

伊犁新垦区土壤有机质的克里金插值和条件模拟多尺度分析^①

许尔琪^{1,2}, 张红旗^{1*}

(1 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; 2 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 克里金插值和条件模拟作为两种常用的空间变异近似和逼近方法, 能否真实刻画要素的多尺度结构关系到相应结论的正确性。本文采用尺度方差分析方法, 结合经典的半方差函数和 Moran's I, 以伊犁新垦区土壤有机质为例, 对普通克里金插值(OK)和序贯高斯模拟(SGS)的结果进行多尺度分析。结果显示新垦区土壤有机质具有比较强的空间自相关性, 10 km、35 km 和 60 km 左右为土壤有机质的特征尺度。在小尺度上, SGS 对真实的空间数据尺度结构刻画都出现一定的偏差。在大尺度上, 两者能够比较真实地反映数据的多尺度结构, 可有效刻画 35 km 和 60 km 的特征尺度。

关键词: 普通克里金插值; 序贯高斯模拟; 土壤有机质; 多尺度分析

中图分类号: S158

土壤有机质是表征土壤质量的重要因子, 如何更好地刻画其空间变异性, 对于区域农田土壤的环境管理以及作物产量提高有重要的实际意义。克里金插值在数学上是一种无偏线性最优估计的插值方法, 现已被广泛应用到土壤空间属性的研究中^[1-4]。在实际应用中, 在追求方差最小的情况下, 克里金插值存在明显的平滑效应^[5]。于是, 随机模拟技术作为修正克里金(Kriging)方法的平滑作用而被引入^[6], 其能够表达空间数据的极值, 更好地展现空间数据的波动性和不确定性^[7]。如常用的序贯高斯模拟即是根据现有数据计算待模拟点值的条件概率分布, 从该分布中随机取一值作为模拟现实^[8]。在符合数据整体分布和方差函数前提下, 条件模拟产生多个模拟(SGS)结果, 许多学者也采用该方法对土壤空间属性进行刻画和风险评价^[9-13]。

然而, 影响土壤属性环境因子的尺度作用范围不同, 土壤属性也表现出多尺度效应^[14]。因此, 研究土壤属性的空间变异, 不可避免地需要考虑尺度效应^[15]。国内外学者通过多尺度的采样和比较对此进行了大量研究^[16-19]。克里金插值和条件模拟作为空间近似和逼近的两种方法^[20], 其结果常常成为进一步研究的基础图件。克里金插值追求局部最优, 而条件模拟则是强调全局最优, 这两种方法能否真实刻画空间数据的多尺度结构特征和效应, 关系到相关结论的正确性。以往研究多采用半方差函数或者空间自相关系数

法刻画土壤属性的尺度效应^[21-22], 而应用尺度方差分析方法探讨这个问题的研究并不多见。目前该法已被部分学者应用于遥感和生态学的研究领域^[23-26], 结果表明其对空间要素多尺度的识别更为敏感^[27]。为此, 本研究拟采用尺度方差(scale variance, SV)分析方法, 结合经典的半方差函数以及 Moran's I 方法, 以伊犁新垦区土壤有机质为研究对象, 对普通克里金插值(OK)和序贯高斯模拟(SGS)方法的结果进行多尺度分析, 探讨两者对土壤有机质多尺度结构的刻画程度, 尝试为土壤性质空间分布预测中如何考虑尺度效应提供参考。

1 研究区概况

研究区为伊犁新垦区的主体, 地理范围为 80°23'51" ~ 82°25'16" E, 43°25'21" ~ 44°6'42" N, 土地总面积约 5 000 km², 由南岸大渠灌区、察布查尔伊犁河灌区、伊犁河北岸灌区和团结灌区组成, 行政上归属伊宁市、察布查尔锡伯族自治县、霍城县和巩留县。该区地势东高西低, 地貌特征为山前洪积-冲积平原和河流冲积平原(包括河漫滩), 海拔 477 ~ 1 701 m。气候为温带大陆性半干旱气候类型, 年平均气温 8 ~ 9℃。热量由西向东随海拔升高而递减。本区多年平均降水量为 200 ~ 500 mm, 是全疆平原区降水量最丰富的地区, 年蒸发量 1 200 ~ 1 900 mm。地带性土壤主要为灰钙土, 海拔 850 m 以上有栗钙土

基金项目: 国家自然科学基金项目(41071065)资助。

* 通讯作者(zhanghq@igsnrr.ac.cn)

作者简介: 许尔琪(1986—), 男, 广东汕头人, 硕士研究生, 主要从事土地利用与空间分析研究。E-mail: xuerqi@gmail.com

分布;其他土壤主要有沼泽土、草甸土、风沙土和少量盐碱土。自然植被为蒿属半荒漠草原类型,以冷蒿、因陈蒿、角果藜、早熟禾为主。

2 研究数据与研究方法

2.1 数据来源与测定方法

供试土壤样品于 2008 年 7 月采自伊犁新垦区

67 个土壤剖面的表土层(图 1),土壤层次按照其自然发生分异进行分层,样品数量共 67 份。土壤样品经风干、研磨后过 2 mm 筛备用。土壤有机质的测试方法为重铬酸钾氧化-外加热法,主要仪器为氮磷钾低温联合消解仪 YL-8960 型(江苏电分析仪器厂制造)。

