用高程辅助提高土壤属性的空间预测精度

柴旭荣1,2,黄元仿1,苑小勇1

(¹中国农业大学资源与环境学院/教育部植物-土壤相互作用重点实验室/农业部土壤与水重点实验室,北京 100094; ²山西师范大学城市与环境科学学院,临汾 041000)

摘要:【目的】探讨土壤属性变量与高程之间在何种条件下,可利用高程变量来辅助提高土壤变量的预测精度。【方法】用两种将高程作为辅助变量的克里格插值方法(协克里格法和简单克里格加变化局部平均值法)与没有考虑高程的普通克里格插值方法进行对比分析,用均方根预测误差和预测精度的相对提高值作为标准对 3 种方法的预测结果进行评价。【结果】对于交换性钾和 pH 值,协克里格法获得最精确的预测;对于 01sen-P、土壤有机质和有效锌,简单克里格加变化局部平均值法得到最精确的预测;而有效铜、有效铁和有效锰的最精确的预测结果则由普通克里格法产生。【结论】高程数据能够用来提高土壤特征的空间预测精度,但并不是对所有的土壤属性都适合;在利用高程数据来提高土壤属性空间预测之前,应该先对高程和土壤特征变量之间的线性相关关系、结构相关关系和全局趋势等进行仔细地分析,然后再选择适宜的方法。

关键词: 土壤属性; 克里格方法; 高程; 空间预测

Enhancing Spatial Prediction of Soil Properties Using Elevation

CHAI Xu-rong^{1,2}, HUANG Yuan-fang¹, YUAN Xiao-yong¹

(\begin{align*} \text{\$^{1}\$College of Resources and Environmental Science, China Agricultural University/Key Laboratory of Plant-Soil Interaction, Ministry of Education/Key Laboratory of Soil and Water, Ministry of Agriculture, Beijing 100094; \\ \begin{align*} \begin{align*

Abstract: 【Objective】 This paper is concerned with the conditions between the soil variable and elevation which must be satisfied in order to increase the accuracy of the spatial predictions of soil variable using elevation as ancillary variable. 【Method】 The techniques applied were ordinary Kriging (OK), CoKriging (CK) and Simple Kriging with varying local means (SKlm). The root of mean square error of prediction was used as the comparison criterion to assess the performance of each prediction method. 【Result】 CK resulted in the most accurate estimates for exchangeable potassium and pH, and SKlm for available phosphorus, soil organic matter and available zinc, whereas both bivariate interpolation methods could not improve the accuracy of prediction for available copper, available iron and available manganese relative to OK. 【Conclusion】 The results suggest that the factors which are responsible for prediction methods should be examined carefully before deciding on the most appropriate method of prediction.

Key words: Soil property; Kriging; Elevation; Spatial prediction

0 引言

【研究意义】土壤在空间上表现出复杂的变异性。 充分认识土壤属性的空间变异性对于更好地理解土壤 与环境因素之间的复杂关系,解决环境、生态、农业 生产和自然资源管理等方面的相关热点问题都显得十分必要^[1]。【前人研究进展】获取土壤属性空间变化信息的基本途径是进行田间采样分析。而土壤的田间调查不仅浪费时间、劳力和财力,而且所获得的信息十分有限。已有相关文献报道了以遥感影像、数字高

收稿日期: 2007-04-13; 接受日期: 2007-06-20

基金项目: 国家自然科学基金项目 (40671084); 北京市自然科学基金 (6072017); 国家科技支撑计划课题 (2006BAD10A01); 教育部新世纪优秀 人才支持计划 (NCET-06-0107)

作者简介: 柴旭荣(1975-),男,山西曲沃人,博士研究生,研究方向为土地利用与信息技术。Tel: 010-62820539; E-mail: rongchai@yahoo.com.cn。 通讯作者黄元仿(1968-),男,湖北仙桃人,教授,博士生导师,研究方向为土壤水分、养分模型与水土资源管理。Tel: 010-62732963; E-mail: vfhuang@china.com

