

## 辅助时序数据用于土壤盐分空间预测及采样研究

李 艳, 史 舟<sup>\*</sup>, 程街亮, 金辉明, 王人潮

(浙江大学环境与资源学院农业遥感和信息技术应用研究所, 杭州 310029)

**摘 要:** 以普通克里格法作为参考, 利用辅助数据的两种预测方法, 即协同克里格法和回归克里格法对海涂区土壤盐分进行空间内插计算, 并在目标变量的采样数目不断减少的情况下, 利用 80 个检验样本, 对比了这 3 种方法的预测精度。结果表明, 不论目标变量的样品数目如何减少, 利用了辅助变量的协同克里格法和回归克里格法的预测精度较普通克里格法都有了较大提高, 而且回归克里格法的预测精度总体上要好于协同克里格法。对不同样品数目下 3 种方法的预测误差进行  $T$  检验发现, 回归克里格法对普通克里格法和协同克里格法预测误差的减少在不同的样本数目下都达到了极显著水平。研究结果表明, 利用连续几个时段上辅助的时序数据, 来对同样点位上下一个时段的变量进行估值, 可以较大地提高估值精度, 节省采样成本。尤其是回归克里格法的回归部分可以是一般的线性模型, 也可以是非线性模型, 在预测时无疑更具灵活性。

**关键词:** 辅助数据; 土壤盐分; 协同克里格法; 回归克里格法; 采样数目; 预测精度

中图分类号: S159

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2006)06-0049-07

李 艳, 史 舟, 程街亮, 等. 辅助时序数据用于土壤盐分空间预测及采样研究[J]. 农业工程学报, 2006, 22(6): 49- 55.

Li Yan, Shi Zhou, Chen Jieliang, et al. Spatial forecast and sampling of soil salinity by Kriging with temporally auxiliary data[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(6): 49- 55. (in Chinese with English abstract)

### 0 引 言

浙江省海涂资源丰富, 开发和围垦这些海涂资源可以很好地缓解该省人口和耕地之间的矛盾<sup>[1]</sup>, 但由于特殊的母质和成因以及耕作条件和种植利用的不同, 围垦区土壤特性尤其是盐分发生了较大的变异, 从而引起农业种植结构、作物类型以及产量的变异<sup>[2]</sup>。精确的土壤盐分时空变异信息对当地有关部门和农户进行有效的盐分管理和科学合理的农业生产布局具有非常重要的现实意义。土壤盐分的变异性要通过不断地进行空间采样来量化。但是, 频繁而密集的对研究区盐分进行实测会大量地消耗时间和精力, 在实际研究中是不可行的。因此在保持描述土壤盐分的空间变异能力的同时, 优化采样策略, 减少盐分采样频率和密度非常必要。

辅助信息用以提高目标变量的预测精度在土壤学的研究中已经达成了共识<sup>[3]</sup>。可以利用样点数据较多的、与目标变量具有较好相关性的辅助变量来对那些样点数目较少或难以测试的目标变量进行估值, 从而达到节省成本和优化插值计算的目的。协同克里格法就是一种利用辅助变量的方法, 并在土壤科学中得到了广泛的应用<sup>[4-6]</sup>。另外一种利用辅助变量的方法是回归克里格法, 许多学者已经利用该方法对环境变量进行了预测。Odeh 等利用地形数据作为辅助变量来对土壤属性, 如

表层砂土含量等进行预测, 比较了回归克里格法和普通克里格法, 多元线性模型及协同克里格法等预测精度, 发现回归克里格法的预测结果最好<sup>[7,8]</sup>。Hudson 等结合高程数据用普通克里格法来提高气温的制图精度<sup>[9]</sup>。Tomislav Hengl 等利用回归克里格法对土壤有机质和表土厚度进行空间插值, 并将其与普通克里格法进行了对比, 发现回归克里格法具有较低的预测根均方误差和较低的预测偏差<sup>[10]</sup>。

在国内, 利用辅助变量时, 大部分是同一时期不同土壤属性的协同克里格估值<sup>[11]</sup>, 或者利用表土土壤属性作为辅助变量, 对深层土壤属性进行协同克里格估值<sup>[12]</sup>, 而很少利用同一属性不同时期的时序数据来进行协同克里格估值, 将时序辅助数据用于回归克里格法的研究更是未见报道。本研究以普通克里格法作为参考, 利用连续 3 年的土壤盐分数据 ( $EC_{b(2003)}$ ,  $EC_{b(2004)}$  和  $EC_{b(2005)}$ ), 通过将前两期的盐分数据 ( $EC_{b(2003)}$ ,  $EC_{b(2004)}$ ) 作为辅助变量应用于协同克里格法和回归克里格法预测中, 在不断减少目标变量 ( $EC_{b(2005)}$ ) 样点数目情况下比较了这 3 种方法的预测精度和制图敏感性, 研究是否可以通过前期的辅助数据, 在保持描述土壤盐分的空间变异能力的同时, 减少后期盐分的采样频率或密度。