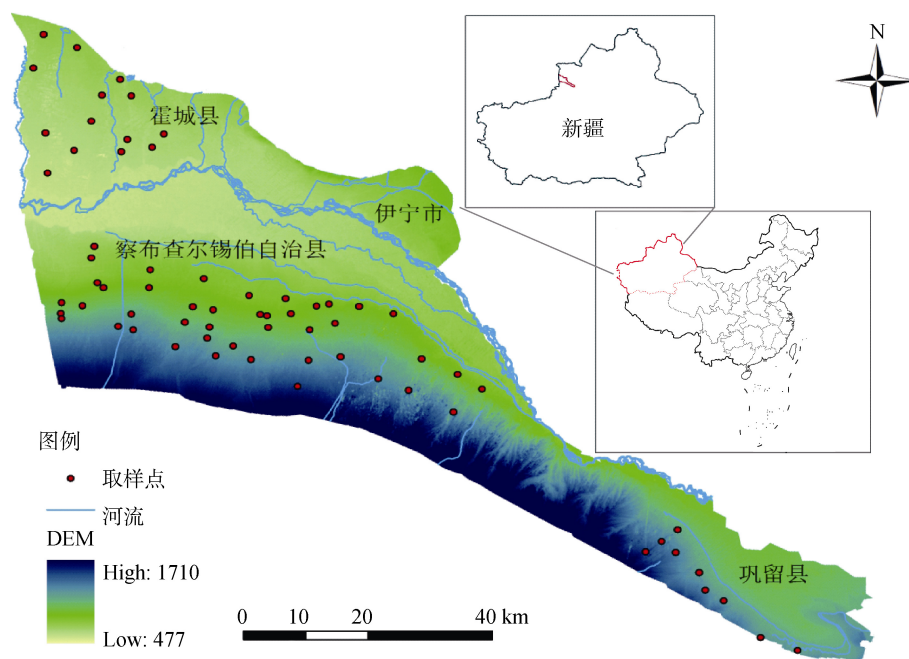


图 1 伊犁新垦区样点分布

Fig. 1 Distribution of sampling sites in newly reclaimed area in Yili

2.2 研究方法

2.2.1 半方差分析 半方差函数能够反映空间要素的自相关性,其数学表达式为:

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

式中: $\gamma(h)$ 为半方差函数, $Z(x_i + h)$ 和 $Z(x_i)$ 分别是在采样点 $x + h$ 和 x 的测定值, h 为每对数据采样点的间隔距离^[20]。半方差函数主要有块金值 C_0 、基台值 $(C_0 + C_1)$ 和变程 3 个参数。 $C_0/(C_0 + C_1)$ 表示随机部分引起的空间变异性占系统总变异的比,一般认为该值小于 25% 时,空间相关性强;该值为 25% ~ 75% 时,空间相关性中等;该值大于 75% 时,空间相关性弱。变程为实测数据的变异范围,该距离为空间数据的特征尺度。

2.2.2 Moran's I 尺度分析 Moran's I 能够表征空间数据给定步长尺度下的空间自相关程度^[28],可绘制 Moran's I 随着距离增加的尺度变化图,对各个尺度下的 Moran's I 进行显著性分析,判断相应尺度下

空间数据是否具有显著的正、负相关关系。Moran's I 尺度图中显著正相关与显著负相关的相互转折点,或者显著正、负相关与不相关的相互转折点,都有可能是空间数据的特征尺度^[29]。

2.2.3 尺度方差分析 尺度方差是 Moellering 和 Tobler 发展的一种空间等级分析方法^[30]。该方法基于样方统计和方差分解,计算上较为简易,对变量的多尺度结构非常敏感,并且具有划区效应。具体来讲,尺度方差分析对空间数据进行重新取样,使其具有巢式等级结构。例如,采用 $2^n (n = 0, 1, 2, \dots)$ 的序列使空间粒度按等级增加,将空间的方差按照等级系统的水平逐渐分解,公式如下:

$$X_{ijk\dots z} = \mu + \alpha_i + \beta_{ij} + \gamma_{ijk} + \dots + \omega_{ijk\dots z} \quad (2)$$

式中: $X_{ijk\dots z}$ 表示等级系统最低层次上某组成单元的取值, μ 表示在这一层次上系统基本组成单元的总平均值,其余各项分别表示来自各个层次上的影响(α , β , γ 以及 ω 表示等级系统的不同层次),其中 α_i 表示系统分解的最高层次的影响,以此类推。最后,将尺度方

差随尺度变化刻画到图上以寻找尺度方差是否存在峰值, 若存在则表明该峰值所在尺度可能为空间数据的特征尺度, 其峰值的高低表征空间数据变异的程度。

选择与空间变化梯度更为接近的划区方式能较

准确地反映空间数据的尺度特征。野外实地考察表明, 伊犁新垦区土壤有机质在东西和南北方向上都有一定的梯度变异, 因此本研究选用 ZS1 和 ZS2 两种划区方式, 最小尺度单元为 1 km², 之后尺度按等级结构增大, 共 12 个尺度水平(表 1)。

表 1 尺度方差分析的划区方案(km × km)
Table 1 Zonal systems for scale variance analysis

尺度水平	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
ZS1	1×1	1×2	2×2	2×4	4×4	4×8	8×8	8×16	16×16	16×32	32×32	32×64
ZS2	1×1	2×1	2×2	4×2	4×4	8×4	8×8	16×8	16×16	32×16	32×32	64×32