程模型、作物产量等数据量丰富的变量作为辅助变量,利用协同克里格、泛克里格等克里格插值方法来提高土壤物理、化学等属性的空间预测精度^[2-14]。【本研究切入点】高程数据在区域尺度上比较容易获取,而且数据量也比较丰富,不同土壤属性与高程之间的关系是不同的。【拟解决的关键问题】土壤属性变量与高程之间在具备哪些条件的情况下,就可以利用高程变量来辅助提高土壤变量的预测精度?另外,不同的预测方法具有不同的适用范围和优缺点,对于给定的目标变量和辅助变量,用哪个预测方法更合适?对这些问题有了清晰的认识后,才能更有效的利用辅助变量来提高土壤特征的空间预测精度。为此,本文将对上述问题进行探讨。

1 材料与方法

1.1 研究区域和数据

本文以北京市平谷区作为研究区域。境域内土壤主要有棕壤、褐土、潮土和水稻土。土壤数据采用 2005年平谷区土壤调查数据。调查项目包括土壤 pH 值 (pH)、有机质 (SOM)、交换性钾 (K)、Oslen-P (P)、有效铜 Cu)、有效铁 (Fe)、有效锰 (Mn)和有效锌 (Zn)。各项目测定方法为: pH 值用酸度计法测定;有机质采用重铬酸钾氧化容量法——外加热法测定;交换性钾采用 1 mol·L¹ NH₄OAc 提取,火焰光度计法测定;Olsen-P 采用 0.5 mol·L¹ NaHCO₃ 浸提,钼锑抗比色法测定;有效铜、有效锌、有效铁和有效锰采用 DTPA 浸提,原子吸收分光光度计法测定。高程数据采用栅格大小为 25 m 的数字高程模型。

表 1 土壤变量数据的统计与分析结果

Table 1 Summary statistics for the soil properties data

变量	均值	最小值	最大值	标准差	偏态值	D	D
Variable	Mean	Minimum	Maximum	Standard deviation	Skewness	R_L	R_S
Cu (mg kg ⁻¹)	1.89	0.40	7.94	1.13	2.27	-0.015	-0.009
Fe (mg kg ⁻¹)	17.82	1.00	43.86	10.34	1.33	0.317	-0.003
K (mg kg ⁻¹)	114.11	29.06	183.06	71.74	1.37	0.204	0.002
Mn (mg kg ⁻¹)	11.03	2.58	46.80	4.38	2.59	0.229	0.006
P (mg kg ⁻¹)	19.72	0.31	48.68	31.24	1.56	-0.039	-0.011
pН	7.53	5.36	8.50	0.78	-0.54	-0.480	-0.028
SOM (g kg ⁻¹)	14.91	2.61	21.90	5.09	0.85	0.456	0.029
Zn (mg kg ⁻¹)	2.55	0.14	5.10	1.92	1.01	0.035	-0.013

 R_L 为土壤变量与高程的线性相关系数, R_S 为土壤变量与高程的结构相关系数

1.2 研究方法

本文采用的方法主要有:普通克里格法(简称 OK 法)、协同克里格法(简称 CK 法)和简单克里格加变化局部平均值法(简称 SKlm 法)。用 3 种克里格插值方法进行对比研究,用均方根误差(RMSE)作为标准对 3 种预测方法进行评价,RMSE 值越接近零,说明预测方法越准确。有关 3 种克里格方法的基本理论可参考相关文献[15~18]。为了对预测方法进行验证,将 1109 个采样点随机分为 887 个训练点和 222 个验证点两部分。文中有关地统计的数据处理采用 GenStat8.2 软件,图形处理采用 ArcGis9.0 软件。

2 结果与分析

2.1 数据的基本分析

表 1 列出了训练点的各土壤变量的统计结果。从偏态值可以看出,除了 pH 值和有机质服从正态分布外,其余土壤变量都不服从正态分布。根据克里格方法对数据的要求,对不满足正态分布的土壤变量(K、P、Cu、Fe、Mn 和 Zn)进行了对数正态变换(ln),经偏峰态检验,这些变量均服从对数正态分布。

各土壤属性变量与高程的线性相关分析结果(表1)显示,研究区内这些土壤属性与高程的相关程度并不高,特别是 Cu、P和 Zn基本上与高程不相关。本研究没有将这些与高程线性相关度比较低的土壤特征变量去除,目的是探讨哪些因素在影响预测过程。为了进一步分析各土壤变量与高程的空间相关关系,本文对各土壤变量与高程进行了协区域化分析(有关协区域化分析的具体内容参考相关文献[18,19])。为了便于各变量之间的比较,在协区域化分析之前对各变