### 1 样区及数据采集

#### 1.1 研究区概况

研究区位于浙江省上虞市西北地区、杭州湾南岸的海涂实验农场。该地属于亚热带区域, 自然植被为常绿阔叶林, 年平均温度 16.5℃, 年均降水量为 1300 mm。土壤主要来自于海洋和河流沉积物, 土壤质地以轻壤土或砂壤土为主。土壤类型是粗松咸砂土, 剖面发育不明显, 同一剖面上下层质地较为均匀。近年来该区已被连

收稿日期: 2005-07-13 修订日期: 2005-10-19

项目基金: 国家自然科学基金(40001008, 40571066); 中德合作项目 BMBF(No. AZ39742)

作者简介: 李 艳(1978-), 女, 河南人, 博士生, 主要从事农业遥感和信息技术、地统计学及精确农业等的研究。杭州 浙江大学环资学院农业遥感和信息技术应用研究所, 310029

\*通讯作者: 史 舟(1970-), 男, 浙江人, 副教授, 博士, 主要从事农业遥感和信息技术研究。杭州 浙江大学环资学院农业遥感和信息技术应用研究所, 310029。Email: shizhou@zju.edu.cn

续垦种。由于围垦措施和种植利用的不同,反映土壤盐分含量的指标,土壤电导率的变异相当显著。本研究的

地块围垦于1996年,2000年开垦为棉田,面积为10.5 hm<sup>2</sup>(见图1)。

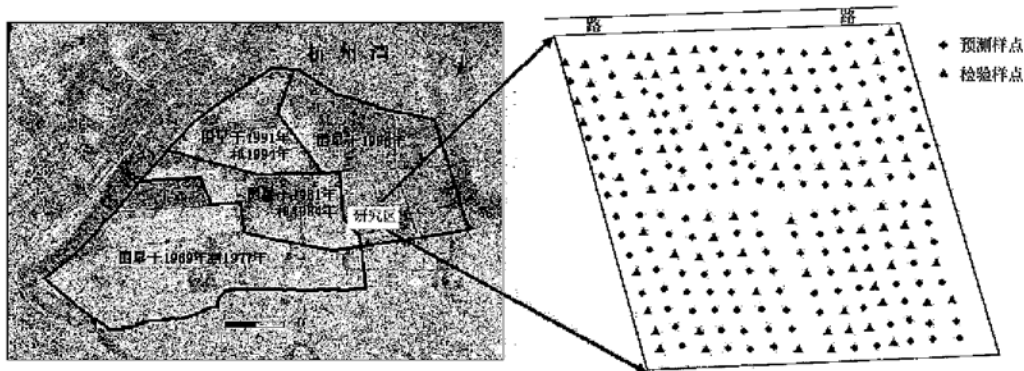


图1 研究样区位置以及采样点的空间分布图

Fig.1 Location of study area and spatial distribution of sampling sites

## 1.2 数据采集

运用20 m 网格采样法,通过一个便携式电导率测定仪,在表土(0~20 cm)共测得240个土壤体积电导率(bulk electrical conductivity,简称EC<sub>b</sub>)数据作为盐分指标。在每个格网点1 m的圆周范围内共采集样品5个,取其平均值作为该网格点的EC<sub>b</sub>值。差分GPS被用来进行样点定位。采样日期分别为2003年12月30日,2004年4月29日,2005年4月25日,所测得的数据分别以EC<sub>b(2003)</sub>, EC<sub>b(2004)</sub>和EC<sub>b(2005)</sub>表示。

在240个EC<sub>b(2005)</sub>数据中,80个被随机选择作为检验样本,剩余的160个作为预测样本(见图1)。同样点位上的EC<sub>b(2004)</sub>和EC<sub>b(2003)</sub>实测数据被用作辅助变量用于协同克里格法和回归克里格法中来提高目标变量(EC<sub>b(2005)</sub>数据)的预测精度。

## 2 研究方法

普通克里格法是空间局部插值方法,通过利用区域化变量的原始数据和变异函数的结构特点,对未采样点的取值进行线性无偏最优估计。它已经在土壤科学中得到了广泛应用并被认为是最为精确的估值方法之一。