2.3 数据处理

运用数理统计软件 SPSS16.0 对土壤有机质数据进行统计特征分析和正态分布检验, 根据箱线图法查找并去除样本异常值。应用 GS+7.0 软件进行土壤有机质半变异函数拟合、克里金插值和序贯高斯条件模拟, 其中序贯高斯模拟进行 10 次单独模拟(S1 ~ S10 分别代表第一次到第十次的条件模拟)。为避免出现负值, 将模拟范围限制在实测数据的最大值和最小值范围内, 并在 ArcMap9.3 软件中将插值和模拟结果绘制出图。Moran's I 通过 RookCase 软件实现。尺度方差分析通过 matlab7.0 编程实现。

3 结果与分析

3.1 土壤有机质实测数据、克里金插值与条件模拟的统计特征

对于随机合理取样数目的估计, 常用的是 Cochran 的计算公式^[31]:

$$n = (t \times Std)^2 / d^2 \tag{3}$$

式中, n 为需要的取样数目, t 为显著性水平 α 时相对应的标准正态偏差, Std 为样本标准差, d 为样本平均值 × 相对误差(%)。考虑到经济性和准确性, 在

均值允许误差为 15%, 置信度为 95% 的条件下, 合理的采样数目为 59, 本研究的 67 个采样数目符合该条件下的要求。

伊犁新垦区土壤有机质含量变化范围为 1.19 ~ 31.11 g/kg, 变异系数为 59%, 属于中等变异程度。应用 SPSS 的 Kolmogorov-Smirnov 检验土壤有机质含量数据, 结果表明数据通过显著性检验, 符合正态分布, 可进行克里金插值(表 2)。

克里金插值和条件模拟的结果如图 2。克里金插值的土壤有机质含量表现出连续的空间变化, 具有平滑效应(图 2A)。条件模拟的结果在空间上较为破碎, 能够较好地刻画出数据的波动性和不确定性, 土壤有机质含量在局部范围不同的模拟结果有所差异, 但反映的总体空间分布趋势与克里金插值是相同的(图 2B、C 和 D)。从统计特征上看, 克里金插值结果的极值范围小于实测数据的, 均值略高于实测数据, 其变异程度远低于实测数据, 进一步表现出其平滑效应。条件模拟结果的变化范围与实测数据相同, 较充分地刻画了有机质的极值数据, 且其变异程度与实测数据接近, 均值则围绕实测数据的均值有一定波动, 表现了条件模拟对于空间数据分布的概率性模拟(图 3)。

表 2 土壤有机质的统计特征
Table 2 Statistical characteristics of soil organic matters

项目	均值(g/kg)	标准差	变异系数(%)	最小值(g/kg)	最大值(g/kg)	偏度系数	峰度系数
有机质	11.00	6.51	0.59	1.19	31.11	0.39(0.29)	0.15(0.15)

注: 偏度系数和峰度系数括号内数值为各自系数的标准差。

3.2 土壤有机质空间分布的多尺度特征识别

土壤有机质半方差图拟合如图 4。拟合模型为球形模型, 块金值 C_0 为 15.6, 基台值(C_0+C_1)为 48.4, $C_0/(C_0+C_1)$ 为 32.2%, 表明新垦区土壤有机质具有较强的空间自相关性, 受气候、地形、植被和土壤类型等结构因素影响较大。半方差函数的变程为 57.2 km, 即土壤有机质在 0 ~ 57.2 km 范围内具有空间自相关

性。此外, 半方差函数随距离增加的变化可分为 0 ~ 15、15 ~ 40 和 40 ~ 57.2 km 分段的变化, 15 km 和 40 km 为半方差函数的拐点。

从图 5 可看出, 土壤有机质的 Moran's I 随着尺度增大而减少, 由显著的空间正相关性转为显著的空间负相关性, 突变范围在 30 ~ 35 km 之间。并且, Moran's I 在 10 km 有一个突然的下降, 在 62 km 则