R_L is linear correlation coefficient and R_S is structural correlation coefficient between elevation and soil properties

量进行了标准化处理。从协区域化的线性模型计算得到的结构相关系数可以表示两变量的空间相关程度^[18]。从表 1 中各土壤变量与高程的结构相关系数可以看出,pH和 SOM 与高程的空间相关度相对比较高,这与线性相关中的结果一致; P和 Zn 与高程的线性相关关系虽然比较弱,但二者与高程的空间相关关系相对增强了。

表 2 给出了全局趋势分析的结果,表中的数字表示一次或二次多项式表面能够解释土壤变量在整个研究区的变化的百分比。可以看出,高程的趋势占到80%,pH 具有 50%的趋势,Fe、K、Mn、P 和 SOM 的趋势都在 15%以上。如果土壤变量的趋势部分是由高程的趋势引起的,那么以高程作为外部趋势用 SKIm 方法对土壤变量进行预测,可能会有较好的结果。

表 2 多项式表面解释的各变量的全局趋势

Table 2 Percentage of the variation accounted for by a linear and quadratic function (%)

	Cu	Fe	K	Mn	P	pН	SOM	Zn	高程 Elevation
一次多项式函数 Linear function	2	20	15	14	8	47	21	3	61
二次多项式函数 Quadratic function	4	22	21	15	15	50	23	5	80

2.2 变异函数分析

本文假设各土壤变量在各个方向上变化是一致 的。首先根据训练点的数据,计算用于 OK 法的试验 变异函数并对其进行拟合,结果如图 1-A 所示。图中 列出了所拟合模型的各参数块金值(N)、基台值(S) 和变程(R)。相对块金效应(N/S)表示在研究区范 围内土壤变量的空间效应[15],即引起土壤变量的空间 异质性的原因中是变量的空间自相关性或测量误差或 更小空间范围内(小于最小空间采样距离)的变化起 主导作用。根据各变量的相对块金效应可以看出,在 研究区域范围内 pH 的空间变异性主要由自身的空间 自相关性引起; Fe 和 Mn 的空间异质性主要由小的空 间范围内的变化或测量误差引起; K、P和 SOM 具有 相似的空间效应; Cu 和 Zn 的空间变异成分中小的空 间范围的变化稍占优势。另外,从各变量的变程也体 现出,这些土壤变量的空间变化是由不同的土壤形成 因素引起的,但具体到每个土壤属性变量的空间变化 究竟是由哪个或哪几个影响因子制约,还需要做进一 步的研究。

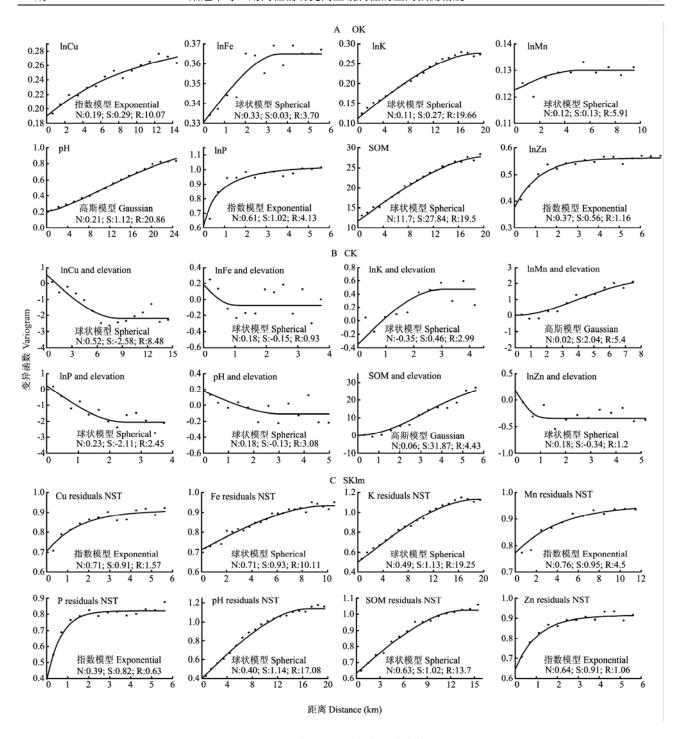
CK 法要求目标变量的变异函数、辅助变量的变异函数以及二者之间的交叉变异函数由共同的基本变异函数模型线性组合而成(即:协区域化的线性模型)。根据训练点的土壤变量和高程数据,本文用 Goulard 和 Voltz 提出的迭代过程对协区域化的线性模型进行了拟合^[20]。图 1-B 仅列出了各土壤变量与高程交叉变异函数及所拟合的模型。从图中可以看出,交叉变异函数反映出 K、Mn 和 SOM 与高程的空间关系呈正相关,其它几个土壤变量与高程呈负相关,这与上述结构相关系数所表现出的空间关系一致。

