

不同方法预测河北省土壤有机碳密度空间分布特征的研究*

赵永存^{1,2} 史学正^{1,2} 于东升¹ 赵彦锋^{1,2} 孙维侠¹ 王洪杰¹

(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 运用多元线性回归、泛克里格和回归克里格三种方法, 结合由 DEM 获取的地形属性因子预测了河北省土壤有机碳密度的空间分布。多元线性回归预测的残差较大, 模型对总方差的解释仅 18.6%, 采用泛克里格方法后, 预测残差降低, 预测结果的极差范围变宽, 低碳密度区的局部变异得以体现, 模型对总方差的解释程度提高到 53%。而回归克里格方法应用后预测残差和均方根预测误差进一步降低, 模型对总方差的解释程度提高到 65%, 回归克里格方法也能更好地反映碳密度与地形的关系以及局部变异。三种方法中回归克里格预测效果最好, 泛克里格次之, 而多元线性回归方法最差。

关键词 土壤有机碳密度; 多元线性回归; 泛克里格; 回归克里格

中图分类号 S159 文献标识码 A

陆地是人类唯一的生存环境, 是全球温室气体的主要源和汇, 而土壤是陆地生态系统的核心, 土壤有机碳是陆地生态系统中的一个动态组分, 不但在水平和垂直方向上表现为不同的空间分布模式, 而且与外部的大气圈和生物圈进行交换。全球气候变化与土壤碳密度的空间分布模式密切相关, 但建模过程中由于土壤采样点数量的限制而必须对未采样位置的土壤碳密度进行预测, 通过预测可以确定任意空间位置的土壤碳密度, 从而实现土壤碳密度空间分布模式的定量表达, 这也是全球气候变化建模的基础。

为了定量土壤有机碳的空间分布特征, 多元回归分析和地统计学方法已经被广泛应用。Arrouays 等^[1]利用多元回归方法预测了法国温带森林土壤表层碳密度(0~30 cm)的空间分布, 结果表明, 当在回归方程中加入碳密度空间分布的主要控制因子坡度(栅格尺寸为 100 m 的 DEM 派生)后能够大大提高预测的准确性。Cheng 等通过建立土壤有机碳含量与土壤母质、地形因子之间多元回归方程的方法预测了江西省兴国县土壤有机碳含量的空间分布^[2]。多元线性回归假定土壤属性与环境因子之间的关系是线性的, 预测过程中需要大量的采样点数据支撑。

多元线性回归分析属于传统的统计学预测方法, 利用多元线性回归和数字地形模型进行各种土壤属性的空间分布预测在土壤学领域已经得到了广泛的应用^[3,4]。地统计学方法也被大量用于预测土壤有机碳的空间分布^[5-7]。McGrath 和 Zhang^[8]、Zhang 和 McGrath^[9]采用地统计学方法预测了爱尔兰草原土壤有机碳含量的空间分布和时空变化, 并对预测结果进行了评价。在地形复杂地区土壤属性可能存在不平稳性, 使普通克里格(ordinary kriging)方法的应用有一定的局限性, 泛克里格(universal kriging)方法以趋势面方程分离漂移趋势(drift)、消除不平稳性, 进而再对残差进行普通克里格估计^[10], 因此在一定程度上可以减小普通克里格的局限性。

近些年来结合克里格方法和辅助数据进行土壤属性空间分布预测的混合插值(hybrid interpolation)技术得到了快速发展, 结合回归分析和普通克里格进行预测的回归克里格方法(regression kriging)就是其中最有效的方法之一, 在多数情况下回归克里格方法得到的预测结果比常规的地统计学获得的预测结果更详细、精确性也更高。Hudson 和 Wackernagel^[11]的研究表明, 同时使用高程数据和克里格插值能够提高气温制图的精度, Knotters 等^[12]的研究

* 中国科学院知识创新工程重大项目(KZCX1-SW-01-19)、中国科学院知识创新工程信息化建设专项(INF105-S)和中国科学院知识创新工程领域前沿项目(ISSASIP0201)资助

作者简介: 赵永存, 男, 博士研究生, 从事空间数据质量、尺度效应和不确定性评价建模方面的研究。E-mail: yczhao@issas.ac.cn

收稿日期: 2004-06-15; 收到修改稿日期: 2004-12-06

认为回归克里格方法用于土壤制图比普通克里格和协同克里格方法都要好,而 Bourenane 等^[13]的研究则显示了用坡度的回归方程来分离漂移趋势预测的土层厚度更加准确。