协同克里格法是普通克里格法的扩展形式,它要用到两个或两个以上的变量,其中一个为主变量,其他的作为辅助变量,将主变量的空间自相关性和主辅变量间的交互相关性结合起来用于无偏最优估值中(普通克里格法和协同克里格的理论和方法参照文献[12]、[13])。

回归克里格法是将普通克里格法与回归模型相结合而形成的一种混合方法。该方法首先建立辅助变量和目标变量之间的回归方程,然后利用回归方程对目标变量进行预测,并计算目标变量的残差,对残差进行普通克里格插值后,将残差的克里格值加到目标变量的回归值中从而得到一个新的预测值。在回归克里格法中,回归残差代表了要结合在克里格系统中的不确定性。回归模型是基于回归残差保留了目标变量固有的空间结构这一假设的基础上的,它只有在当残差的空间相关性比

较明显的时候才有效(具体算法参见文献[9]、[10])。

## 3 精度检验

为了定量比较普通克里格法,协同克里格法及回归克里格法3种方法在不同样点数目下的预测精度,80个EC<sub>b(2005)</sub>样本被用来检查这3种方法的预测结果。均方根误差(RMSE)、预测值与实测值的相关系数( $r$ )用来表征预测的精度。均方根误差越小、相关系数越大则预测的精度越高。

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

式中  $Z(x_i)$ ,  $Z^*(x_i)$ ——分别是实测值和预测值;  
 $n$ ——检验样本数目,这里  $n = 80$ 。

用评价方法(协同克里格法和回归克里格法)的均方根误差对参考方法(普通克里格法)的均方根误差减少的百分数(RRMSE)来表示预测精度的提高程度。

$$RRMSE = 100\% (RMSE_R - RMSE_E) / RMSE_R \quad (2)$$

用  $R_r$  来表示评价方法对参考方法相关系数的提高程度。

$$R_r = 100\% (r_E - r_R) / r_E \quad (3)$$

式中  $RMSE_E, r_E$ ——分别是评价方法的预测均方根误差及预测值与实测值间的相关系数;  
 $RMSE_R, r_R$ ——分别是参考方法的预测均方根误差及预测值与实测值间的相关系数。

文中一般统计分析及回归模型建立采用SPSS10.0进行,所有的地统计学分析,半方差图绘制及拟合模型的选择利用Gamma Design Software公司开发的Geostatistics for Environmental Sciences 3.11进行,ESRI公司开发的ArcGIS8.3软件被用来进行估值及插值图的绘制。

## 4 结果与分析

### 4.1 传统统计分析结果

对三个时期田间实测的来自于160个预测样本的

平均值, 标准差, 变异系数, 分布类型等进行常规统计分析(见表 1)。

结果可见, 3 个时期上盐分的平均值没有较大差异, 但变异系数都较高, 都达到了 56% 以上。这种较高度度的变异性主要是由于田块围垦改良历史较短, 种植

模式和管理措施不一, 另外还受到微地形和地下水水位的影响。利用 K-S 检验法检验了盐分的分布类型, 发现 3 个采样时期上盐分都呈正态分布, 这为进行进一步的结构分析提供了前提。

表 1 3 个不同采样时期上 160 个土壤 EC<sub>b</sub> 的统计特征值

Table 1 Statistical characteristics of soil EC<sub>b</sub> from 160 sampling points under three sampling dates

变量	分布类型	均值/mS·m <sup>-1</sup>	中值/mS·m <sup>-1</sup>	标准差	变异系数/%	极差	偏度	峰度
EC <sub>b</sub> (2005)	正态	123.8	115.5	72.2	58	14~326	0.510	-0.406
EC <sub>b</sub> (2004)	正态	150.1	145	83.8	56	23~365	0.302	-0.883
EC <sub>b</sub> (2003)	正态	136.5	105.8	98.6	72	14.8~380.8	0.746	-0.536

对 3 个时期土壤 EC<sub>b</sub> 进行 Pearson 相关系数分析(见表 2)发现, EC<sub>b</sub>(2005) 与 EC<sub>b</sub>(2004) 及 EC<sub>b</sub>(2003) 的相关性在 99% 的置信区间上都达到了极显著水平。这样, 在协同克立格法和回归克立格法估值中, 可以用 EC<sub>b</sub>(2004) 和 EC<sub>b</sub>(2003) 作为辅助变量来对 EC<sub>b</sub>(2005) 进行估值。