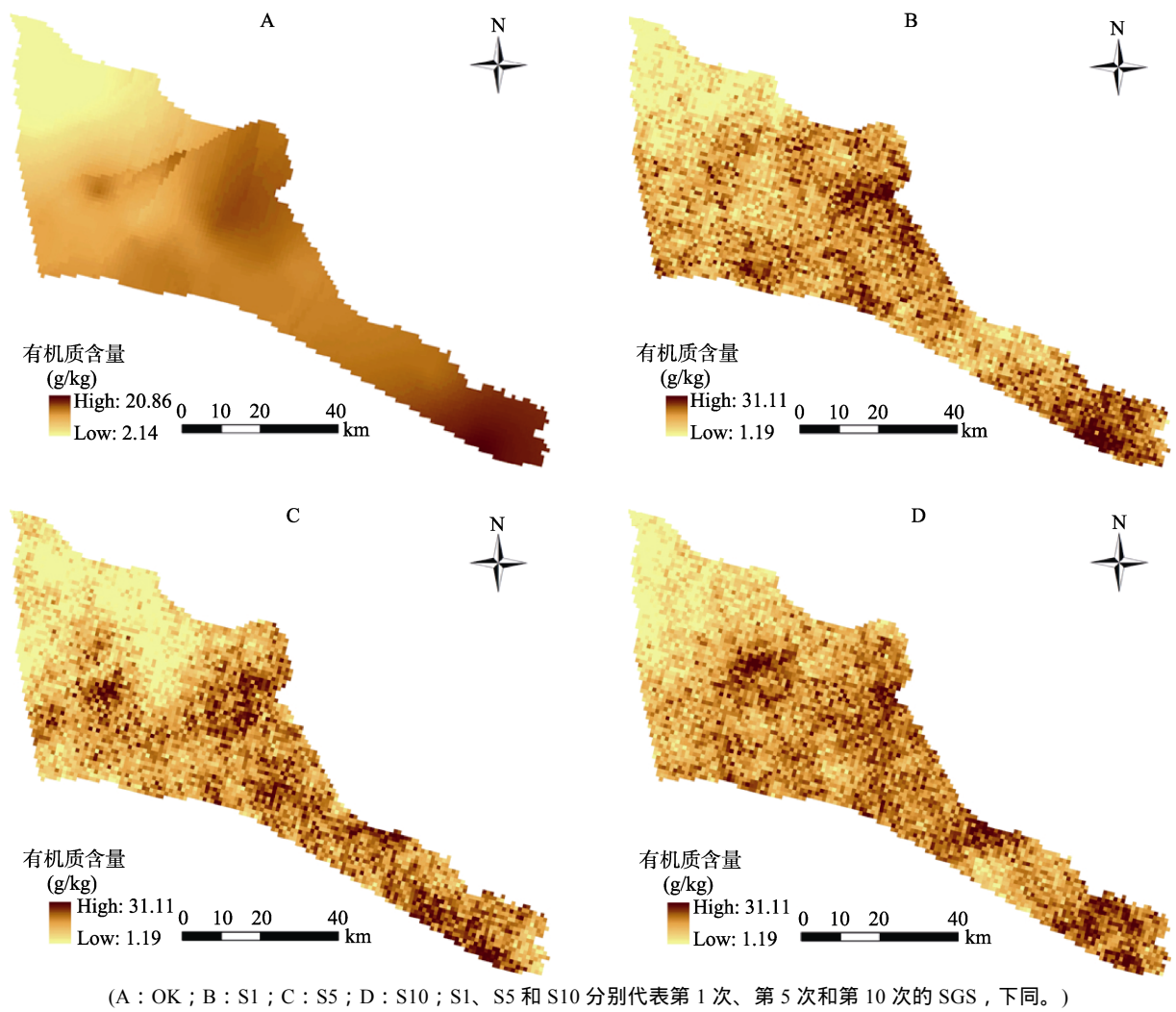
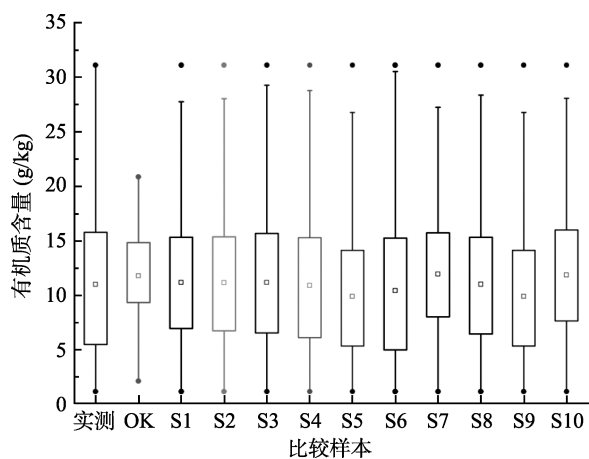


图 2 的土壤有机质空间分布图
Fig. 2 Spatial distribution of soil organic matters



(· 表示数据的极值，□ 表示数据的均值)
图 3 OK 和 SGS、实测数据的土壤有机质箱线图
Fig. 3 Box-plots of measured soil organic matters, OK and SGS

达到了显著的空间负相关。
对新垦区植被、土壤和地形等图件的空间分析表明，研究区植被和土壤斑块的平均边长分别为 11.9

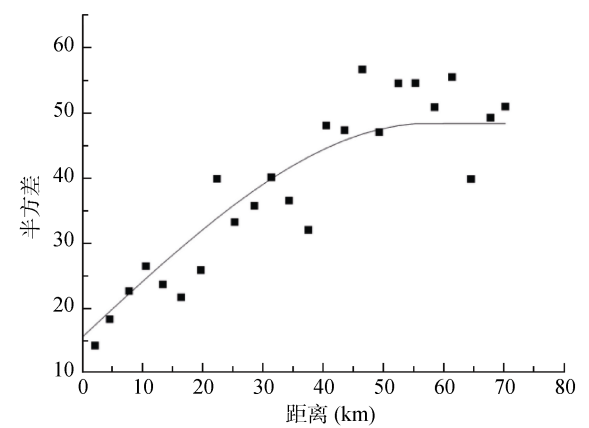


图 4 土壤有机质半方差图
Fig. 4 Semi-variogram of soil organic matters

km 和 8.2 km，与有机质的 10 km 左右范围的变异相接近；而新垦区海拔的 Moran's I 由显著的空间正相关性转为显著的空间负相关性也发生在 32 ~ 35 km 之间，与有机质 35 km 左右范围的变异相吻合(图 6)。