河北省地势西北高,东南低,气候、地貌和植被差异显著,土壤有机碳密度的变异性较大,同时该省水热状况亦有一定的规律性,表现为自东南向西北呈现有规律变化的趋势。如何在有限的采样点条件下获得土壤碳密度空间分布的更为准确的预测是一个值得深入探讨的问题,因此本文的研究目的在于比较多元线性回归、泛克里格和回归克里格三种方法用于河北省土壤碳密度空间分布预测的优劣,以期获得一个更为准确的土壤碳密度空间预测结果。

1 研究方法

1.1 研究区域和数据来源

研究区域为河北省(图1),它环绕北京,全省地势西北高,东南低,西北部山地高原海拔多超过1 000 m,不少山峰超过2 000 m,东南部平原大部分海拔仅3~5 m。高原、山地(丘陵)和平原分别占面积的9.3%、49.5%和41.2%。该区属温带大陆性季风气候,年平均气温0~13℃之间,自北向南升高,年平均降水量300~800 mm。水热状况自东南向西北呈现有规律的递减趋势,植被显示出不同地貌单元之间的明显差异性。潮土是该省的典型地带性土壤,也是该省的主要耕地土壤类型,粮棉是主要的耕种作物。

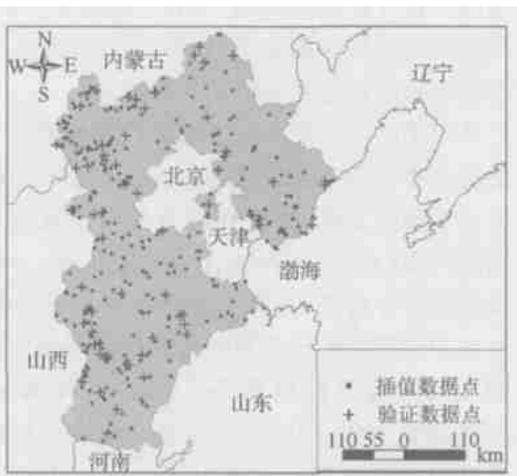


图1 河北省地理位置及采样点分布

Fig 1 The geographic position of Hebei Province and the distribution pattern of sampling sites

选取《河北土种志》^[14]和《中国土种志》(第四卷)^[15]中记载的属于河北省的362个土壤剖面,如图1所示,这些剖面均能够根据大比例尺地形图和各县、市土壤图上标注的剖面点准确确定其空间位置,这也是迄今为止该地区最详尽的土壤属性数据资料。

土壤剖面理化性质数据参见文献^[14, 15],对于一定剖面深度 D (cm) 的土壤,有机碳密度 $SOCD_D$ ($C\ kg\ m^{-2}$) 的计算公式如下:

$$SOCD_D = \sum_{i=1}^n \frac{(1 - \delta_i\%) \times \rho_i \times C_i \times T_i}{100}$$

其中, n 为土层数; $\delta_i\%$ 为第 i 层 $> 2\ mm$ 砾石含量(体积百分含量), ρ_i 为第 i 层土壤容重($g\ cm^{-3}$), C_i 为第 i 层土壤有机碳含量($g\ kg^{-1}$), 土壤有机碳含量是土壤有机质含量乘以 0.58 (Bemmelen 转换系数) 得到的, T_i 为第 i 层土层厚度 (cm)。本研究中计算的剖面碳密度的深度均为 1 m, 对于没有容重记载和深度不足 1 m 的剖面根据不同的情况采用孙维侠等^[16]的方法进行计算。

362 个剖面点中随机抽取 300 个(占 83%) 作为插值数据集(interpolation set)进行碳密度空间预测,其余 62 个(占 17%) 作为验证数据集(validation set)进行预测的准确性检验。地形属性包括高程、坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率、复合地形指数 CTI (compound topographic index, 又称湿度指数), 地形属性由 1: 25 万 DEM (栅格尺寸为 100 m) 派生。

1.2 预测方法

多元线性回归法 (Multiple linear regression, MLR): 基于经典统计学中的多元线性回归分析, 采用最小二次方的方法进行拟合^[4]。

