

短距离样点对土壤呼吸空间变异预测精度的影响

谢梦姣, 陈奇乐, 张俊梅, 康营, 吴超玉, 刘琦, 王洋

引用本文:

谢梦姣, 陈奇乐, 张俊梅, 等. 短距离样点对土壤呼吸空间变异预测精度的影响[J]. *中国生态农业学报(中英文)*, 2020, 28(3): 421–428.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13930/j.cnki.cjea.190703>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

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

Prediction of spatial distribution of soil available iron in a typical hilly farmland using terrain attributes and random forest model

中国生态农业学报. 2018, 26(3): 422–431 <https://doi.org/10.13930/j.cnki.cjea.170461>

四川省仁寿县土壤有机碳空间分布特征及其主控因素

Spatial variability of soil organic carbon and related controlling factors in Renshou County, Sichuan Province

中国生态农业学报. 2015(1): 34–42 <https://doi.org/10.13930/j.cnki.cjea.141034>

典型喀斯特高基岩出露坡地表层土壤有机碳空间异质性及其储量估算方法

Spatial heterogeneity and storage assessment method of surface soil organic carbon in high bulk–rock ratio slopes of Karst Regions

中国生态农业学报. 2015(6): 676–685 <https://doi.org/10.13930/j.cnki.cjea.141369>

基于改进OK模型的土壤有机质空间分布预测——以宜都市红花套镇为例

Prediction of spatial distribution of soil organic matter based on improved OK models: A case study of Honghuatao Town in Yidu City

中国生态农业学报(中英文). 2019, 27(1): 131–141 <https://doi.org/10.13930/j.cnki.cjea.180348>

地形及土壤多样性与耕地动态变化的相关分析

Correlation analyses among terrains diversity, soil types diversity, and dynamic change in arable land

中国生态农业学报(中英文). 2019, 27(11): 1755–1766 <https://doi.org/10.13930/j.cnki.cjea.190272>

DOI: 10.13930/j.cnki.cjea.190703

谢梦姣, 陈奇乐, 张俊梅, 康营, 吴超玉, 刘琦, 王洋. 短距离样点对土壤呼吸空间变异预测精度的影响[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2020, 28(3): 421-428

XIE M J, CHEN Q L, ZHANG J M, KANG Y, WU C Y, LIU Q, WANG Y. Effects of short distance sampling on the prediction accuracy of the spatial variability of soil respiration[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2020, 28(3): 421-428

短距离样点对土壤呼吸空间变异预测精度的影响*

谢梦姣¹, 陈奇乐², 张俊梅², 康营², 吴超玉², 刘琦¹, 王洋^{1**}

(1. 河北农业大学国土资源学院 保定 071000; 2. 河北农业大学资源与环境科学学院 保定 071000)

摘要: 不同采样设计会对土壤呼吸空间变异特征的预测精度产生重要影响。本研究选取黄淮海平原北部潮土区 1 km×1 km 夏玉米样地, 在 7×7 单元规则格网(样点间距 167 m)、完全随机(样点平均间距 433 m)以及 3×3 单元规则格网+完全随机(样点平均间距 405 m)3 种布点方式的基础上, 保持样本总量(49)不变, 以占总样点 2%~14%的短距离样点(样点间距 4 m)随机替换原方案相应样点个数的方法优化布点方式, 应用普通克里金法插值, 以均方根误差(RMSE)和确定系数(R^2)作为验证指标, 检验基于 3 种布点方式设置的短距离样点对土壤呼吸空间变异预测精度的影响。结果表明: 研究区土壤呼吸平均速率为 $2.65 \mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$, 空间分布均呈西高东低, 表现出中等程度变异。采样设计对土壤呼吸空间分布的预测精度影响显著, 基于 3 种布点方式设置短距离样点可提高预测精度 7%~13%。无短距离样点替换时, 规则格网+完全随机的布点方式最优, 比完全随机布点和规则格网布点的空间插值预测精度分别提高 10%和 22%; 设置短距离样点替换后, 在最优布点方式(规则格网+完全随机)中, 对土壤呼吸空间变异的预测精度可再提高 4%~7%, 其中短距离样点个数占样本总量 10%对土壤呼吸空间变异预测精度的提高最为明显。研究发现, 基于相同的样本数量设置短距离样点可增加区域范围内样点密度, 提高土壤呼吸空间变异预测精度及试验结果的可靠性。因此, 在黄淮海平原北部潮土区 100 hm^2 尺度的夏玉米样地中, 规则格网+完全随机+10%短距离样点的布点方式是预测土壤呼吸空间变异最适宜的采样布点方式。

关键词: 土壤呼吸; 空间变异; 采样设计; 预测精度; 短距离样点; 普通克里金

中图分类号: S159.3

开放科学码(资源服务)标识码(OSID):



Effects of short distance sampling on the prediction accuracy of the spatial variability of soil respiration*

XIE Mengjiao¹, CHEN Qile², ZHANG Junmei², KANG Ying², WU Chaoyu², LIU Qi¹, WANG Yang^{1**}

(1. College of Land and Resources, Hebei Agricultural University, Baoding 071000, China; 2. College of Resources and Environment, Hebei Agricultural University, Baoding 071000, China)

Abstract: Sampling design is important for the prediction accuracy of the spatial variability of soil respiration. In this study, a plot of 1 km × 1 km was selected in a summer maize field from the northern part of the Huang-Huai-Hai Plain. Each of the forty-nine sampling sites were set on the basis of three different sampling designs, including a regular grid of 7 × 7 unit rule (with a spacing of 167 m), completely random (with an average spacing of 433 m), and a regular grid of 3 × 3 unit rule combined with completely

* “十三五”国家重点研发计划“粮食丰产增效科技创新”项目(2018YFD0300504)资助

** 通信作者: 王洋, 主要从事土地利用变化与资源环境效应研究。E-mail: xiaoyiranwy85@163.com

谢梦姣, 主要从事土地资源利用与环境效应研究。E-mail: xiemengjiao94@163.com

收稿日期: 2019-09-27 接受日期: 2019-11-07

* This study was funded by the National Key Research and Development Project of China (2018YFD0300504).

