学学报, 2013, 33(10): 2807-2813

[15] Zhang Z Q, Yu D S, Shi X Z, et al. Application of categorical information in the spatial prediction of soil organic carbon in the red soil area of China[J]. Soil Science and Plant Nutrition, 2010, 56(2): 307-318

[16] Bayramin I, Basaran M, Erpul G, et al. Comparison of soil organic carbon content, hydraulic conductivity, and particle size fractions between a grassland and a nearby black pine plantation of 40 years in two surface depths[J]. Environmental Geology, 2009, 56(8): 1563-1575

[17] Bellamy P H, Loveland P J, Bradley R I, et al. Carbon losses from all soils across England and Wales 1978-2003[J]. Nature, 2005, 437(7056): 245-248

[18] 江西省余江县土壤普查办公室. 江西省余江县土种志[M]. 北京: 中国农业科技出版社, 1986:

[19] 鲁如坤. 土壤农业化学分析方法[M]. 北京: 中国农业科技出版社, 1999: 108-109

[20] 王劲峰,廖一兰,刘鑫. 空间数据分析教程[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 74-75

[21] 甄贞,郭志英,赵颖慧,等. 基于局域模型的凉水国家自然保护区土壤全氮空间分布[J]. 应用生态学报, 2016, 27(2): 549-558

[22] 张彬,杨联安,杨粉莉,等. 苹果主产区土壤养分空间分布特征及其影响因素——以陕西省礼泉县为例[J]. 土壤, 2016, 48(4): 777-784

[23] Zhang Z Q, Yu D S, Shi X Z, et al. Priority selection rating of sampling density and interpolation method for

- detecting the spatial variability of soil organic carbon in China[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2015, 73(5): 2287–2297
- [24] Zhang X Y, Zhang Y Y, Meng X D, et al. Spatial variability of nutrient properties in black soil of northeast China[J]. *Pdosphere*, 2007, 17(1): 19–29
- [25] Kerry R, Oliver M A. Comparing sampling needs for variograms of soil properties computed by the method of moments and residual maximum likelihood[J]. *Geoderma*, 2007, 140(4): 383–396
- [26] 史舟, 李艳. 地统计学在土壤学中的应用[M]. 北京: 中国农业出版社, 2006: 141–142

Effects of Sampling Point Aggregation on Detecting Spatial Variability of Regional Soil Total Nitrogen

SUN Yiquan^{1,2}, ZHANG Zhongqi^{1,2*}, YU Dongsheng², MAO Peng¹

(1 *School of Geography, Geomatics and Planning, Jiangsu Normal University, Xuzhou, Jiangsu 221116, China*; 2 *State Key Laboratory of Soil and Sustainable Agriculture, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China*)

Abstract: Based on dense soil samples collected from the middle-area of Yujiang County to get 4 aggregation grades of samples distribution by resample which included 5 repetitions in each one, the VMRs which represent the mean variance of samples in quadrat analysis were 0.13, 0.83, 1.49 and 2.16, respectively. Ordinary kriging (OK) and kriging combined with land use pattern information (KLU) were used to predict soil total nitrogen (STN) spatial distribution pattern, and 40 samples were validated to compare the prediction accuracy of these four aggregation grades, and to reveal the aggregation grades of samples distribution impact on prediction accuracy of STN. The results showed that the correlation coefficients r between measured and predicted STN contents from OK and KLU were decreased with increasing aggregation, and the r values reduced from 0.400 to 0.142 for OK and from 0.718 to 0.542 for KLU, respectively. The mean absolute errors (MAEs) and the root mean square errors (RMSEs) of STN from OK and KLU increased with increasing aggregation, and MAEs increased from 0.49 to 0.61 for OK and from 0.33 to 0.44 for KLU, and RMSEs increased from 0.56 to 0.65 for OK and from 0.39 to 0.47 for KLU, respectively, indicating that on the premise of the same number of samples, the lower aggregation that the samples distribution more uniform, the higher prediction accuracy by kriging. It shows that using the regular grid sampling is more conducive to spatial estimation when spatial prediction for STN, and the spatial aggregation of samples also have different impacts on the prediction accuracy with different kriging, and the impacts on KLU is greater than OK.

Key words: Soil total nitrogen; Aggregation of samples; Spatial prediction; Red soil region