泛克里格法 (Universal kriging, UK): 以地理坐标 X 和 Y 的趋势面方程分离趋势项, 再对分离漂移趋势项后的残差进行普通克里格预测, 最后将趋势面方程的预测结果与残差的普通克里格预测结果相接, 泛克里格方法中的漂移趋势项是坐标的函数^[17]。

回归克里格法 (Regression-kriging, RK): 以常规的多元回归分析技术和相关的辅助预测数据(如 DEM 派生的地形属性) 来分离趋势项, 然后对残差进行普通克里格估计, 最后将多元回归预测的趋势项和残差的普通克里格估计相加进行估值, 回归克里格方法中的趋势项是辅助预测数据的函数^[17]。

本文中描述统计分析、相关性分析和多元线性回归分析采用的是 MinTab13 软件, 泛克里格和回归

克里格预测采用的是 Gstat 软件^[18], 碳密度预测结果图采用 ArcInfo 7.11 制作。

1.3 预测结果的准确性检验

插值方法的优劣可采用插值数据集和验证数据集进行评价。插值数据集用于获取预测的残差平方和。通过比较验证数据点位置 j 上土壤属性 s_j 的估计值 $\hat{z}(s_j)$ 和实际观测值 $z(s_j)$ 可以评价预测精度, 通常以验证数据集的平均预测误差 (MPE) 和均方根预测误差 (RMSPE) 来评价预测准确性, MPE 和 RMSPE 的计算方法如下:

$$MPE = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l [\hat{z}(s_j) - z(s_j)]$$

表 1 插值数据集土壤有机碳密度的描述统计分析 ($n = 300$)

Table 1 Descriptive statistics for SOC density of the interpolation set ($n = 300$)

均值 Mean	中值 Median	最小值 Minimum	最大值 Maximum	极差 Range	标准差 Standard deviation	变异系数 Coefficient of variation
(C kg m ⁻²)				(%)		
7.96	6.81	0.20	37.98	37.78	6.10	77

2.1 多元线性回归预测

土壤碳密度与地形属性的相关分析 (表 2) 表明, 河北省土壤有机碳密度与高程、坡度存在极显著 ($p < 0.01$) 正相关关系, 与复合地形指数存在极显著负相关, 但碳密度与坡向、平面曲率和剖面曲率的相关关系则不显著。高程、坡度和复合地形指数与土壤碳密度的极显著相关说明在该省地形对土壤碳密度的空间分布趋势具有深刻影响, 可以通过地形属性的空间分布来预测碳密度的空间分布趋势。选取与碳密度存在极显著相关的高程、坡度和复合地形指数与采样点位置的碳密度值进行多元线性回归分析, 则碳密度空间分布的预测方程可表示为:

$$SOCD = 6.38 + 0.00432Elevation + 0.075Slope - 0.057CTI$$

其中 SOCD 表示土壤有机碳密度; Elevation 表示高

$$RMSPE = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{j=1}^l [\hat{z}(s_j) - z(s_j)]^2}$$

其中 l 为验证数据集中采样点的个数。

2 结果与讨论

从河北省土壤有机碳密度的描述统计分析来看 (表 1), 该省的土壤有机碳密度的变异性较大, 变异系数为 77%, 碳密度最小值仅为 C 0.20 kg m⁻², 而最大值则为 C 37.98 kg m⁻², 极差范围较宽, 为 C 37.78 kg m⁻²。

程; Slope 表示坡度; CTI 表示复合地形指数; $R^2 = 0.186$ ($p < 0.001$)。运用该多元回归方程, 在 ArcInfo 中通过栅格运算就可以获得碳密度空间分布的预测图, 如图 2a 所示, 该图反映的碳密度的空间分布趋势与高程、坡度、复合地形指数有密切关系, 表现为西北部高海拔、大坡度的山区碳密度较高, 而东南部低海拔的平原地区具有较高的复合地形指数 (湿度指数), 但该区域的碳密度值较低。多元回归方法对该省碳密度空间分布预测的平滑效应强烈, 估计的碳密度最小值为 C 4.56 kg m⁻², 最大值仅为 C 20.71 kg m⁻², 该省东南部平原地区碳密度的局部变异不能得到体现。从该方程的方差分析结果来看, 残差平方和为 9.062, 回归模型对总方差的解释仅为 18.6%, 残差过大, 预测效果不理想, 必须对残差再进行预测以降低预测残差、提高预测精度。