** Corresponding author, E-mail: xiaoyiranwy85@163.com

Received Sep. 27, 2019; accepted Nov. 7, 2019

random (with an average spacing of 405 m). To optimize the layout, based on the 3 designs, we maintained the total number of samples (49) and replaced the original sampling with short-distance sampling points for 2% to 14% of the total number of samples (with a spacing of 4 m). The spatial interpolation was finished with the ordinary Kriging interpolation method. The root mean square error (RMSE) and determination coefficient (R^2) were chosen as indicators to investigate the effects of short distance sampling on the prediction accuracy of the spatial variability of soil respiration. The results showed that the spatial distribution of soil respiration under the three sampling designs was high in the west and low in the east, with moderate variation. Different sampling designs had significant impacts on the prediction accuracy of the spatial variability of soil respiration. The short distance sampling under the three sampling designs increased the prediction accuracy of the spatial variability of soil respiration by 7%–13%. Without short distance samples, the sampling design of the regular grid combined with completely random had the highest prediction accuracy, which was 10% and 22% higher than the regular grid and completely random sampling designs, respectively. Upon the replacement with short distance sampling, the prediction accuracy of the optimal sampling design (regular grid combined with completely random) was increased by 4%–7%. The prediction accuracy of the spatial variability of soil respiration was most obviously improved when the proportion of short distance samples was 10% of the whole size. This study found that setting short distance samples based on the same sample size could increase the sample density within a region and improve the prediction accuracy of soil respiration spatial variation and the reliability of experimental results. Therefore, a completely random sampling design combined with a regular grid and 10% short distance samples is a better choice for the soil respiration spatial variation estimation of a 1 km × 1 km plot in a summer maize field from the northern part of the Huang-Huai-Hai Plain. The results of this study provide guidance for relevant research and field sampling designs.

Keywords: Soil respiration; Spatial variation; Sampling design; Prediction accuracy; Short distance sample; Ordinary Kriging

土壤呼吸作为陆地生态系统中仅次于总初级生产量的第二大碳通量, 在全球范围总量值预测达到 68~100 $\text{Pg}\cdot\text{a}^{-1}$, 是实现生态系统碳循环的一个关键生态过程^[1]。土壤呼吸在地理空间上具有多尺度、多方向性的复杂变化, 提高土壤呼吸空间变异模拟精度对预测区域尺度的土壤碳通量具有重要意义。

田间土壤呼吸的测定耗时费力且时间窗口有限, 基于有限的样本量预测土壤呼吸空间变异特征时, 合理的布点方式对提高预测精度至关重要。最新研究指出设置短距离样点(一个研究区中采样点之间距离相较于常规布点方式更短的样点)能显著提高土壤属性空间变异的预测精度^[2]。Stein^[3]在设置短距离样点的一维模拟研究中, 发现拟合函数的空间协方差参数在最大值附近非常平稳, 拟合效果明显提高。Haskard 等^[4]在进一步的二维模拟中发现增加 10%短距离样点时, 空间协方差参数的标准误差减少, 空间预测精度显著提高。然而, 在短距离样点影响土壤属性空间预测精度的研究中, 不同布点方式下的预测差异尚不明确。前人研究表明, 规则格网、完全随机等布点方式在土壤属性空间变异特征预测中表现不同^[5]。申祥民等^[6]应用完全随机与规则格网布点方式对土壤含水率的空间变异进行预测, 发现完全随机布点方式优于规则格网布点方式。但 Wang 和 Qi^[7]通过对土壤污染物的空间变异结构特征研究, 发现相同采样密度下, 规则格网采样比完全随机和分层采样模式的预测精度更高。因此, 基于不同布点方式设置短距离样点后, 对土壤属性空间变异的预

测精度影响亟待研究。

本研究基于规则格网、完全随机, 以及规则格网+完全随机 3 种布点方式, 分别设置占各布点方式样本总量(49 个)2%~14%的短距离样点, 以探究预测土壤呼吸空间变异的最佳布点设计, 为田块尺度土壤采样设计的相关研究与实践提供参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于黄淮海平原北部, 选取河北省宁晋县(114°46′~115°15′E, 37°24′~37°48′N)地形无起伏的代表性区域的 1 km×1 km 农田作为采样区(图 1)。该区域属暖温带半干旱季风气候, 年平均降水量和气温分别为 449.1 mm 和 12.8 °C。研究区土壤类型主要是潮土, 土地利用方式为农田, 耕作制度为小麦(*Triticum aestivum*)-玉米(*Zea mays*)轮作耕地, 一年两熟。

1.2 研究方法

1.2.1 采样点设计

本研究设置 3 种布点方式, 方案 a 为规则格网布点, 即在 7×7 单元的规则格网顶点设置采样点共 49 个, 样点间距 167 m; 方案 b 为完全随机布点 49 个, 样点平均间距 433 m; 方案 c 为规则格网+完全随机布点 49 个, 其中选取方案 a 中嵌套的 3×3 单元规则格网设置 9 个采样点, 选取方案 b 中完全随机布点设置 40 个采样点, 样点平均间距 405 m(表 1)。在 3 种布点方式的基础上, 保持样本总量(49)不变, 以占总样点 2%~14%的短距离样点随机替换原方案相应样点个数的方法优化