三者之间的回归模型可以利用下式来表示:

$$EC_{b(2005)} = 0.432 \times EC_{b(2004)} + 0.338 \times EC_{b(2003)} + 11.96$$

$$(r = 0.657)$$

该模型用于回归克立格法中对样点数目减少后的目标变量进行预测。

表 2 3 个采样时期土壤 EC<sub>b</sub> 的相关系数矩阵

Table 2 Coefficient matrix of soil EC<sub>b</sub> under three sampling dates

	EC <sub>b</sub> (2005)	EC <sub>b</sub> (2004)	EC <sub>b</sub> (2003)
EC <sub>b</sub> (2005)	1		
EC <sub>b</sub> (2004)	0.594**	1	
EC <sub>b</sub> (2003)	0.639**	0.778**	1

注: \*\* 表示相关系数在 99% 的置信区间上达到了极显著水平。

#### 4.2 3 个时期 EC<sub>b</sub> 的普通克立格最优内插法估值

为了更直观地描述研究区 3 个采样时期土壤盐分的空间分布和变异情况, 利用普通克立格法对 3 个采样时期上 160 个采样点进行插值, 绘制了土壤 EC<sub>b</sub> 的空

间分布图(见图 2)。可以看出, 3 个时期的盐分分布具有相似的模式, 都呈现出东部区域盐分含量高而西部和北部区域盐分水平低的趋势, 这表示盐分的空间变异在时间上保持了相对稳定性。盐分的这种分布受研究区东部的大片鱼塘影响, 鱼塘中大量的地下水入渗到田块东部区, 使之受地下水返盐影响强烈, 即盐分在土壤剖面中随上升水流升到地面, 水分蒸发, 盐分积聚在表层土壤, 导致其表土盐分升高<sup>[14]</sup>。西部和北部区较低的含盐量主要由土壤管理措施引起。

利用 Costantini 提出的偏差指数法对所生成的 3 个时期盐分分布图的相似程度进行了量化<sup>[15]</sup>。从表 3 可以看出, 偏差指数都比较小, 也即 3 副图像具有较高的相似性, 这为利用前两个时期的数据作为辅助变量来提高 EC<sub>b</sub>(2005) 的空间内插精度提供了可能。

表 3 3 个采样时期上 EC<sub>b</sub> 分布的等值线图间的偏差指数

Table 3 Deviation index of the Kriged contour maps at three different sampling dates

克立格插值图	偏差指数
a 与 c	0.103
b 与 c	0.167
a 与 b	0.13

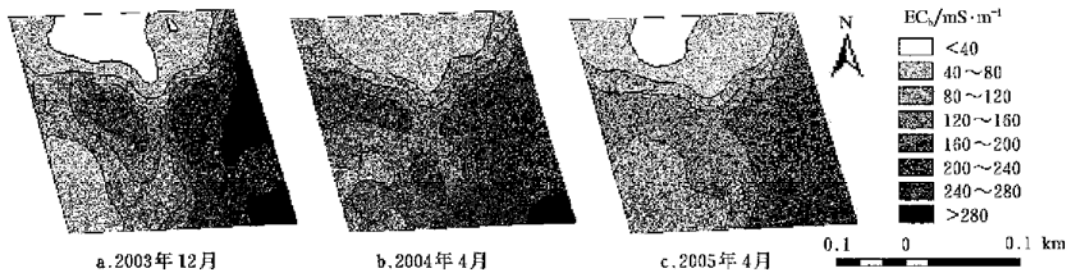


图 2 3 个采样时期上土壤 EC<sub>b</sub> 分布的等值线图(160 样点)

Fig. 2 Soil EC<sub>b</sub> distribution at three different sampling dates(160 samples)

#### 4.3 变异函数的结构分析

为了检查 EC<sub>b</sub>(2005) 样点数目减少对普通克立格法, 协同克立格法及回归克立格法插值精度的影响, 从 160 个预测样本中随机地抽取 130 个、100 个、70 个和