SKIm 法所用的变异函数是由训练点的回归残差(高程与土壤变量进行回归)经正态积分转换(residual NST)后计算得到。进行正态积分转换是为了满足简单克里格法对数据的要求。图 1-C 给出了试验变异函数、所拟合模型和模型各参数。可以看出,K、P和pH的残差的空间异质性由自身的空间自相关性占主导成分,而 Cu、Fe、Mn 和 Zn 的残差的空间异质性则由小尺度范围内的空间变化和测量误差引起,这与上述原始尺度上的分析具有一定的差别。

2.3 预测与评价

首先用3种方法分别对验证点的土壤变量进行预测。OK 法只用训练点的数据和所拟合的模型进行预测,没有考虑高程。CK 法用上述所拟合的协区域化的线性模型,并以全研究区的高程数据作为辅助变量进行预测。用 OK 法和 CK 法对 K、P、Cu、Fe、Mn和 Zn 预测得到的对数结果还需转换回土壤变量原始尺度上。SKlm 法预测过程分为三步:第一步用训练点的经正态积分转换后的回归残差值(residual NST)及其变异函数模型进行简单克里格预测,再将预测结果转换回原始尺度;第二步用线性回归方程(由训练点的土壤变量和高程数据得到)预测变化的局部平均;最后二者相加得到预测结果。

根据验证点的预测值和实测值,计算出每种方法的均方根误差(RMSE)。从表 3 中的结果可以看出,对于 K 和 pH, CK 法获得最精确的预测; 对于 P、SOM和 Zn, SKlm 法得到最精确的预测,而 Cu、Fe 和 Mn的最精确的预测由 OK 法产生。由此可知,利用高程作为辅助变量,并不能提高所有目标土壤变量的预测精度;同时也可以看出,对所有目标变量来说没有一



N 为块金值,S 为基台值,R 代表变程 N is the nugget variance, S is the sill, R is the range of spatial dependence

图 1 变异函数及所拟合的模型和模拟参数

Fig. 1 Experimental variogram and fitted models

种最好的预测方法。另外,对于 pH 来说,具有 50% 的全局趋势,理论上 SKlm 法应该能够得到较好的预测,但实际上却得到最大的 RMSE 值,产生这个例外

的原因还有待进一步深入分析。利用 RMSE,以 OK 法作为参考方法,分别计算得到 CK 法和 SKlm 法的 预测精度的相对提高值 RI_{CK} 和 RI_{SKlm} 。从表 3 可以看

出, SKIm 法具有最大的相对提高值(6%),同时它也产生了最小值(-3.5%)。说明 SKIm 法将辅助变量高程考虑到预测过程中能够提高目标变量的预测精度,但有时候也会因为考虑了辅助变量而降低了目标

变量的预测精度。同样,CK 法也有类似的结果,CK 法的波动比 SKIm 要小一些。但总的来看,2 种方法 在提高预测精度的能力方面,没有明显地差别,只是 每种方法的适用范围不同。

表 3 土壤变量由各方法得到的均方根误差值(RMSE)和预测精度相对提高值(RI)

Table 3 Root mean square error (RMSE) of prediction and the relative improvement (RI) of accuracy of soil properties for each method of kriging

	Cu	Fe	K	Mn	P	pН	SOM	Zn
ОК	1.05	10.70	68.48	3.82	30.23	0.51	4.15	1.72
CK	1.07	10.81	67.91	3.83	30.05	0.50	4.10	1.73
SKlm	1.06	10.73	68.24	3.94	28.29	0.52	4.07	1.71
$RI_{CK}(\%)$	-1.23	-1.03	0.83	-0.18	0.60	1.56	1.35	0.75
$\mathrm{RI}_{\mathrm{SKlm}}(\%)$	-0.47	-0.28	0.35	-3.24	6.41	-1.16	1.92	0.58