布点方式。为获取短期内可比的土壤呼吸测量值, 样本总量不可过大, 因此, 在不同方案中部分样点在合理范围内重复使用, 所有设置方案共设采样点 100 个, 采样点为半径 0.097 m 的圆形。短距离样点的设置方法为随机选取 1 个已布设样点, 设置在随机方向上与

该点距离为 δ 的点作为短距离样点(图 1)。

$$\delta = \frac{1}{5} \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n l_i \quad (1)$$

式中: n 为研究区内采样点个数, l 为每一个采样点与其最近采样点的距离^[2], 本研究中 $\delta=4$ m。

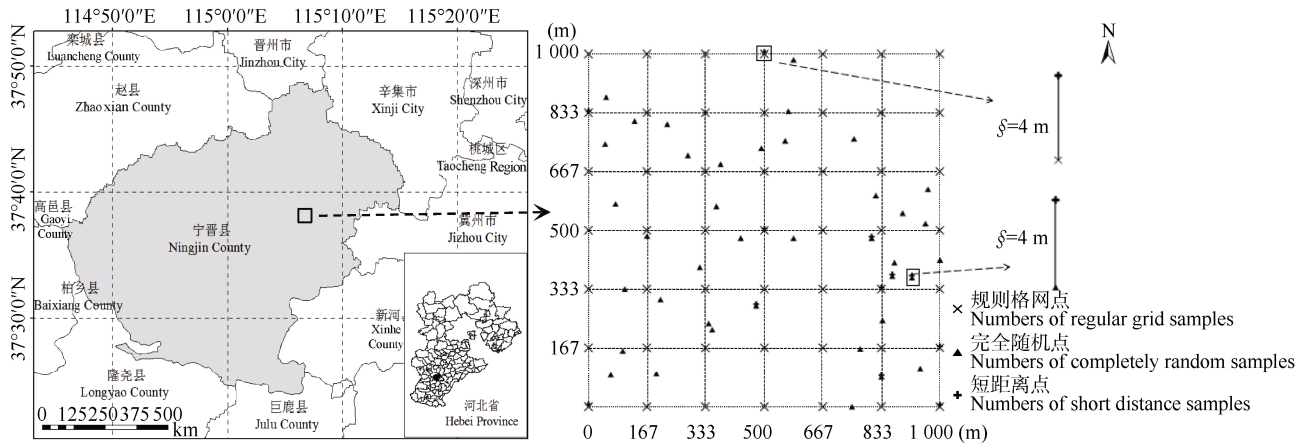


图 1 研究区域不同样点布设方案的样点分布图
Fig. 1 Samples distribution of different sampling methods in the study area

表 1 不同样点设计方案的样点布设方法
Table 1 Sample layout of different sampling methods

布点方案 Sampling method	基础布点方法 Basic sampling method	短距离样点数 Short distance samples number ¹⁾
a	规则格网点(49 个样点) Regular grid (7×7 unit with plots spacing of 167 m)	样点总数的 0~14%, 0~7 个逐个增加 0~7 (0~14% of total samples) short distance samples
b	完全随机点(49 个样点) Completely random (49 samples, average samples spacing 433 m)	样点总数的 0~14%, 0~7 个逐个增加 0~7 (0~14% of total samples) short distance samples
c	规则格网点(9 个样点)+完全随机点(40 个) Regular grid (9 samples) and completely random (40 samples)	样点总数的 0~14%, 0~7 个逐个增加 0~7 (0~14% of total samples) short distance samples

1) 在增加短距离样点数的同时, 相应随机减少常规布设的样点数。1) The total number of every sampling method is kept the same at 49 samples, including basic samples and short distance samples, i.e. with the increase of short distance samples number, the basic samples number decreased.

1.2.2 土壤呼吸的测定

于 2018 年植株未收割的夏玉米收获期(9 月 28—30 日)的无风天气, 于玉米行间采用 LI8100(LICOR, 美国)进行土壤呼吸测定(一个样点的土壤呼吸值由仪器在 4.5~5.5 min 内选取的 16 个最佳测量值通过多项式拟合所得), 测定时间为上午 9:00—11:00, 同时测定 5 cm 和 10 cm 土壤温度、5 cm 土壤水分含量。为减少对土壤表层的扰动, 用于放置 LI8100 测量室的 PVC 环(长 10 cm, 内径 0.194 m)埋设深度为 5 cm, 并于测定前 24 h 剪除环内杂草。

1.3 数据处理与精度检验

1.3.1 数据处理与正态检验

应用 Microsoft Excel 2010 和 SPSS 17.0 进行土壤呼吸数据统计分析。本研究将 3s 准则法识别后未发现异常值的土壤呼吸数据按照布点方案进行样本

创建, 并予以 K-S 正态分布检验, 发现本研究各方案土壤呼吸数据均符合正态分布。

1.3.2 空间插值

空间插值是应用地统计学原理, 通过已知部分空间样本信息对未知地理空间特征进行预测的方法^[8]。本研究使用 GS+ 10.0 进行土壤呼吸空间变异的半变差函数分析, 应用普通克里金(Ordinary Kriging, OK)插值方法对 3 种布点设计方案进行田块尺度的土壤呼吸空间插值预测, 由 ArcGIS 10.2 进行土壤呼吸空间分布特征制图^[9-12]。