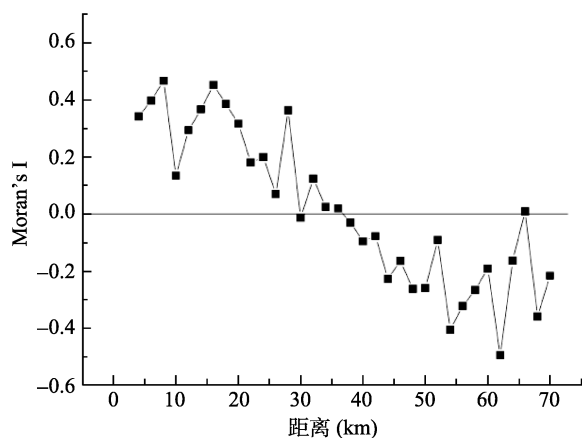


图 5 土壤有机质 Moran's I 相关图

Fig. 5 Moran's I correlogram of soil organic matters

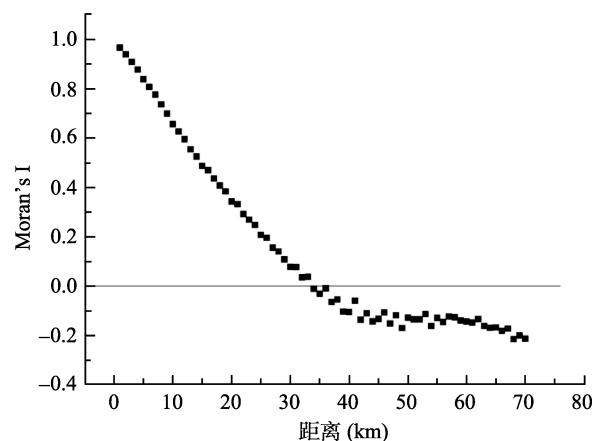


图 6 伊犁新垦区海拔半方差图

Fig. 6 Semi-variogram of elevation

综合认为, 10 km、35 km 和 60 km 左右为伊犁新垦区土壤有机质的特征尺度。

3.3 克里金插值与条件模拟的多尺度特征比较

本研究采用尺度方差(SV)分析方法, 结合半方差函数和 Moran's I, 分析克里金插值和条件模拟的结果对伊犁新垦区土壤有机质 10 km、35 km 和 60 km 左右的特征尺度及其空间分布变异反映的程度。克里

金插值和条件模拟的尺度方差曲线变化趋势不同(图 7)。克里金插值的尺度方差曲线在全尺度范围内表现出随尺度增加而波动上升的趋势, 只有一个明显的峰值(图 7B 和 D)。条件模拟的尺度方差曲线呈现 U 型变化。以第 4 尺度等级水平为界, 在 1~4 等级的小尺度上其尺度方差随尺度增加而下降, 表现出条件模拟的概率性分布, 呈现随机分布格局; 在 4~12 等级

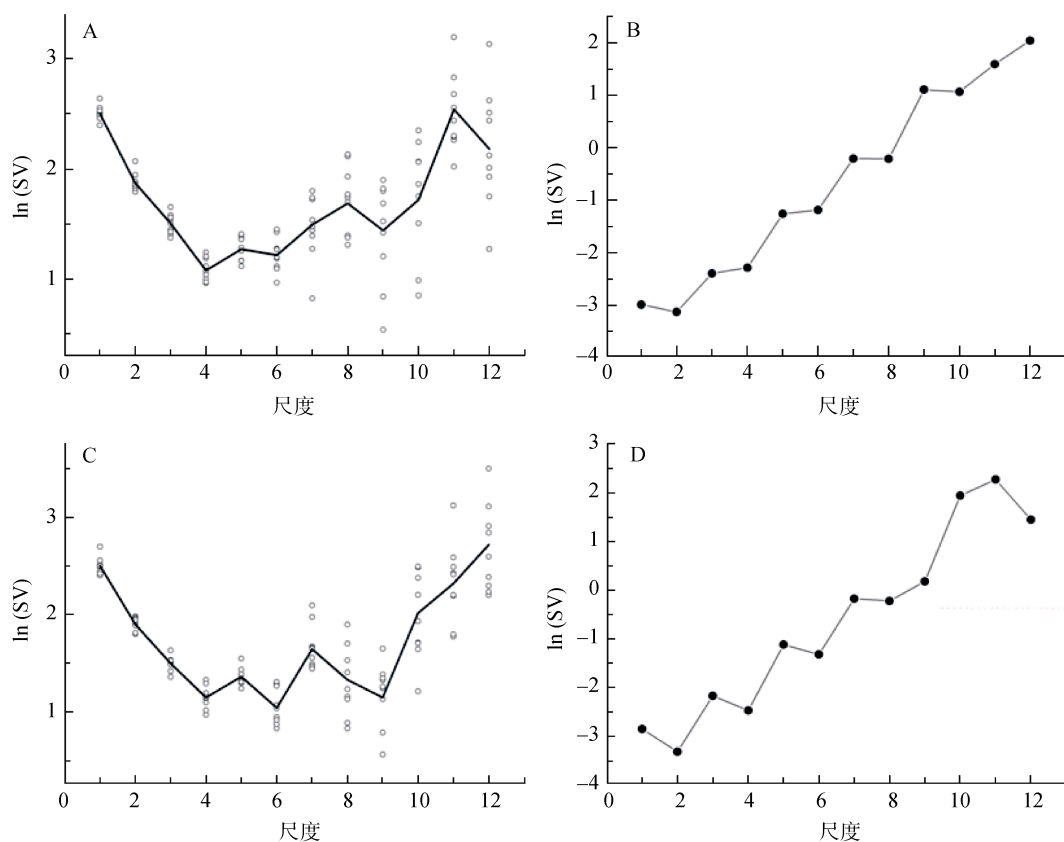


图 7 SGS 在 ZS1(A)、OK 在 ZS1(B)、SGS 在 ZS2(C)、OK 在 ZS2(D)的土壤有机质尺度方差图

Fig. 7 Scalograms of scale variance for soil organic matters of SGS with ZS1(A), OK with ZS1(B), SGS with ZS2(C), OK with ZS2 (D)