40 个样本组成几组新的数据, 图 3 是这几组新的数据的半方差图及其残差的半方差图, 以及各自的拟合模型及参数。

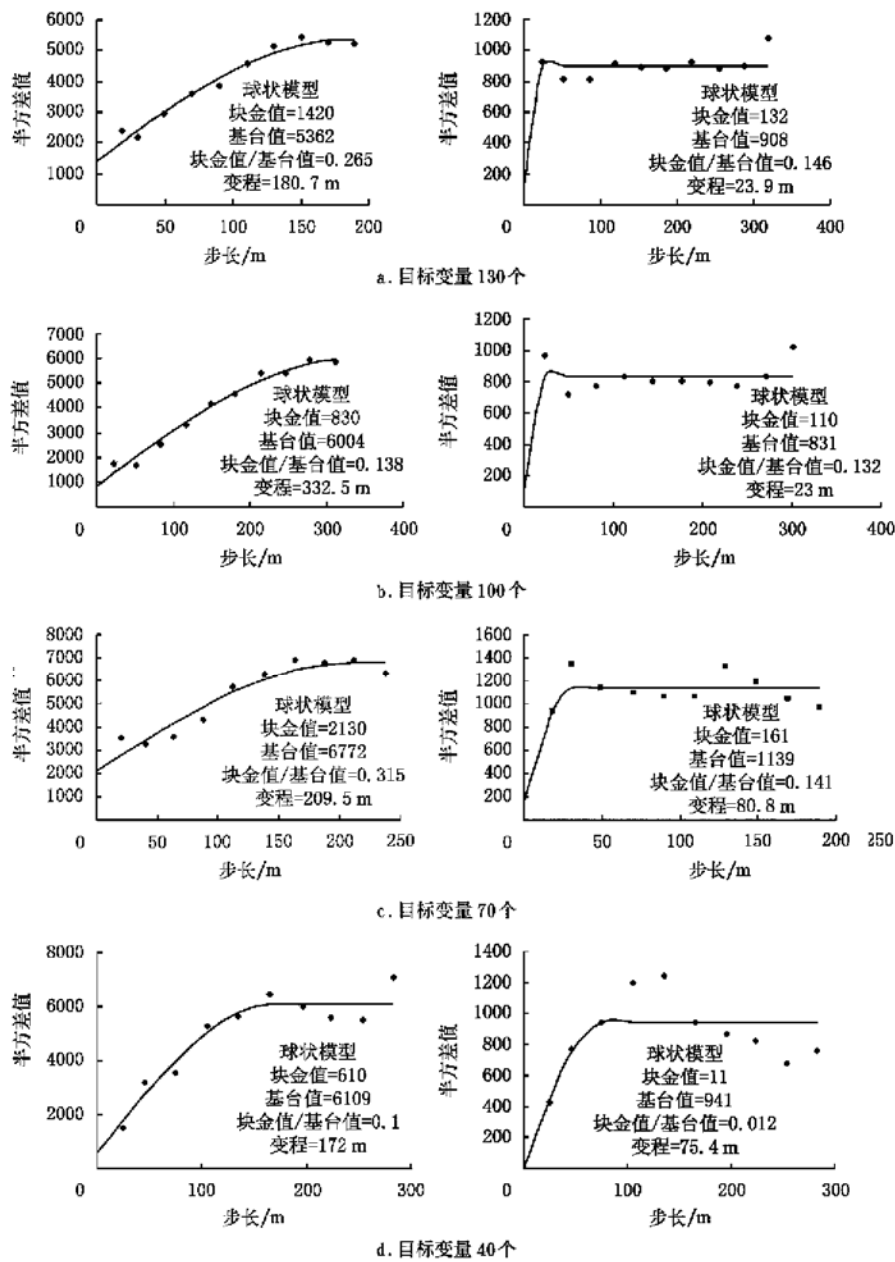


图3 不同目标变量的半方差图(左图)及其残差的半方差图(右图)以及各自的拟合模型和参数

Fig. 3 Semivariograms(left graphs), residuals semivariograms(right graphs) and their fitted models and parameters under different target variables

可以看出,各组数据的半方差值都是利用球状模型拟合的效果最好。从块金值与基台值的比值可以看出,当目标变量样点数目减少到130个和70个时,其盐分显示了中等程度的空间相关性,而样点数目为100个和40个的目标变量则显示了强烈的空间相关性<sup>[16]</sup>。对各组样点数据残差的变异函数进行结构分析发现,同目标变量相比,各组样点数据残差的块金值与基台值的比值变小,表示其空间相关性增强,基台值和空间相关性变程也大大减少,表示总的空间异质程度减弱。这种变化反映了回归模拟的成功,说明目标变量样点数据的“漂移”已被去除<sup>[10]</sup>。这在样本数目被减少到100个时表现得尤为明显,其残差的空间相关性变程几乎比目标

变量的减少了13.5倍,基台值也只是目标变量的14%。对残差的变异函数的结构分析表明,当目标变量的数目减少后,其残差是存在空间相关性的,这符合了回归克立格应用的基本假设条件。