半变差函数公式:

$$\bar{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (2)$$

式中: h 为变程, 即样本间距(range), $N(h)$ 为间距等于 h 的样本对数, $Z(x_i)$ 为样点 x_i 处的土壤呼吸实测值。

普通克里金插值法公式:

$$\hat{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (3)$$

式中: $\hat{Z}(x_0)$ 为未采样点 x_0 处的土壤呼吸预测值; $Z(x_i)$ 为 x_0 附近已知点 x_i 的值; λ_i 为点 x_i 对于点 x_0 的权重, 根据普通克里金的无偏(估计值期望设为等于真值的期望)最优(估计值的估计方差最新)约束条件, 得出克里金方程组, 确定权重:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \lambda_i \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma(x_i, x_j) + \mu = \gamma(x_j, x_0) \end{cases} \quad (n=1, 2, 3, \dots, n) \quad (4)$$

式中: μ 为拉格朗日乘数, $\gamma(x_i, x_j)$ 是两个实测值的差的平方的一半。

1.3.3 空间预测精度检验

本研究采用交叉验证作为土壤呼吸空间预测精度的检验方法, 交叉验证作为目前最为常用的精度检验方法, 通过比较验证数据点的预测值和实际测量值来评价预测精度^[13-16]。将均方根误差(RMSE)作为预测精度的验证指标, 分析对比 3 种布点方法田

块尺度土壤呼吸空间预测的精度。

均方根误差公式:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [\bar{Z}(x_i) - Z(x_i)]^2} \quad (5)$$

式中: $Z(x_i)$ 和 $\bar{Z}(x_i)$ 分别为第 i 个样点的实际测定值与插值预测值, n 为样本数量。均方根误差越小则空间预测结果越精确。

2 结果与分析

2.1 土壤呼吸的描述统计分析

统计分析表明, 研究区土壤呼吸速率平均值为 $2.65 \mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$, 变化范围在 $1.16\sim 4.88 \mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$, 变异系数为 27%, 属于中等程度变异(表 2)。不同采样方法下, 方案 a(规则格网+短距离样点)、方案 b(完全随机+短距离样点)和方案 c(规则格网+完全随机+短距离样点)的样本子集统计结果与样本总集(研究区全部 100 个采样点)相比变化不大, 说明 3 种方案均满足研究区土壤呼吸数据整体估算的要求。各方案土壤呼吸数据偏度与峰度均接近 0, 且 K-S 检验呈正态分布($P>0.05$), 可以直接进行空间插值和空间预测精度分析。

表 2 不同样点布点方案下土壤呼吸速率的描述性统计结果

Table 2 Descriptive statistical results of soil respiration rate of different sampling methods

布点设计 Sampling method		最小值	最大值	平均值	标准差	偏度	峰度	变异系数	K-S 检验(P 值)
基础布点方法	短距离样点比	Min	Max	Average	Standard deviation	Skewness	Kurtosis	Coefficient of variation (%)	K-S test (P value)
Basic method	Ratio of short distance samples (%)	($\mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$)	($\mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$)	($\mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$)	($\mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$)				
全部采样点	All sampling	1.16	4.88	2.65	0.72	0.58	0.41	27	0.84
规则格网	0	1.58	4.88	2.89	0.76	0.72	-0.21	26	0.92
Regular grid	10	1.58	4.88	2.86	0.74	0.71	-0.18	26	0.91
完全随机	0	1.16	4.88	2.49	0.65	0.38	0.50	26	0.91
Completely random	10	1.16	4.88	2.51	0.64	0.35	0.55	26	0.91
规则格网+完全随机	0	1.16	4.28	2.55	0.67	0.26	0.18	26	0.86
Regular grid + completely random	10	1.16	4.28	2.61	0.67	0.28	0.15	26	0.86

2.2 土壤呼吸半变差函数

半变差函数是地统计学的核心和基本工具, 是分析变量空间变异特征的有效手段^[17]。本研究中, 不同采样方案的土壤呼吸半变差函数最优拟合模型均为球状模型, 基台效应值 $[C_0/(C_0+C)]$ 均在 25%~75%, 表现出中等程度的空间变异特征(表 3)。

采样设计中样点的布局 and 数量发生改变时, 样点所承载的信息量也会发生变化^[18-24]。如表 3 所示, 在不设置短距离样点时, 规则格网、完全随机和规则格网+完全随机的采样方案中, 土壤呼吸半变差函数的变程(range)介于 296~325 m, 规则格网+完全

随机的最小。且规则格网+完全随机的块金值 C_0 最小(0.05), 确定系数 R^2 最大(0.68)(表 3), 因此优于其他采样方案。

在设置短距离样点的各采样方案中, 土壤呼吸的半变差函数变程为 247~350 m, 在保持各方案样本量不变的情况下, 完全随机和规则格网+完全随机采样方案设置短距离样点后变程总体呈现减小趋势, 说明空间自相关范围在减小; 而规则格网采样方案的变程则总体呈现增加趋势, 说明空间自相关范围在增大, 短距离点的加入改变了样点的分布特征, 使得半变差函数变程有所变化, 这表明采样数

量并不是影响变程的唯一因素, 样点分布特征对局部空间变异的表征能力存在重要的影响^[25]。随着短距离样点个数的增加, 除规则格网+完全随机采样方案外, 其他方案均呈现 C_0 递减趋势, 说明在最小间距内的变异分析过程引起的空间预测误差更小。在设置短距离样点的 3 种布点方式中, 确定系数均随短距离样点个数增加而呈现递增趋势, 确定系数值越大表明半变差函数预测精度越高, 因此, 短距离点