的大尺度上尺度方差则随尺度的增加而波动上升,此时随机效应已经不明显,其变化趋势主要受土壤有机质空间变异性的影响(图 7A 和 C)。

在小尺度水平的特征尺度判断上, 1×1 尺度出现条件模拟具有“峰值”而克里金插值为曲线“波谷”的现象,这样相反的判断一般被认为是“伪特征尺度”,即对原始数据的刻画出现了一定的偏差。对 10 km 特征尺度的识别,条件模拟比克里金插值更为敏感,条件模拟可以识别到 ZS1 的 8×16 尺度(图 7A)、ZS2 的 8×8 尺度(图 7C)的峰值,而克里金插值在相应的尺度没有明显的峰值。在大尺度水平上,条件模拟可以识别到 ZS1 的 32×32 尺度(图 7A)、ZS2 的 64×32 尺度(图 7C)的峰值,而克里金插值可以识别到 ZS1 的 32×64 尺度(图 7B)和 ZS2 的 32×32 尺度(图 7D)的峰值,其他尺度的峰值都较小。

结合半方差函数,条件模拟在 0 ~ 10 km 左右半方差增长速率较快,随后随尺度增长的速度较为平稳,10 km 应是条件模拟的一个特征尺度;而克里金插值的半方差值随尺度的增长近似直线,没有表现 10 km 左右的空间变异。两者半方差函数的变程都在 55 ~ 60 km 之间,与实测 60 km 的特征尺度相当(图 8)。

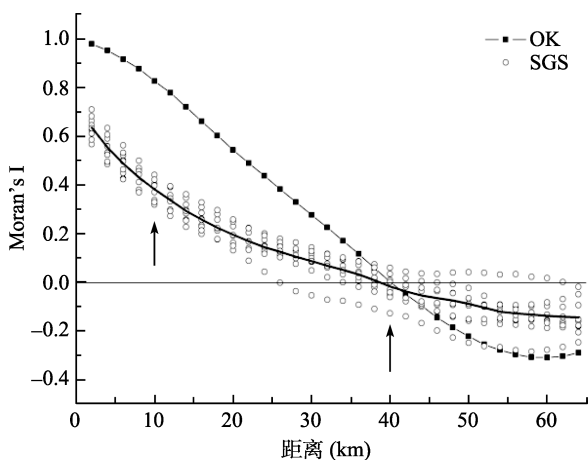


图 8 OK、SGS 和实测的土壤有机质半方差图
Fig. 8 Semi-variogram of measured soil organic matters, OK and SGS

从 Moran's I 的角度,条件模拟在 0 ~ 10 km 左右, Moran's I 随距离的增加而快速下降,之后下降趋势较为平稳,而克里金插值的 Moran's I 随着距离的增加近似直线地下降。但两者在 35 ~ 40 km 之间, Moran's I 都由空间正相关转为空间负相关,能够刻画 35 km 的特征尺度(图 9)。

由此可见,条件模拟能够刻画土壤有机质的全部 3 个特征尺度,而克里金插值只能表征 35 km 和 60 km

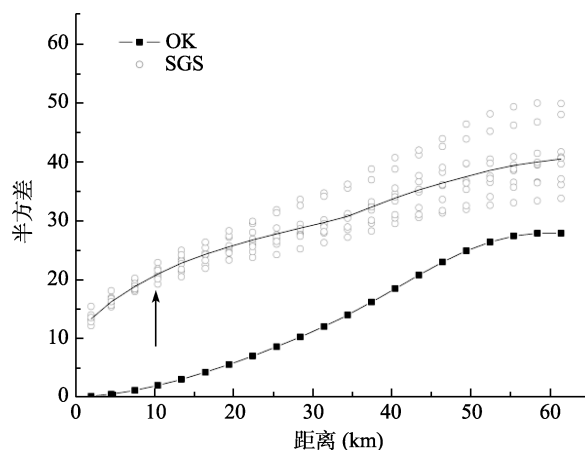


图 9 OK、SGS 和实测的土壤有机质 Moran's I 相关图
Fig. 9 Moran's I correlogram of measured soil organic matters, OK and SGS

两个特征尺度。

4 讨论与结论

研究表明,尺度方差分析对于特征尺度的识别更为敏感,相比于半方差函数以及 Moran's I 方法只通过变化趋势进行特征尺度识别,尤其 10 km 左右的特征尺度,尺度方差方法能够通过其峰值比较直观地识别。但需指出的是,尺度方差方法也容易产生小峰值,对特征尺度的识别产生混淆,因此多尺度分析需要结合多种方法^[27]。

采用克里金插值和条件模拟两种方法刻画研究区土壤有机质的空间变异,克里金插值改变了土壤有机质的数据结构,具有明显的平滑效应,而条件模拟能够更好地刻画土壤有机质空间结构的变异,相关研究也得出了类似的结论^[12]。对多尺度结构的表征上两者表现出明显差异。在小尺度上,条件模拟的随机效应强化了有机质含量的空间变异,而克里金插值追求局部的最优,局部的平滑使有机质含量在邻近范围最大限度地近似,对真实的空间数据结构刻画都出现一定的偏差。比较而言,对于小尺度 10 km 特征尺度比较真实地反映多尺度结构,即 35 km 和 60 km 左右的特征尺度能够被表现。