表 2 碳密度与地形属性的相关性分析 ($n = 300$)

Table 2 Correlation analysis of SOC density and topographic attribute ($n = 300$)

	高程 Elevation	坡度 Slope	坡向 Aspect	平面曲率 Plane curvature	剖面曲率 Profile curvature	复合地形指数 Compound topographic index
碳密度 SOC density	0.425	0.172	0.011	-0.044	0.084	-0.183
p 值 p value	0.000	0.003	0.849	0.443	0.145	0.001

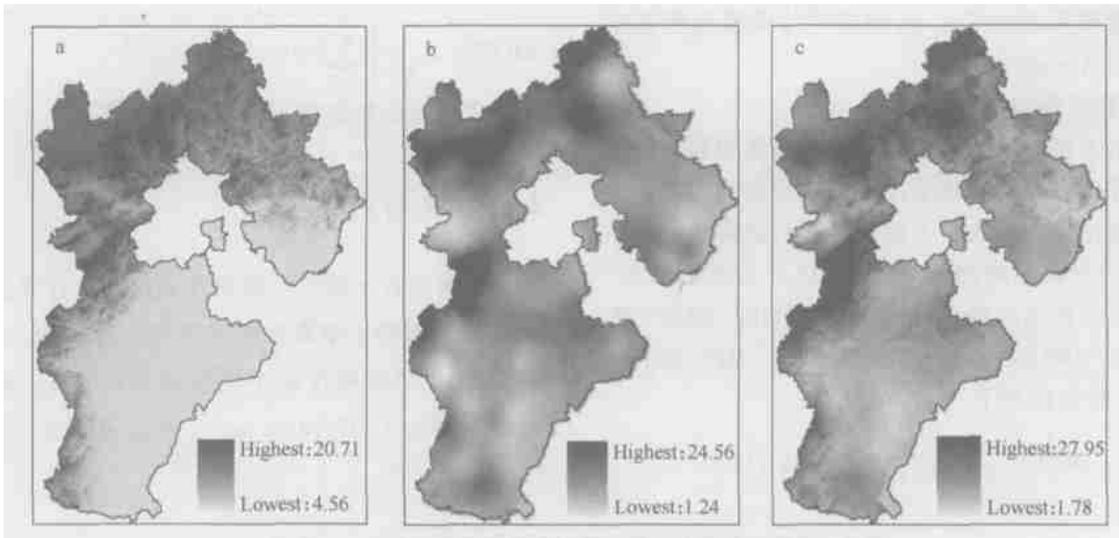


图2 碳密度空间分布的预测结果 (a 多元线性回归; b 泛克里格; c 回归克里格)

Fig. 2 Spatial distributions of SOC density obtained by multiple linear regression (a), universal kriging (b), and regression kriging (c)

2.2 泛克里格预测

通过对采样点的位置坐标与碳密度自然对数值、高程、坡度和复合地形指数的相关分析(表3)可以发现纵坐标 Y 与这四个指标均为极显著相关 ($p < 0.01$), 而横坐标 X , 除坡度外与其余三个指标也呈显著相关关系 ($p < 0.05$), 这说明河北省土壤碳密度的空间分布与空间位置(坐标)存在显著相关性, 同时不同空间位置上高程、坡度和复合地形指数与其所在位置的坐标具有显著相关关系。这样就可以通过一个趋势面方程来分离碳密度的漂移趋势,

残差再进行普通克里格预测, 然后将趋势面与残差普通克里格插值结果相加就可以获得一个碳密度空间分布的预测图, 这也是泛克里格法的一个思路。从表3的分析来看采用趋势面方程来分离河北省碳密度的漂移趋势时虽然与碳密度极显著相关的高程、坡度和复合地形指数(表2)没有参与计算, 但由于这三个指标与位置坐标的显著相关关系, 趋势面方程(关于坐标 X 和 Y 的多项式方程)实际上也在一定程度上考虑了地形属性。

表3 采样点坐标与碳密度自然对数值、高程、坡度和复合地形指数的相关性分析

Table 3 Correlations analysis of sample coordinates with natural logarithm of SOC density, elevation, slope and compound topographic index