的增加会提高土壤呼吸空间变异特征的预测精度。

值得说明的是, 在本试验中获取 100 个采样点的土壤呼吸速率时, 为保证其空间变异主要由空间变化引起, 在田间测定时间段内, 对土壤呼吸影响较大的土壤水分和土壤温度条件变化不大, 保证了本研究土壤呼吸空间变异分析结果的可靠性。表 4 表明土壤呼吸与土壤温度、土壤水分这些环境因子相关性并不显著。

表 3 不同样点布设方案下土壤呼吸空间半变差函数模型及参数

Table 3 Semi-variation function models and parameters of soil respiration under different sampling methods

基础布点方法 Basic sampling method	模型 Model	模型参数 Model parameter	短距离样点占比 Ratio of short distance samples (%)							
			0	2	4	6	8	10	12	14
规则格网 Regular grid	球状 Spherical	$C_0/(C_0+C)$ (%)	48	50	54	60	63	70	69	71
		R^2	0.58	0.6	0.6	0.6	0.63	0.68	0.67	0.68
		C_0	0.11	0.08	0.07	0.07	0.08	0.06	0.06	0.06
完全随机 Completely random	球状 Spherical	变程 Range (m)	296	325	312	350	314	307	307	301
		$C_0/(C_0+C)$ (%)	42	49	55	57	62	68	70	70
		R^2	0.47	0.56	0.57	0.59	0.61	0.62	0.65	0.65
规则格网+完全随机 Regular grid + completely random	球状 Spherical	C_0	0.16	0.12	0.1	0.1	0.1	0.09	0.08	0.08
		变程 Range (m)	325	306	249	247	296	315	317	306
		$C_0/(C_0+C)$ (%)	55	53	52	56	65	70	71	72
		R^2	0.68	0.65	0.64	0.69	0.74	0.78	0.8	0.8
		C_0	0.05	0.03	0.03	0.05	0.05	0.05	0.04	0.03
		变程 Range (m)	305	289	270	287	295	295	312	308

表 4 研究区土壤呼吸与土壤温度、土壤水分的 Pearson 相关性分析

Table 4 Correlation among soil respiration, soil temperature and soil moisture

	土壤呼吸 Soil respiration	土壤水分 Soil moisture	土壤温度 Soil temperature 5 cm	Soil temperature 10 cm
土壤呼吸 Soil respiration	1.000	0.179	0.020	0.023
土壤水分 Soil moisture		1.000	0.044	-0.005

2.3 土壤呼吸空间分布特征

应用普通克里金法预测的研究区不同采样方案的土壤呼吸空间分布特征一致(图 2), 土壤呼吸速率呈带状分布, 格局为西高东低, 自西向东逐渐减小。经调查, 本研究区内, 西部地区较东部地区靠近人口居住区, 农田的耕作模式西部地区多数为会导致土壤碳排放增加的 100%秸秆粉碎还田配施化肥且为深松, 而东部地区多数为施肥量相对较少的化肥配施且为旋耕^[26], 碳排放量相对较低, 这些可能是造成本研究区土壤呼吸西高东低空间分布特征的原因。

从图 2 可以看出, 不设置短距离样点时, 规则

格网+完全随机的采样方案比规则格网、完全随机采样方案确定系数提高 17.2%~44.7%(表 3), 表达土壤呼吸空间分布高低值更加清晰, 带状界线更加平滑明确。而在设置短距离样点的各采样方案中, 在短距离样本占 10%时确定系数较高, 均达到 0.65 以上, 且随短距离样点占比增加而逐渐平稳, 土壤呼吸的空间变异特征比不设置短距离样点的采样设计确定系数提高 14.7%~31.9%(表 3)。综上所述, 较不设置短距离样点时, 设置短距离样点可较好地反映土壤呼吸西高东低的空间分布特征, 且在短距离样本占 10%时的预测效果明显提升, 表达土壤呼吸空间分布特征更加准确。本研究在此选用短距离样本占 10%与不设置短距离样点的样本集合展示土壤呼吸空间分布图。

2.4 土壤呼吸空间预测精度分析

采用交叉验证法对不同采样方案的土壤呼吸空间变异的相关参数进行预测精度评定, 图 3 的均方根预测误差 RMSE 和相关系数(r)表明, 在不设置短距离样点时, 规则格网+完全随机方案预测的 RMSE 最小(0.54)且 r 最大(0.78), 因此该方案对研究区土壤呼吸空间预测的精度优于规则格网、完全随机采样方案。

设置短距离样点后, 3 种方案土壤呼吸空间变异的预测精度提高 7%~13%。随着设置短距离样本占比增加, RMSE 逐步下降, 且 r 逐步上升, 在短距离样本占 10% 时达到平稳。此时方案 c 在各采样方案

中的 RMSE 最小和 r 最大, 分别为 0.50 和 0.80, 土壤呼吸空间预测时的精度优于其他方案。本研究结果表明在短距离子集中使用总样本工作量的大约 10%~14% 是合理的(表 3、图 2 和图 3)。