产生上述差别的主要原因是:从两者的算法上看,克里金插值以半方差函数为前提,需要符合本质平稳假设,但是实际中难以满足该前提假设,因此,克里金插值对空间结构是不完全充分的反映^[32]。另外,取样点有限造成的空间数据缺失,以及不规则边界的存在,使得半方差函数对于描述空间数据结构的总体特征和信息更为敏感,而描述小尺度的信息和变化则可能被大尺度的差异性所遮蔽,难以全面反映空

间数据的多尺度结构^[27,33]。序贯高斯模拟是利用一个有效的克里金插值刻画空间数据的相关性,同时充分利用数据全局概率分布,因此能够更好地刻画空间数据结构,但也由于这种概率性的模拟,在小尺度上使得空间数据表现出随机分布格局。

在实际应用中,土壤观测数据通过由点到面建立的空间分辨率,需要与遥感数据、决策方案或者其他输入模型相关数据的分辨率相匹配,因此尺度上推不可避免。随着尺度的改变,空间数据表现出一定的等级结构和尺度效应,能否真实刻画相应的空间变异关系到相关结论的正确性。有研究指出,条件模拟相比于克里金插值,能够给出尺度上推后的土壤空间数据条件累积分布函数,并更准确地反映数据的空间结构^[20,34-35]。通过多尺度的采样和比较并建立嵌套结构的半方差函数进行克里金插值能够更好地表征空间结构,但同时这对采样又有非常高的要求,在实际应用中尤其在大尺度研究中难以实现。因此,尺度上推时条件模拟可能是更好的选择,能够更好地刻画空间多尺度结构。但应注意的是,条件模拟不是最优估计值,从估计方差越小越好的角度考虑,克里金插值优于条件模拟。

本文研究结果表明,伊犁新垦区土壤有机质变异系数具有比较强的空间自相关性,受地形、植被和土壤类型的结构因素影响较大,10 km、35 km 和 60 km 左右为研究区土壤有机质的特征尺度。通过 OK 和 SGS 进行空间逼近,从统计特征和空间特征上看,OK 的平滑效应和 SGS 的随机效应表现得非常明显。对于多尺度结构的刻画,在小尺度上,SGS 的随机效应强化了空间的变异,而 OK 的局部平滑则造成局部的最大近似,对真实的空间数据尺度结构刻画都出现一定的偏差。相比而言,SGS 对于 10 km 特征尺度的刻画优于 OK。在大尺度上,两者都能够比较真实地反映数据的多尺度结构,可有效刻画 35 km 和 60 km 的特征尺度。在应用 OK 和 SGS 的结果进行相关研究时需要考虑其对真实地物的反映程度和尺度效应的表达,防止出现错误的判断。

土壤有机质的空间变异性具有高度的复杂性和非均质性,受地形地貌、植被和土壤类型影响,根据有限的样点进行空间插值是目前尚未有效解决的科学问题。单纯基于样点信息的方法在较大研究尺度上的结果存在一定的不确定性,以 OK 和 SGS 为基础并引入环境变量是一个提高模拟精度的途径,但本文重点在于探讨 OK 和 SGS 这两种不同空间逼近算法

对于多尺度结构的刻画程度,对于环境因素的考虑将是进一步研究的方向。

参考文献:

- [1] Dobos E, Micheli E, Montanarella L. The population of a 500-m resolution soil organic matter spatial information system for hungary[J]. *Developments in Soil Science*, 2006, 31: 487-495, 627-628
- [2] White JG, Welch RM, Norvell WA. Soil zinc map of the USA using geostatistics and geographic information systems[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1997, 61(1): 185-194
- [3] 黄元仿,周志宇,苑小勇,高如泰. 干旱荒漠区土壤有机质空间变异特征[J]. *生态学报*, 2004, 24(12): 2 776-2 781
- [4] 王红,刘高焕,宫鹏. 利用 Cokriging 提高估算土壤盐离子浓度分布的精度——以黄河三角洲为例[J]. *地理学报*, 2005, 60(3): 511-518
- [5] Goovaerts P. *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*[M]. USA: Oxford University Press, 1997
- [6] Journel AG. Geostatistics for conditional simulation of ore bodies[J]. *Economic Geology*, 1974, 69(5): 673-687
- [7] Sen Z. Spatial simulation of geologic variables[J]. *Mathematical Geology*, 1990, 22(2): 175-188
- [8] Journel AG, Alabert FG. New method for reservoir mapping[J]. *Journal of Petroleum Technology*, 1990, 42(2): 212-218
- [9] Castrignan A, Buttafuoco G. Geostatistical stochastic simulation of soil water content in a forested area of south Italy[J]. *Biosystems Engineering*, 2004, 87(2): 257-266
- [10] Juang KW, Chen YS, Lee DY. Using sequential indicator simulation to assess the uncertainty of delineating heavy-metal contaminated soils[J]. *Environmental Pollution*, 2004, 127(2): 229-238
- [11] 魏孝荣,邵明安. 黄土沟壑区小流域土壤 pH 值的空间分布及条件模拟[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(5): 61-67
- [12] 杨奇勇,杨劲松,姚荣江,黄标,孙维侠. 耕地土壤有机质空间变异性的随机模拟[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(12): 324-329
- [13] 张泽浦,王学军. 土壤微量元素含量空间分布的条件模拟[J]. *土壤学报*, 1998(03): 423-429
- [14] Lin Hangsheng, Wheeler D, Bell J, Wilding L. Assessment of soil spatial variability at multiple scales[J]. *Ecological Modelling*, 2005, 182(3/4): 271-290
- [15] Dungan JL, Perry JN, Dale MRT, Legendre P, Citron-Pousty S, Fortin MJ, Jakomulska A, Miriti M, Rosenberg MS. A balanced view of scale in spatial statistical analysis[J]. *Ecography*, 2002, 25: 626-640
- [16] Odeh IOA, Todd AJ, Triantafyllis J, McBratney AB. Status and trends of soil salinity at different scales: The case for the irrigated cotton growing region of eastern Australia[J]. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 1998, 50(1): 99-107
- [17] Sylla M, Stein A, Breemen N, Fresco LO. Spatial variability of soil salinity at different scales in the mangrove rice agro-ecosystem in west Africa[J]. *Agriculture*,