#### 4.4 3种方法估测精度比较及制图

对初始的160个预测样本及随机抽取样点后所形成的几组新的样本数据,分别利用普通克立格法,协同克立格法和回归克立格法对未采样点进行了估值,并用80个 $EC_{b(2005)}$ 检验样本来检验预测的效果。表4给出了不同样本数目下的普通克立格法、协同克立格法和回归克立格法估测精度比较。

表 4 不同样本数目下土壤  $EC_{b(20005)}$  的普通克立格、协同克立格和回归克立格估测精度的比较Table 4 Estimation precision of ordinary Kriging, co-Kriging and regression-Kriging according to soil  $EC_{b(20005)}$  under different samples

目标变量 样本大小	普通克立格		协同克立格		回归克立格		$R_{CK-OK}$		$R_{RK-OK}$	
	$RMSE$	$r$	$RMSE$	$r$	$RMSE$	$r$	$RRMSE$	$R_r$	$RRMSE$	$R_r$
160	42.85	0.6708	32.86	0.8045	32.15	0.8059	23.3	16.6	25.0	16.8
130	44.41	0.6599	32.54	0.8177	27.22	0.8635	26.7	19.3	38.7	23.5
100	47.28	0.6233	35.51	0.7804	27.68	0.8566	24.9	20.1	41.5	27.2
70	46.54	0.6262	33.06	0.8143	31.30	0.8176	29	23.1	32.7	23.4
40	52.85	0.5901	38.29	0.7925	39.38	0.7210	27.5	25.5	25.5	18.2

注:  $RMSE$ : 均方根误差;  $r$ : 相关系数;  $RRMSE$ : 均方根误差的相对提高;  $R_r$ : 相关系数的相对提高;  $R_{CK-OK}$ : 协同克立格对普通克立格预测精度的相对提高;  $R_{RK-OK}$ : 回归克立格对普通克立格预测精度的相对提高。

可以看出, 不论目标变量样本大小如何变化, 协同克立格法和回归克立格法的估值精度总是比普通克立格的估值精度高, 而回归克立格的总体估值精度又好于协同克立格。与普通克立格法相比, 协同克立格法预测的均方根误差减少了 23.3% 到 29%, 预测值和实测值之间的相关系数提高了 16.6% 到 25.5%。而回归克立格法预测的均方根误差比普通克立格法预测的均方根误差减少了 25% 到 41.5%, 预测值和实测值之间的相关系数提高了 16.8% 到 27.2%。另外, 除了当目标变量的样本大小减少到 40 个外, 回归克立格法对普通克立格法预测均方根误差的相对减少总是要大于协同克立格法对普通克立格法预测均方根误差的相对减少, 而预测值和实测值间的相关系数的相对提高总是要大于协同克立格法对普通克立格法预测值和实测值间相关系数的相对提高。因此, 在利用辅助的时序  $EC_b$  数据时, 回归克立格法总体上取得了比协同克立格法更好的预测效果。

表 5 列出利用 80 个检验样本, 在不同的目标变量样本数目下对普通克立格法, 协同克立格法及回归克立格法的预测误差进行配对样本  $T$  检验的结果。表中负的  $t$  值可解释为预测误差的减少, 若  $t$  值为正, 则表示预测误差的增加。 $p$  值小于 0.05 则表示用来比较的两种方法的预测误差的减少在 95% 的置信区间内达到了极显著水平。

从表 5 可以看出, 协同克立格法预测误差相比较普通克立格法的预测误差都有所减少, 但其减少并没有达到极显著水平 ( $p > 0.05$ , 表 5a)。回归克立格法预测误差相比较普通克立格法的预测误差有了较大程度的减少, 除了样点数据为 160 个外, 对其它样点数据, 回归克立格法预测误差比普通克立格法预测误差的减少都达到了极显著水平 ( $p < 0.05$ , 表 5b)。同样, 对回归克立格法与协同克立格法, 当目标变量的样本数目减少到 130 个、100 个、70 个和 40 个时, 回归克立格法的预测误差比协同克立格法的预测误差的减少都达到了极显

著水平 ( $p < 0.05$ , 表 5c)。

表 5 不同样品数目下对普通克立格、协同克立格及回归克立格预测误差进行配对样本  $T$  检验的结果Table 5 Results of the paired-samples  $T$ -test of interpolation error for ordinary Kriging, ordinary co-Kriging and regression-Kriging with different samples