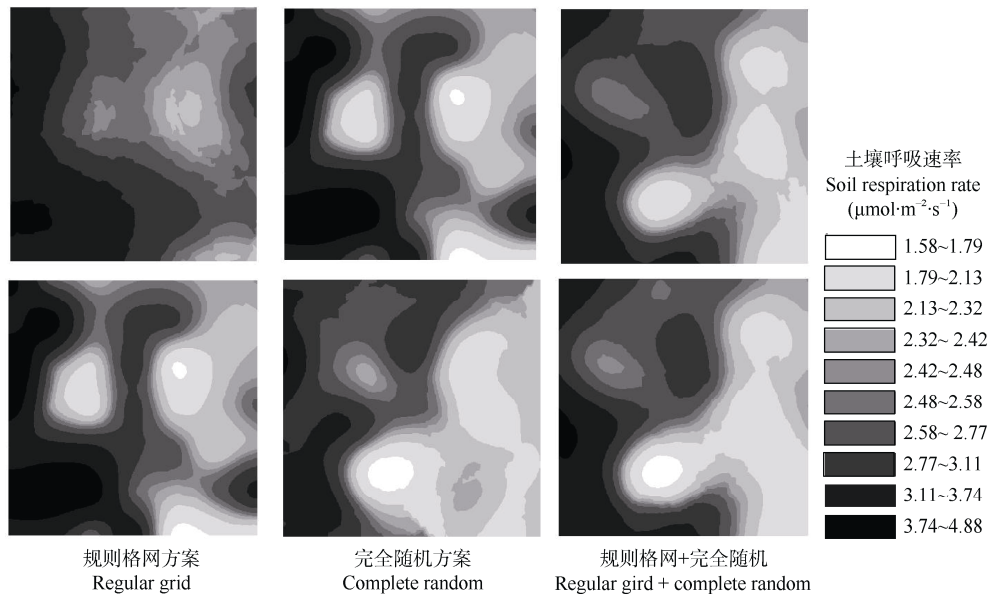


图 2 不同样点布设方案下基于普通克里金插值的土壤呼吸空间分布特征(上: 无短距离样点; 下: 10%短距离样点)
Fig. 2 Spatial distribution of soil respiration rate based on Ordinary Kriging interpolation under different sampling methods (top: no short distance samples; bottom: with 10% short distance samples)

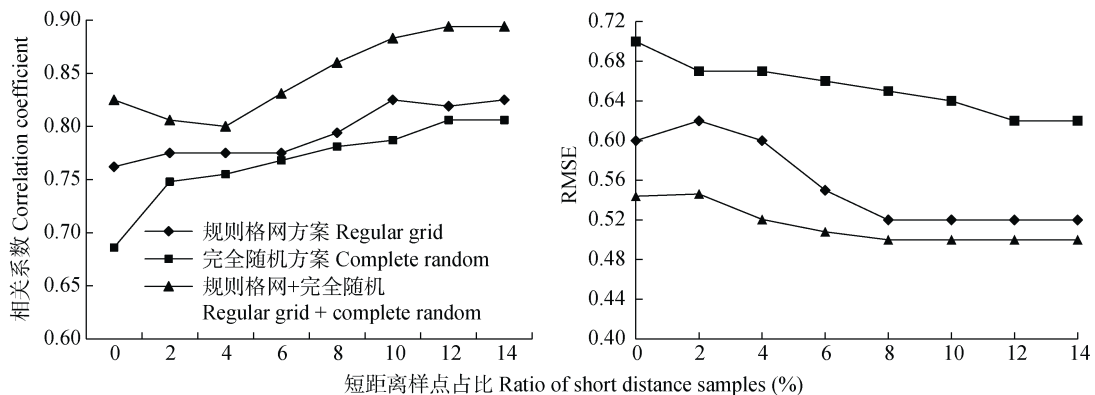


图 3 不同样点布设方案下土壤呼吸速率预测相关系数和均方根预测误差(RMSE)随短距离样点占比增加的变化
Fig. 3 Variation of estimation correlation coefficient and root mean square prediction error (RMSE) of soil respiration rate with the proportion of short distance samples under different sampling methods

3 讨论

采样点总数相同的情况下, 布点方式不同, 描述空间变异性的精度也不同, 即每一样点能表征空间变异性的范围和效果不同^[27]。本研究, 对未增加短距离样点的土壤呼吸速率空间分布特征预测精度的检验表明, 规则格网+完全随机布点方式的预测精度高于单纯的规则格网和完全随机布点方式。

在各采样设计方案中, 土壤呼吸的空间分布具有相似的描述统计特征, 但以不同数量的短距离样

点替换单纯增加的采样点影响土壤呼吸空间变异的能力不同, 表明在土壤呼吸空间变异特征研究中, 要想达到更好的预测效果, 最优化的采样设计比单纯增加采样点数量更为重要。范曼曼等^[28]、张贝尔等^[14]研究表明, 同一尺度研究区内, 采样点数量越多、采样点最小间距越小(区域范围内采样密度越大)土壤属性空间变异预测精度越高。而在较常用的单一的规则格网、完全随机的采样点布设模式中, 即使能够探测到更小尺度的变异结构, 也会由于试验

成本限制, 样点数量不足、样点最小间距较大且一定距离范围内的样点数较少而造成数据的可靠性大大降低^[29]。本研究布点设计中加入了短距离样点, 这就使得此风险大大降低, 更有利于探测小尺度范围的空间变异性, 试验结果也更具有可靠性。因此, 结合实际试验成本以及结果的可靠性找出设置短距离样点的最优占比是一种较优的空间变异研究手段。本研究对采样点区域范围内增加短距离样点的土壤呼吸速率空间分布特征预测精度的检验表明, 短距离样点占比决定了最大预测误差的下降(10%的短距离集合实现了最小均方根预测误差), 但样本大小相同时, 短距离点占比增加到 10%以上, 无论样本大小如何, 都会出现误差, 且短距离样点增加到 14%时, 空间预测仅有少量的精度提高, 因此, 增加 10%短距离点是最优的布点方式, 这与 Lark 等^[2]的研究一致。