- Ecosystems & Environment, 1995, 54(1/2): 1–15
- [18] 雷咏雯, 危常州, 李俊华, 候振安, 冶军, 鲍柏杨. 不同尺度下土壤养分空间变异特征的研究[J]. 土壤, 2004, 36(4): 376–381
- [19] 王红, 宫鹏, 刘高焕. 黄河三角洲多尺度土壤盐分的空间分异[J]. 地理研究, 2006, 25(4): 649–658
- [20] Goovaerts P. Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives[J]. Geoderma, 1999, 89(1/2): 1–45
- [21] 谢花林, 李波, 刘黎明, 张新时. 基于空间统计学和 GIS 的农牧交错带土壤养分空间特征分析——以内蒙古翁牛特旗为例[J]. 水土保持学报, 2006, 20(2): 73–76
- [22] 徐英, 陈亚新, 史海滨, 魏占民. 土壤水盐空间变异尺度效应的研究[J]. 农业工程学报, 2004, 20(2): 1–5
- [23] Atkinson PM, Apdin P. Spatial variation in land cover and choice of spatial resolution for remote sensing[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(18): 3 687–3 702
- [24] Justice CO, Townshend JRG, Kalb VL. Representation of vegetation by continental data sets derived from NOAA-AVHRR data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1991, 12(5): 999–1 021
- [25] Tian Yuhon, Woodcock CE, Wang Yujie, Privette JL, Shabanov NV, Liming Zhou, Yu Zhang, Wolfgang Buermann, Jiarui Dong, Brita Veikkanen, Tuomas Häme, Kaj Andersson, Mutlu Ozdogan, Yuri Knyazikhina, Myneni RB. Multiscale analysis and validation of the MODIS LAI product: II. Sampling strategy[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(3): 431–441
- [26] Townshend JRG, Justice CO. Selecting the spatial resolution of satellite sensors required for global monitoring of land transformations[J]. International Journal of Remote Sensing, 1988, 9(2): 187–236
- [27] Wu Jianguo, Jelinski DE, Luck M, Tueller PT. Multiscale analysis of landscape heterogeneity: scale variance and pattern metrics[J]. Annals of Geographic Information Sciences, 2000, 6(1): 6–19
- [28] Moran PAP. Notes on continuous stochastic phenomena[J]. Biometrika, 1950, 37(1/2): 17–23
- [29] Fortin MJ, Dale MRT. Spatial Analysis: A Guide for Ecologists[M]. UK: Cambridge University Press, 2005
- [30] Moeller H, Tobler W. Geographical variances[J]. Geographical Analysis, 1972, 4(1): 34–50
- [31] Cochran WG. Sampling Techniques[J]. New York: John Wiley & Sons, 1977
- [32] Rossi RE, Mulla DJ, Journel AJ, Franz EH. Geostatistical tools for modeling and interpreting ecological spatial dependence[J]. Ecological monographs, 1992, 62(2): 277–314
- [33] Meisel JE, Turner MG. Scale detection in real and artificial landscapes using semivariance analysis[J]. Landscape Ecology, 1998, 13(6): 347–362
- [34] Goovaerts P. Geostatistical tools for deriving block-averaged values of environmental attributes[J]. Annals of Geographic Information Sciences, 1999, 5(2): 88–96
- [35] Goovaerts P. Geostatistical modelling of uncertainty in soil science[J]. Geoderma, 2001, 103(1/2): 3–26

Multi-scale Analysis of Kriging Interpolation and Conditional Simulation for Soil Organic Matters in Newly Reclaimed Area in Yili

XU Er-qi^{1,2}, ZHANG Hong-qi^{1*}

(1 *Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Beijing 100101, China;*

2 *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: Kriging interpolation and conditional simulation are two common methods of spatial variation approaching, whether or not they can describe multi-scale structure of data relates to the correctness of corresponding conclusions. In this paper, we took the soil organic matters in the newly reclaimed area in Yili as an example and focused on multi-scale structure of ordinary kriging interpolation(OK) and sequential gaussian simulation(SGS) with scale variance analysis, semi-variance and Moran's I. We inferred that 15 km, 35 km and 60 km might be characteristic scales of soil organic matters in the newly reclaimed area. In small scale, both of them resulted in bias on scale structure of real spatial data characteristic. In large scale, both of them could reflect the multi-scale structure of data and characterize the characteristic scales of 35 km and 60 km.

Key words: Ordinary kriging interpolation, Sequential gaussian simulation, Soil organic matters, Multi-scale analysis