	X 坐标 X coordinate	Y 坐标 Y coordinate
碳密度自然对数值 Natural logarithm of SOC density	- 0.129(0.026) ¹⁾	0.260(0.000)
高程 Elevation	- 0.480(0.000)	0.684(0.000)
坡度 Slope	- 0.028(0.627)	0.175(0.002)
复合地形指数 Compound topographic index	0.114(0.049)	- 0.207(0.000)

1) 括号内数字为相关性检验 p 值 Figure in the bracket is the p value of correlation test

本研究中先将碳密度取自然对数(此时残差近似正态分布), 然后再进行泛克里格预测, 最后将碳密度自然对数值进行反变换获得空间分布预测图, 采用的趋势面方程为:

$$\text{Drift}_{\text{LnSOCD}} = -2.32 \times 10^{-6} X + 10^{-6} Y$$

其中 $\text{Drift}_{\text{LnSOCD}}$ 表示碳密度漂移趋势项(自然对数

值); X 表示横坐标; Y 表示纵坐标; $R^2 = 0.094$ ($p < 0.001$), 残差的半方差图如图 3a 所示, 理论模型为球状模型, 块金常数 C_0 为 0.258, 基台值 $SILL$ 为 0.522, 变程 $RANGE$ 为 57 800 m, 球状模型拟合的均方根误差 RMS 为 0.003。从模型的拟合参数来看, 块金方差占基台方差的 49%, 属于中等程度的空间相关。

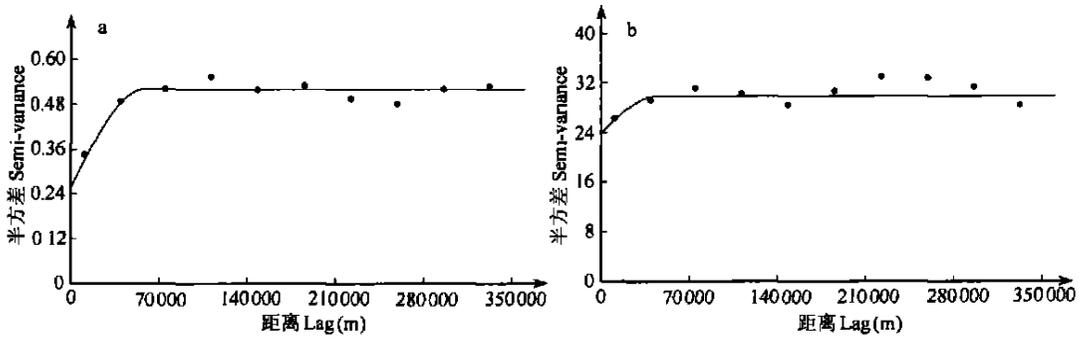


图3 分离漂移趋势项后碳密度残差的半方差图 (a 一次趋势面方程分离漂移趋势项; b 地形属性的多元回归方程分离漂移趋势项)

Fig. 3 Semivariogram of residuals, with drift removed by first order trend surface (a), and multiple linear regression function of topographic attributes (b)

泛克里格预测的碳密度空间分布如图 2b 所示, 从图 2b 可以看出泛克里格预测的碳密度空间分布的总趋势与多元回归(图 2a)是一致的, 即西北部高, 东南部低, 但泛克里格方法在反映河北省东南部平原地区碳密度局部变异上要比多元回归方法详尽。泛克里格方法预测的碳密度最小值为 $C 1.24 \text{ kg m}^{-2}$, 最大值为 $C 24.56 \text{ kg m}^{-2}$, 平滑效应比多元线性回归方法小得多。

2.3 回归克里格预测

提高预测精度的另一个途径就是对多元线性回归预测的残差再进行普通克里格最优估值, 然后将多元回归预测结果与残差的普通克里格预测结果相加, 即进行回归克里格预测。采用多元回归方程分离漂移趋势项后河北省碳密度残差的半方差图如图 3b 所示, 理论模型为球状模型, 块金常数 C_0 为 24, 基台值 SILL 为 30, 变程 RANGE 为 44 200 m, 球状模型拟合的均方根误差 RMS 为 0.006, 块金方差占基台方差的 80%, 属于空间弱相关。与一次趋势面方程分离漂移趋势后残差的理论半方差模型相比, 变程减小, 块金方差与基台方差比值增大, 这同时也说明了地形属性(高程、坡度、CTI)的多元回归方程对总方差的解释程度(18.6%)比一次趋势面方程对总