重复上述3种方法的预测过程,对研究区所有格 网点进行预测,得到各土壤属性空间分布的预测结果 图(图2)。从图2中可以看出各土壤变量用3种预 测方法得到的的预测图在总的布局上是一致的,但在 局部存在着明显的不同。从 Cu、Fe 和 Mn 的结果图 (以 Fe 为例, Cu 和 Mn 的情形类似,图 2 中未列出) 看,3种方法得到的结果差别不明显。从K、P和SOM 的结果图(以 SOM 为例, K 和 P 的情形类似, 图 2 中未列出)看,OK 法得到的结果图与其它两种方法 的结果差别就比较大, OK 法的结果图中等级分界线 比较平滑,图斑比较完整,而其它2种方法得到图斑 多而且比较碎,显然后者更接近现实情况,与 RMSE 值相对应,K、P和SOM由CK和SKIm法得到的RMSE 值都比 OK 法的值要小,把高程纳入到预测过程的优 势很直观地从这些图中表现出来。从 Zn 的结果看, CK 法得到的结果,而导致相邻区域的预测值差异较 大,这有一些偏离现实情况,从表 3 也可以看出 CK 法的 RMSE 值最大。从 pH 值的结果图看, CK 法和 OK 法的结果比较相似,但 SKlm 法得到的与另外两个 差别就比较大些, 图斑更碎一些, 也可能是过多地受 到高程信息的影响。

3 讨论

为了探讨预测方法究竟对那些因素比较敏感,将预测精度的相对提高值(RI)与土壤变量同高程的线性相关系数($R_{\rm L}$)、结构相关系数($R_{\rm S}$)、土壤变量的相对块金效应(N/S)、土壤变量残差的相对块金效应(residual N/S)以及土壤变量的全局趋势(global

trend)等因素进行了相关分析,分析结果如图 3 所示。 从图 3 中可以看出, CK 法的相对提高与这些因素的 相关度都比较高, 尤其是与土壤变量的相对块金效应 的相关度最高(r=-0.76)。由此可知,随着土壤属性 变量与高程的线性相关度和空间相关度的增强以及土 壤变量的全局趋势的增加,相对于 OK 法来说, CK 法将高程纳入到预测过程所体现的优势随之提高; 而 随着土壤变量的相对块金效应的提高(即空间自相关 性减弱), CK 法考虑辅助变量的优势就会减弱。另 外,从图 3-A 和图 3-E 来看,只要土壤变量与高程的 相关系数大于 0.4, 土壤变量变异函数的块金效应小于 0.6, 相对于 OK 法来说, CK 在考虑了高程进行预测 时就能够提高预测精度。这与 Mustapha Asli 和 Denis Marcotte 得出的结论(只要相关系数大于 0.4, CK 一 般就能够比其它方法预测精度高)相一致[21]。但是, Goovaerts 在关于利用海拔预测降雨的研究中得出的 结论是相关系数临界值为 0.75 [22]。

与 CK 法不同, SKIm 法相对提高值与这些因素的相关度都不高,与线性相关系数和残差的相对块金效应表现中等相关,而与结构相关系数和土壤变量的整体趋势的相关度就比较弱了。由此可以看出,与 OK 法相比, SKIm 法将高程纳入预测过程是否有优势,主要受土壤变量与高程的相关性和土壤变量的残差的空间自相关性的影响。从图 3-G 图可以看出,随着残差的相对块金效应的提高, SKIm 的优势随之减弱。但是, SKIm 法的相对提高值与土壤变量和高程之间的相关性呈负相关这一结论,令人有点费解,这可能与本研究区的具体情况有关。