本研究通过对布点方式影响土壤呼吸空间变异预测精度的探究, 发现规则格网+完全随机+短距离点替换 10%总样点的布点方式可提高空间变异的预测精度。具有高度空间变异的土壤呼吸已合理验证该布点方式可提高数字制图精度的可行性, 但在土壤数字制图等研究中还涉及更多的具有空间变异特性的土壤属性, 因此本研究指出的短距离样点布点方式需进一步在土壤有机质含量、土壤全氮、土壤 C/N 等其他土壤指标的空间变异特征研究中进行验证, 从而保证该采样方式的普适性。此外, 在后续研究中可另外设置独立的样本集以进行土壤呼吸空间插值分析的精度验证, 进一步提高土壤呼吸空间变异特征模拟的精确度。

4 结论

本研究区土壤呼吸速率平均值为 $2.65 \mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$, 呈现中等程度的空间变异, 土壤呼吸空间格局总体呈现由西向东逐渐降低的趋势。

不设置短距离样点时, 规则格网+随机布点比单一的完全随机布点和规则格网布点空间插值预测精度分别提高 10%和 22%。设置短距离样点后, 3 种采样方案的空间预测精度提高 7%~13%。基于提高预测精度而不增加样点数量, 设置短距离样本个数占采样方案样本总数 10%时, 是经济易行又可靠的布点方案。

参考文献 References

[1] 李玉宁, 王关玉, 李伟. 土壤呼吸作用和全球碳循环[J]. 地学前缘, 2002, 9(2): 351-357

- LI Y N, WANG G Y, LI W, et al. Soil respiration and carbon cycle[J]. *Earth Science Frontiers*, 2002, 9(2): 351-357
- [2] LARK R M, MARCHANT B P. How should a spatial-coverage sample design for a geostatistical soil survey be supplemented to support estimation of spatial covariance parameters?[J]. *Geoderma*, 2018, 319: 89-99
- [3] STEIN M L. *Interpolation of Spatial Data*[M]. New York: Springer New York, 1999
- [4] HASKARD K A, CULLIS B, VERBYLA A P. Anisotropic Matérn correlation and spatial prediction using REML[J]. *Journal of Agricultural, Biological, and Environmental Statistics*, 2007, 12(2): 147-160
- [5] 杨琳, 朱阿兴, 秦承志, 等. 一种基于样点代表性等级的土壤采样设计方法[J]. *土壤学报*, 2011, 48(5): 938-946
YANG L, ZHU A X, QIN C Z, et al. A soil sampling method based on representativeness grade of sampling points[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2011, 48(5): 938-946
- [6] 申祥民, 雷晓云, 陈大春, 等. 不同布点方式的膜下滴灌棉田土壤水分的空间变异研究[J]. *新疆农业大学学报*, 2010, 33(4): 363-368
SHEN X M, LEI X Y, CHEN D C, et al. Study on spatial variability of cotton soil moisture parameter under mulch drip irrigation at different sampling point[J]. *Journal of Xinjiang Agricultural University*, 2010, 33(4): 363-368
- [7] WANG X J, QI F. The effects of sampling design on spatial structure analysis of contaminated soil[J]. *Science of the Total Environment*, 1998, 224(1/2/3): 29-41
- [8] BHATTACHARJEE S, MITRA P, GHOSH S K. Spatial interpolation to predict missing attributes in GIS using semantic kriging[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(8): 4771-4780
- [9] 杨顺华, 张海涛, 郭龙, 等. 基于回归和地理加权回归 Kriging 的土壤有机质空间插值[J]. *应用生态学报*, 2015, 26(6): 1649-1656
YANG S H, ZHANG H T, GUO L, et al. Spatial interpolation of soil organic matter using regression Kriging and geographically weighted regression Kriging[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2015, 26(6): 1649-1656
- [10] 郭龙, 张海涛, 陈家赢, 等. 基于协同克里格插值和地理加权回归模型的土壤属性空间预测比较[J]. *土壤学报*, 2012, 49(5): 1037-1042
GUO L, ZHANG H T, CHEN J Y, et al. Comparison between co-Kriging model and geographically weighted regression model in spatial prediction of soil attributes[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2012, 49(5): 1037-1042
- [11] 李艳, 史舟, 徐建明, 等. 地统计学在土壤科学中的应用及展望[J]. *水土保持学报*, 2003, 17(1): 178-182
LI Y, SHI Z, XU J M, et al. Utilization and perspective of geostatistics in soil sciences[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2003, 17(1): 178-182
- [12] 贾振宇, 张俊华, 丁彦彦, 等. 基于 GIS 和地统计学的黄泛区土壤磷空间变异——以周口为例[J]. *应用生态学报*, 2016, 27(4): 1211-1220
JIA Z Y, ZHANG J H, DING S Y, et al. Spatial variation of soil phosphorus in flooded area of the Yellow River based on