方差的解释程度(9.4%)要大。

回归克里格方法的预测结果如图 2c 所示, 预测的碳密度最小值为 $C 1.78 \text{ kg m}^{-2}$, 最大为 $C 27.95 \text{ kg m}^{-2}$, 与多元回归(图 2a)和泛克里格方法(图 2b)预测的结果相比, 极差更宽, 同时回归克里格方法除了能较好地反映东南部碳密度较低地区的局部变异外, 对于西北部的山区也能更好地反映碳密度与地形的关系以及局部的变异。

2.4 预测结果的准确性检验

从三种方法的预测残差来看(表 4), 多元线性回归方法残差最大, 回归克里格方法残差最小, 因此对河北省碳密度总方差解释程度最大的是回归克里格方法, 为 65%, 其次为泛克里格方法, 为 53%, 最小的为多元线性回归, 仅为 18.6%。在验证数据点位置碳密度预测偏差(Bias)可用平均预测误差 MPE 来衡量, 预测准确性和预测方法系统误差可用均方根预测误差 RMSPE 来衡量。从表 4 可以看出, 回归克里格预测的残差平方和、均方根预测误差均最小, 平均预测误差也最小, 因此三种方法对河北土壤碳密度空间分布预测效果最好的是回归克里格方法, 泛克里格方法稍差, 而多元线性回归方法则不理想。

表4 河北省碳密度预测结果的准确性分析

Table 4 Prediction accuracy at validation points

	插值数据集 Interpolation set		验证数据集 Validation set	
	总平方和 Total sum of squares	残差平方和 Sum of squares of residuals	平均预测误差 Mean prediction error (MPE)	均方根预测误差 Root mean square prediction error (RMSPE)
多元线性回归 Multiple linear regression	11 127	9 062	2.13	9.80
泛克里格 Universal kriging	11 127	5 227	-1.57	8.80
回归克里格 Regression kriging	11 127	3 896	-1.35	8.06

3 结论

河北省土壤有机碳密度与高程、坡度、复合地形指数 CTI 存在极显著相关关系, 以这三个地形属性的多元线性回归方程进行碳密度空间分布预测, 预测的最小值为 $C 4.56 \text{ kg m}^{-2}$, 最大值仅为 $C 20.71 \text{ kg m}^{-2}$, 对该省东南部低碳密度区域的局部变异不能得到体现, 预测的残差过大, 回归模型对总方差的解释仅为 18.6%, 预测效果不理想。采用泛克里格方法后, 预测的残差降低, 预测结果的极差范围变宽 (最小值为 $C 1.24 \text{ kg m}^{-2}$, 最大值为 $C 24.56 \text{ kg m}^{-2}$), 东南部低碳密度区的局部变异得以体现, 同时模型对总方差的解释程度提高到 53%, 预测偏差减小, 精度提高。与泛克里格方法相比, 回归克里格方法应用后预测残差和均方根预测误差进一步降低, 模型对总方差的解释程度提高到 65%, 同时预测结果的极差范围更宽。回归克里格方法除了能较好地反映河北省东南部碳密度较低地区的局部变异外, 对于该省西北部的山区也能更好地反映碳密度与地形的关系以及局部的变异。三种方法对河北土壤碳密度空间分布预测效果最好的是回归克里格方法, 泛克里格方法稍差, 而多元线性回归方法则不理想。

参考文献

[1] Arrouays D, Daroussin J, Kicin JL, *et al.* Improving topsoil carbon storage prediction using a digital elevation model in temperate forest soils of France. *Soil Science*, 1998, 163(2): 103~108

[2] Cheng X F, Shi X Z, Yu D S, *et al.* Using GIS spatial distribution to predict soil organic carbon in subtropical China. *Pedosphere*, 2004, 14(4): 425~431

[3] Bishop T F A, McBratney A B. A comparison of prediction methods for the creation of field extent soil property maps. *Geoderma*, 2001,