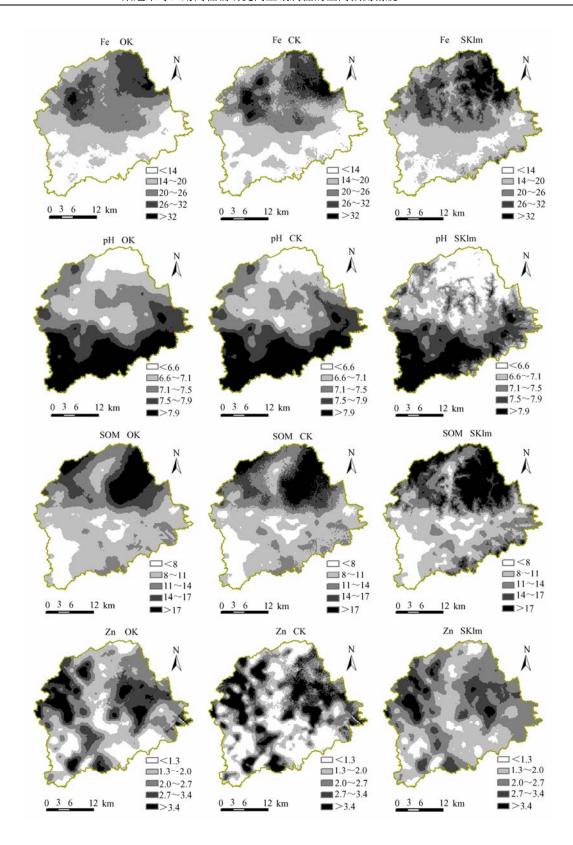


图 2 Fe $(mg \cdot kg^{-1})$ 、pH、SOM $(g \cdot kg^{-1})$ 和 Zn $(mg \cdot kg^{-1})$ 的预测结果图 Fig. 2 Maps of Kriged predictions of Fe $(mg \cdot kg^{-1})$, pH, SOM $(g \cdot kg^{-1})$ and Zn $(mg \cdot kg^{-1})$

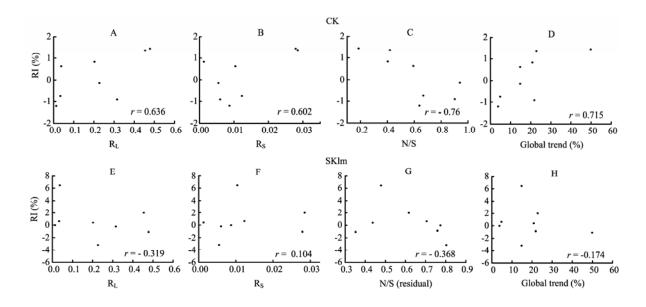


图 3 预测精度相对提高值(RI)与各因素的相关散点图

Fig. 3 Scattergrams between the relative improvement (RI) of accuracy and parameters

4 结论

本文通过应用 CK 法和 SKlm 法,将高程作为辅 助变量纳入到预测过程中,提高了土壤属性的空间预 测精度,但这种方法并不是对所有的土壤属性都适合。 本研究中 Cu、Fe 和 Mn 3 种微量元素的预测精度没能 够被提高,可能与这3种土壤变量与高程的线性相关 度比较低、空间自相关比较弱有关。随着土壤属性变 量与高程的线性相关度和空间相关度的增强以及土壤 变量的全局趋势的增加,相对于 OK 法来说, CK 法 将高程考虑到预测过程所体现的优势随之提高; 而随 着土壤变量相对块金效应的提高(即空间自相关性减 弱), CK 法考虑辅助变量的优势就会减弱。而 SKlm 法将高程纳入预测过程是否有优势,主要受土壤变量 与高程的相关性和土壤变量残差的空间自相关性的影 响。在利用高程对土壤属性变量进行预测时,在选用 最适宜的方法之前,应该先对土壤变量的空间结构以 及土壤属性变量与高程之间的线性相关关系、结构相 关关系及全局趋势等进行仔细的分析。

References

- Lin H S, Wheeler D, Bell J, Wilding L. Assessment of soil spatial variability at multiple scales. *Ecological Modelling*, 2005, 182: 71-290.
- [2] Meul M, van Meirvenne M. Kriging soil texture under different types of nonstationarity. *Geoderma*, 2003, 112(3-4): 217-233.