目标变量 样本大小	a) 协同克立格 与普通克立格		b) 回归克立格 与普通克立格		c) 回归克立格 与协同克立格	
	$t$ -值	$p$ -值	$t$ -值	$p$ -值	$t$ -值	$p$ -值
	160	-1.565	0.122	-1.672	0.099	-1.511
130	-1.844	0.069	-2.203	0.031	-2.330	0.022
100	-1.522	0.125	-2.4	0.019	-2.894	0.005
70	-1.207	0.231	-3.504	0.001	-4.825	0.000
40	-1.437	0.155	-4.988	0.000	-5.933	0.000

图 4 给出了利用普通克立格法、协同克立格法和回归克立格法对样点数目减少到 40 个时对  $EC_{b(20005)}$  进行插值的等值线图。将图 4a、4b 和 4c 与图 2c 相比, 可以看出, 样品的减少并没有明显改变土壤  $EC_b$  的空间分布模式, 高盐区仍分布于研究田块的东部区域而低盐区仍分布于北部区域, 但利用了辅助变量的协同克立格法和回归克立格法比普通克立格法更好地保持了描述土壤盐分的空间变异的能力, 对变异细部的描述更为详细, 得到的等值线图(图 4b 和图 4c) 与用普通克立格法对 160 个样点插值生成的等值线图(图 2c) 更为接近。另外从表 4 可以看出, 当样本减少到 40 个, 协同克立格的均方根误差比普通克立格减少了 27.5%, 预测值和实测值之间的相关系数提高了 25.5%。而回归克立格法的预测均方根误差比普通克立格减少了 25.5%, 预测值与实测值的相关系数提高了 18.2%。

比较图 4c 与图 4b 和图 2c, 可以发现回归克立格法具有较为明显的平滑效应, 即较低地估值了高值区而较高地估值了低值区。这种强烈的平滑效应除了与克立格法本身固有的特性有关外, 还与  $EC_{b(2004)}$  和  $EC_{b(2003)}$  数据通过回归模型转化过来对  $EC_{b(2005)}$  进行预测有关。

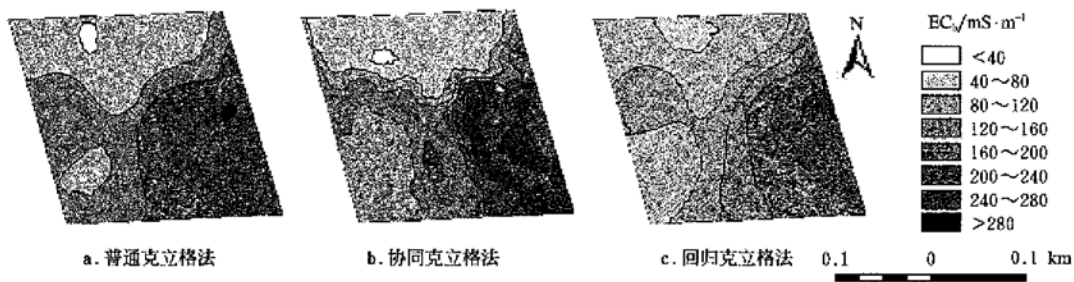


图4 利用40个目标变量生成 $EC_b$ 插值图

Fig. 4 Results of spatial interpolations with forty target variables

## 6 结论

利用同一点位前几个时段上的土壤盐分数据来帮助对下一时段的盐分进行预测并研究减少采样数目和密度的方法对海涂区盐碱地土壤盐分的长期定位观测具有重要意义。本研究以普通克里格法作为参考方法,在目标变量的样点数目不断减少的情况下,通过两期辅助的时序盐分数据,利用协同克里格法和回归克里格法对未采样点进行预测并比较了预测的精度,发现即使目标变量样点数目减少到原来的1/4,利用了辅助变量的协同克里格法和回归克里格法仍较好地保持了盐分的空间变异信息。预测精度上,与协同克里格法相比,回归克里格算法简单,易于实现,用到的模型参数较少,预测结果较好。研究表明回归克里格法作为一种更为精确和经济的方法对样品少且难以测试的变量,或者同一空间位置不同时间段的变量进行估值,不但可以大大提高估测精度,而且可以减少采样数目,节省采样的成本。尤其回归克里格法的回归部分可以是一般的线性模型,也可以是非线性模型,无疑具有非常好的灵活性和适用性。