- GIS and geo-statistical methods: A case study in Zhoukou City, Henan, China[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2016, 27(4): 1211–1220
- [13] 于伟宣, 赵明松, 王萌, 等. 采样数量与空间插值方法对土壤属性预测精度的影响[J]. *科学技术与工程*, 2017, 17(25): 186–191
YU W X, ZHAO M S, WANG M, et al. Effects of sampling sizes and spatial interpolation methods on prediction accuracy of soil properties[J]. *Science Technology and Engineering*, 2017, 17(25): 186–191
- [14] 张贝尔, 黄标, 赵永存, 等. 采样数量与空间插值方法对华北平原典型区土壤质量评价空间预测精度的影响[J]. *土壤*, 2013, 45(3): 540–547
ZHANG B E, HUANG B, ZHAO Y C, et al. Effects of sampling sizes and spatial interpolation method on spatial prediction accuracy of soil fertility quality index in the major grain-producing region of the North China Plain[J]. *Soils*, 2013, 45(3): 540–547
- [15] 张恒, 董川成, 牛岫, 等. 不同采样方法对细小可燃物含水率预测模型精度的影响[J]. *中南林业科技大学学报*, 2018, 38(5): 33–39
ZHANG H, DONG C C, NIU S, et al. Effects of different sampling methods on forecast model accuracy of predicting fuels in forests in Pangu forest farm[J]. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 2018, 38(5): 33–39
- [16] 张忠启, 史学正, 于东升, 等. 红壤区土壤有机质和全氮含量的空间预测方法[J]. *生态学报*, 2010, 30(19): 5338–5345
ZHANG Z Q, SHI X Z, YU D S, et al. Spatial prediction of soil organic matter and total nitrogen in the hilly red soil region, China[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2010, 30(19): 5338–5345
- [17] OLIVER M A. Geostatistics and its application to soil science[J]. *Soil Use & Management*, 2010, 3(1): 8–20
- [18] 巫振富, 赵彦锋, 程道全, 等. 样点数量与空间分布对县域尺度土壤属性空间预测效果的影响[J]. *土壤学报*, 2019, 27(2): 1–17
WU Z F, ZHAO Y F, CHEN D Q, et al. Influences of sample size and spatial distribution on accuracy of predictive soil mapping on a county scale[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2019, 27(2): 1–17
- [19] 赵明松, 张甘霖, 王德彩, 等. 徐淮黄泛平原土壤有机质空间变异特征及主控因素分析[J]. *土壤学报*, 2013, 50(1): 1–11
ZHAO M S, ZHANG G L, WANG D C, et al. Spatial variability of soil organic matter and its dominating factors in Xu-Huai alluvial plain[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2013, 50(1): 1–11
- [20] 邵娜, 张认连, 张维理, 等. 大尺度采样下不同模型方法预测土壤全氮空间分布研究——以海南岛为例[J]. *中国土壤与肥料*, 2015(6): 9–17
SHAO N, ZHANG R L, ZHANG W L, et al. Spatial prediction of soil total nitrogen by different methods in large scale — A case study of Hainan Island[J]. *Soil and Fertilizer Sciences in China*, 2015(6): 9–17
- [21] 海南, 赵永存, 田康, 等. 不同样点数量对土壤有机质空间变异表达的影响[J]. *土壤学报*, 2015, 52(4): 783–791
HAI N, ZHAO Y C, TIAN K, et al. Effect of number of sampling sites on characterization of spatial variability of soil organic matter[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2015, 52(4): 783–791
- [22] 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
WANG Z G, ZHAO Y C, HUANG B, et al. Effects of sample size on spatial characterization of soil fertility properties in an agricultural area of the Yangtze River Delta Region, China[J]. *Soils*, 2010, 42(3): 421–428
- [23] 苏晓燕, 赵永存, 杨浩, 等. 不同采样点数量下土壤有机质含量空间预测方法对比[J]. *地学前缘*, 2011, 18(6): 34–40
SU X Y, ZHAO Y C, YANG H, et al. A comparison of predictive methods for mapping the spatial distribution of soil organic matter content with different sampling densities[J]. *Earth Science Frontiers*, 2011, 18(6): 34–40
- [24] 杨启红, 陈丽华, 王宇. 不同采样密度的土壤水分特征参数预测[J]. *灌溉排水学报*, 2009, 28(3): 24–26
YANG Q H, CHEN L H, WANG Y. Predicting parameters of soil moisture at different sampling intensities[J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2009, 28(3): 24–26
- [25] WANG Y Q, ZHANG X C, ZHANG J L, et al. Spatial variability of soil organic carbon in a watershed on the Loess Plateau[J]. *Pedosphere*, 2009, 19(4): 486–495
- [26] 刘昊, 曹国军, 耿玉辉, 等. 不同农业废弃物还田对土壤碳排放及碳固定的影响[J]. *水土保持学报*, 2016, 30(3): 239–243
LIU H, CAO G J, GENG Y H, et al. Effects of different agricultural residues on soil carbon emission and carbon fixation[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2016, 30(3): 239–243
- [27] 王珂, 沈掌泉, John S. Bailey, 等. 精确农业田间土壤空间变异与采样方式研究[J]. *农业工程学报*, 2001, 17(2): 33–36
WANG K, SHEN Z Q, BAILEY J S, et al. Spatial variants and sampling strategies of soil properties for precision agriculture[J]. *Transactions of the CSAE*, 2001, 17(2): 33–36
- [28] 范曼曼, 吴鹏豹, 张欢, 等. 采样密度对土壤有机质空间变异解析的影响[J]. *农业现代化研究*, 2016, 37(3): 594–600
FAN M M, WU P B, ZHANG H, et al. Effect of sampling density on spatial variability analysis of soil organic matter[J]. *Research of Agricultural Modernization*, 2016, 37(3): 594–600
- [29] 江叶枫, 郭熙, 叶英聪, 等. 基于辅助变量和神经网络模型的土壤有机质空间分布模拟[J]. *长江流域资源与环境*, 2017, 26(8): 1150–1158
JIANG Y F, GUO X, YE Y C, et al. Simulation of distribution of soil organic matter based on auxiliary variables and neural network model[J]. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2017, 26(8): 1150–1158