- [3] 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. 地理学报, 2005, 60(3): 511-518.
 - Wang H, Liu G H, Gong P. Use of CoKriging to improve estimates of soil salt solute spatial distribution in the Yellow River Delta. *Acta Geographica Sinica*, 2005, 60(3): 511-518. (in Chinese)
- [4] Baxter S J, Oliver M A. The spatial prediction of soil mineral N and potentially available N using elevation. *Geoderma*, 2005, 128(3-4): 325-339.
- [5] 杨劲松,姚荣江,刘广明,孔祥勇,张 芳. 黄河三角洲地区土壤 盐分的空间变异性及其 CoKriging 估值. 干旱区研究, 2006, 23(3): 439-445.
 - Yang J S, Yao R J, Liu G M, Kong X Y, Zhang F. Spatial variability of soil salinity in the Yellow River Delta and its estimation by CoKriging method. *Arid Zone Research*, 2006, 23(3): 439-445. (in Chinese)
- [6] Lloyd C D, Atkinson P M. Increased accuracy of geostatistical prediction of nitrogen dioxide in the United Kingdom with secondary data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2004, 5(4): 293-305.
- [7] Lloyd C D. Assessing the effect of integrating elevation data into the estimation of monthly precipitation in Great Britain. *Journal of Hydrology*, 2005, 308(1-4): 128-150.
- [8] Lark R M, Cullis B R, Welham S J. On spatial prediction of soil properties in the presence of a spatial trend: the empirical best linear unbiased predictor (E-BLUP) with REML. European Journal of Soil

- Science, 2006, 57(6): 787-799.
- [9] 许红卫,高玉蓉,王 珂,周 斌,周 清.基于水稻冠层光谱信息的稻田土壤速效 N 的 Cokriging 插值研究.农业工程学报,2007,23(3): 13-17.
 - Xu H W, Gao Y R, Wang K, Zhou B, Zhou Q. Investigation of spatial interpolation of available soil nitrogen in paddy field based on rice canopy spectral information. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2007, 23(3): 13-17. (in Chinese)
- [10] 孙永健,周蓉蓉. 基于 GIS 土壤酸碱度的 Kriging 和 Cokriging 估值 研究. 安徽农业科学, 2007, 35(3): 723-724, 727.
 - Sun Y J, Zhou R R. Research on the soil pH value based on the GIS with Kriging and CoKriging method. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2007, 35(3): 723-724, 727. (in Chinese)
- [11] 姚荣江,杨劲松,刘广明. 土壤盐分和含水量的空间变异性及其CoKriging 估值——以黄河三角洲地区典型地块为例. 水土保持学报, 2006, 20(5): 133-138.
 - Yao R J, Yang J S, Liu G M. Spatial variability of soil salinity and moisture and their estimations by CoKriging method——A case study in characteristic field of Yellow River Delta. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2006, 20(5): 133-138. (in Chinese)
- [12] Prévost M. Predicting soil properties from organic matter content following mechanical site preparation of forest soils. *Soil Science Society of America Journal*, 2004, 68: 943-949.
- [13] Bourennane H, Dère C, Lamy I, Cornu S, Baize D, van Oort F, King D. Enhancing spatial estimates of metal pollutants in raw wastewater irrigated fields using a topsoil organic carbon map predicted from aerial photography. Science of the Total Environment, 2006, 361:

- 229-248.
- [14] Li Z W, Ding X L, Huang C, Wadge G, Zheng D W. Modeling of atmospheric effects on InSAR measurements by incorporating terrain elevation information. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 2006, 68(11): 1189-1194.
- [15] 张仁铎. 空间变异理论及应用. 北京: 科学出版社, 2005.
 Zhang R D. Geostatistics in Environmental Science and Its Opplication. Beijing: Science Press, 2005. (in Chinese)
- [16] 王政权. 地统计学及在生态学中的应用. 北京: 科学出版社, 1999. Wang Z Q. Geostatistics and Application in Ecological Science. Beijing: Science Press, 1999. (in Chinese)
- [17] Webster R, Oliver M. Geostatistics for Environmental Scientists. Chichester: John Wiley and Sons, Ltd, 2001.
- [18] Goovaerts P. Geostatistics for Natural Resources Evaluation. New York: Oxford University Press, 1997.
- [19] Wackernagel H. Multivariate Geostatistics: An Introduction with Applications. Berlin: Springer-Velag, 2003.
- [20] Goulard M, Voltz M. Linear coregionalization model: tools for estimation and choice of cross-variogram matrix. *Mathematical Geology*, 1992, 24(3): 269-286.
- [21] Goovaerts P. Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall. *Journal of Hydrology*, 2000, 228: 113-129.
- [22] Asli M, Marcotte D. Comparison of approaches to spatial estimation in a bivariate context. *Mathematical Geology*, 1995, 27(5): 641-658.

(责任编辑 李云霞)