### [参考文献]

- [1] Shi Zhou, Huang Mingxiang, Wang Renchao. Detection of coastal saline land uses with multi-temporal landsat images in Shangyu city, China[J]. Environmental Management, 2002, 30(1): 142- 150.
- [2] Shi Zhou, Huang Mingxiang, Li Yan. Physico-chemical properties and laboratory hyperspectral reflectance of coastal saline soil in Shangyu city of Zhejiang province, China[J]. Pedosphere, 2003, 13(3): 111- 120.
- [3] Wu J, Norvell W A, Hopkins D G, et al. Improved prediction and mapping of soil copper by kriging with auxiliary data for cation-exchange capacity[J]. Soil Sci Soc Am J, 2003, 67: 917- 927.
- [4] Webster R, Burgess T M. Optimal interpolation and isarithmic mapping. III: Changing drift and universal kriging[J]. J. Soil Sci., 1980, 31: 505- 524.
- [5] Stein A, Van Dooremolen W, Bouma J, et al. Cokriging point data on moisture deficit[J]. Soil Sci Soc Am J, 1988, 52: 1418- 1423.
- [6] Chang Y H, Scrimshaw M D, Emmerson R H C, et al. Geostatistical analysis of sampling uncertainty at the Tollesbury Managed Retreat site in Blackwater Estuary, Essex, UK: Kriging and cokriging approach to minimise sampling density[J]. The Science of the Total Environment, 1998, 221: 43- 57.
- [7] Odeh I O A, McBratney A B, Chittleborough D J. Spatial prediction of soil properties from landform attributes derived from a digital elevation model[J]. Geoderma, 1994, 63: 197- 214.
- [8] Odeh I O A, McBratney A B, Chittleborough D J. Further results on prediction of soil properties from terrain attributes: heterotopic cokriging and regression-kriging[J]. Geoderma, 1995, 67: 215- 226.
- [9] Hudson G, Wackernagel H. Mapping temperature using kriging with external drift: theory and an example from Scotland[J]. International Journal of Climatology, 1994, 14(1): 77- 91.
- [10] Tomislav Hengl, Gerard B M Heuvelink, Alfred Stein. A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging[J]. Geoderma, 2004, 120: 75 - 93.
- [11] 胡克林, 李保国, 陈德立, 等. 农田土壤水分和盐分的空间变异性及其协同克里格估值[J]. 水科学进展, 2001, 12(4): 460- 466.
- [12] 李艳, 史舟, 王人潮, 等. 海涂土壤剖面电导率的协同克里格法估值及不同取样数目的比较研究[J]. 土壤学报, 2004, 41(3): 434- 443.
- [13] 王政权. 地统计学及在生态学中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999.
- [14] 丁能飞, 厉仁安, 董炳荣, 等. 新围砂涂土壤盐分和养分的定位观测及研究[J]. 土壤通报, 2001, 32(2): 57- 59.
- [15] Costantini M, Farina A, Zirilli F. The fusion of different resolution SAR images[J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(1): 139- 146.
- [16] Chien Y J, Lee D Y, Guo H Y, et al. Geostatistical analysis of soil properties of mid-west Taiwan soils[J]. Soil Sci, 1997, 162: 291- 297.

## Spatial forecast and sampling of soil salinity by Kriging with temporally auxiliary data

Li Yan, Shi Zhou<sup>\*</sup>, Chen Jieliang, Jin Huiming, Wang Renchao

(*Institute of Agricultural Remote Sensing and Information Technology, Resource and Environment College, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China*)

**Abstract:** The study examined the performances of two interpolation methods which allow to account for auxiliary data: co-Kriging, regression-Kriging and tested against ordinary Kriging, to improve the interpolation of soil salinity. The prediction accuracy for the three methods was evaluated in the different sampling densities of the variable of interest by comparison with another group of 80 validation sample points. Results show that whatever the sample size of target variable decreased, co-Kriging and regression-Kriging performed better than ordinary Kriging using auxiliary variables. Moreover, regression-Kriging performed on average more accurate predictions than co-Kriging. The results of the  $T$ -test of interpolation error for ordinary Kriging, ordinary co-Kriging and regression-Kriging with different sample sizes indicate that regression-Kriging has the lowest interpolation error than ordinary Kriging and co-Kriging and significant reduction of the interpolation errors is achieved. So, regression-Kriging shows promise for predicting the subsequent soil properties from previously temporal data, or for predicting sparsely located soil properties from dense observations. Moreover, in regression-Kriging, the regression model can be more flexible, such as generalized linear models or non-linear models, which provides a possibility to include more ancillary variables.

**Key words:** auxiliary data; soil salinity; co-Kriging; regression-Kriging; sampling size; prediction accuracy