103: 149~160

- [4] Florinsky I V, Eilers R G, Manning G R, *et al.* Prediction of soil properties by digital terrain modelling. *Environmental Modelling & Software*, 2002, 17: 295~311
- [5] Saldana A, Stein A, Zinck J A. Spatial variability of soil properties at different scales within three terraces of the Henare River (Spain). *Catena*, 1998, 33: 139~153
- [6] Chevallier T, Voltz M, Blanchart E, *et al.* Spatial and temporal changes of soil C after establishment of a pasture on a long term cultivated vertisol (Martinique). *Geoderma*, 2000, 94: 43~58
- [7] Frogbrook Z L, Oliver M A. Comparing the spatial predictions of soil organic matter determined by two laboratory methods. *Soil Use and Management*, 2001, 17: 235~244
- [8] McGrath D, Zhang C S. Spatial distribution of soil organic carbon concentrations in grassland of Ireland. *Applied Geochemistry*, 2003, 18: 1629~1639
- [9] 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: 261~275
- [10] Webster R, Burgess T M. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties, III. Changing drift and universal kriging. *Journal of Soil Science*, 1980, 31: 505~524
- [11] Hudson G, Wackemagel H. Mapping temperature using kriging with external drift: Theory and an example from Scotland. *International Journal of Climatology*, 1994, 14(1): 77~91
- [12] Knotters M, Brus D, Voshaar J. A comparison of kriging, co-kriging and kriging combined with regression for spatial interpolation of horizon depth with censored observations. *Geoderma*, 1995, 67 (3/4): 227~246
- [13] Bouremane H, King D, Couturier A. Comparison of kriging with external drift and simple linear regression for predicting soil horizon thickness with different sample densities. *Geoderma*, 2000, 97 (3/4): 255~271
- [14] 丁鼎治主编. 河北土种志. 石家庄: 河北科学技术出版社, 1992. Ding D Z. ed. Soil Species of Hebei Province (In Chinese). Shijiazhuang: Hebei Science and Technology Press, 1992
- [15] 全国土壤普查办公室主编. 中国土种志(第四卷). 北京: 中国农业出版社, 1995. Soil Survey Office of China ed. Soil Species

- of China (Volume IV) (In Chinese). Beijing: China Agriculture Publishing House, 1995
- [16] 孙维侠, 史学正, 于东升. 土壤有机碳的剖面分布特征及其密度的估算方法研究—以我国东北地区为例. 土壤, 2003, 35(3): 236~ 241. Sun W X, Shi X Z, Yu D S. Distribution pattern and density calculation of soil organic carbon in profile (In Chinese). Soils, 2003, 35(3): 236~ 241
- [17] Hengl T, Heuvelink G B M, Stein A. A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression kriging. Geoderma, 2004, 120: 75~ 93
- [18] Pebesma E J, Wesseling C G. Gstat, a program for geostatistical modelling, prediction and simulation. Computers and Geosciences, 1997, 24: 17~ 31

DIFFERENT METHODS FOR PREDICTION OF SPATIAL PATTERNS OF SOIL ORGANIC CARBON DENSITY IN HEBEI PROVINCE, CHINA

Zhao Yongcun^{1,2} Shi Xuezheng^{1,2} Yu Dongsheng¹ Zhao Yanfeng^{1,2} Sun Weixia¹ Wang Hongjie¹

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

(2 Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract The spatial patterns of soil organic carbon (SOC) are closely related to changes in the global climate. In order to quantify spatial patterns of SOC density in Hebei Province, China, three different methods, i. e. multiple linear regression (MLR), universal kriging (UK) and regression kriging (RK), coupled with auxiliary topographic factors extracted from a 1: 250 000 DEM (cell size is 100 m) were applied to predict spatial patterns of SOC density for Hebei Province. The results show that the sum squared error (SSE) of the MLR method was quite large with only 18.6% of the total variation explainable, the UK method lowered SSE but widened the range of SOC density as compared with the MLR method. However, it can explain 53% of the total variation and detect local variation of lower SOC density in southeast of Hebei Province. When the RK method was applied, the SSE decreased significantly. It not only explained 65% of the total variation, but also better reflected the relationship between SOC density and landform and local variation, indicating that it is the best one for predicting spatial patterns of SOC density.

Key words Soil organic carbon density; Multiple linear regression; Universal kriging; Regression kriging