

# 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\*

李艳 史舟 王人潮 黄明祥

(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** 应用地统计学的半方差函数和普通克里格法, 分析了 20 m × 20 m 的采样间隔上, 同一剖面 0~ 20、20~ 40、40~ 60、60~ 100 cm 四个层次上海涂土壤电导率的空间相关性和空间分布。并在对协同区域化变量进行交互半方差分析的基础上, 用协同克里格法, 将 0~ 20 cm 层上的土壤样品作为辅助变量, 其他三层上初始及减少后的土壤样品作为主变量, 来对 20~ 40、40~ 60、60~ 100 cm 土层上的电导率进行估值。同普通克里格法相比, 协同克里格法在这三层估值所产生的均方根误差 (*RMSE*) 减少了 9% 到 25.1%, 平均标准误差 (*ASE*) 减少了 9.4% 到 21.9%, 预测值与实测值之间的相关系数协同克里格法比普通克里格法提高了 46% 到 85%。数据分析的结果表明, 利用协同克里格法, 深层的样品数目在被减少至 60% 的情况下仍能满足精度要求, 没有明显地导致空间信息的丢失。因此, 协同克里格法作为一种更为精确和经济的方法来对样品少的或难以测试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。

**关键词** 土壤电导率; 空间变异; 半方差分析; 协同克里格法; 预测精度

中图分类号 S159 文献标识码 A

自 20 世纪 70 年代地统计学引入到土壤学科中以来, 对土壤的形态和性质进行定量化描述和研究是倍受关注的一个热点问题<sup>[1, 2]</sup>, 涉及范围从土壤基本理化性质<sup>[3, 4]</sup>, 到土壤生物<sup>[5]</sup>, 乃至土壤修复<sup>[6]</sup>及土壤采样策略<sup>[7]</sup>的制定。

土壤某一性质的空间分布常常与其他性质密切相关, 因为它们受同样的区域化现象或空间过程的影响, 这种性质被称为协同区域化性质。协同克里格法利用同一变量在不同时空或不同变量在同一时空上的协同区域化性质, 用易于测得的变量来对那些难以测得的属性或变量进行估值。许多研究者曾利用协同克里格方法来对不同的土壤特性或变量进行估值。Yate 等<sup>[8]</sup>利用协同克里格法将土壤表土温度和砂土含量作为协同变量来对土壤含水量进行估值。Zhang 等<sup>[9]</sup>用协同克里格法来提高大区域灌溉地土壤中硝酸盐含量的预测精度。Chang 等<sup>[10]</sup>利用简单克里格法和协同克里格法对减少农田土壤采样密度进行了研究。也有人以土壤电导率为协同变量提高大尺度范围灌溉地土壤中钠离子吸附率的预测精

度<sup>[11]</sup>。在国内, 胡克林和李保国等<sup>[12]</sup>进行了农田土壤水分和盐分的空间变异性研究和协同克里格估值, 发现同 kriging 相比, cokriging 的估计方差减少的百分数最大可达到 136%。

研究海涂围垦区土壤理化性质的变化, 尤其是盐分运动规律及其时间或空间上的稳定性, 对于进一步的围垦规划、农业改良利用以及大规模的生物修复工程具有重要的参考价值。为了量化海涂围垦区土壤盐分的变化, 有必要对深层土壤盐分含量和分布进行实测并对未采样区进行插值制图。由于土壤的全盐含量和土壤的电导率之间有很强的相关性<sup>[13]</sup>, 因此, 本文采用土壤电导率来分析土壤盐分的空间分布特征。由于表层土样采集相对较易, 而 1 m 深层土样采用钻探取样费力费时, 为了节省成本并提高预测精度, 本研究在对海涂围垦区同一剖面四个层次上土壤电导率的空间变异利用普通克里格进行量化基础上, 尝试利用协同克里格通过深层的有限样品, 结合表层易得的电导率的丰富数据来对深层电导率分布进行预测并评价其预测的精度。

\* 国家自然科学基金项目(40001008)和中英文化交流项目(SHA/992/308)资助

作者简介: 李艳, 女, 博士研究生。主要从事农业遥感和地理信息技术、土壤特性空间变异和精确农业等的研究

收稿日期: 2003-05-19; 收到修改稿日期: 2003-10-24

## 1 材料和方法

### 1.1 研究区域和采样方法

研究地点设在浙江省上虞市西北地区的海涂实验农场, 围垦于 1984 年。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 1 300 mm。近年来已经被连续垦种。该地区的土壤主要来自于海洋和河流沉积物, 土壤类型是粗砂咸砂土, 剖面发育不明显, 同一剖面上下层质地较为均匀。由于围垦历史和围垦措施的不同, 土壤特性尤其是盐分的变异相当显著。选择 110 m × 205 m 的典型田块作为研究区, 由于采样需要而跨过一条南北方向的深 1 m、宽 0.5 m 的梯形排水渠。

本研究利用 20 m × 20 m 格网, 借助于 MAGEILAN ProMarkX 差分 GPS(静态伪距 < 2 m) 进行样点定位, 并结合常规丈量工具进行样点间距测量, 在同一剖面上, 分别从 0~20、20~40、40~60、60~100 cm 四个层次上各采集样品 50 个(其分布见图 1), 采样时间是 2002 年 4 月 29 日, 田间湿润。



图 1 研究区域和样点的空间分布模式

Fig. 1 Spatial distribution pattern of samples in study area

### 1.2 测定方法

土样自然风干, 碾磨后过 2 mm 的筛, 称取筛过的土样 50 g, 加蒸馏水 250 ml, 振荡 3 min, 制成水土比为 5:1 的浸提液, 利用“DDS-11A 型”电导仪对其电导率进行测定, 并换算成 25℃时的电导率。

### 1.3 地统计学分析

克立格法是利用原始数据和半方差函数的结构性, 对未采样点的区域化变量进行无偏最优估值的一种插值方法。在本征平稳假设下, 下列变异函数成立:

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

其中  $r(h)$  为所有空间相距  $h$  的点对的平均方差,  $N(h)$  是在空间上具有相同间隔  $h$  的离散点对数目,  $Z(x_i)$  和  $Z(x_i + h)$  分别为点  $x_i$  和与  $x_i$  相距  $h$  的点的某一属性的观测值。

两个随机变量的交互相关性可以用下列的交互半方差函数来表示:

$$r_{ij}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{a=1}^{N(h)} [Z_i(x_a) - Z_i(x_a + h)] \times [Z_j(x_a) - Z_j(x_a + h)] \quad (2)$$

这里  $r_{ij}(h)$  是两个变量的交互半方差值,  $N(h)$  是具有相同间距  $h$  的变量  $Z_i(x)$  和  $Z_j(x)$  的离散点的数目。如果两个变量是正相关的, 那么变量  $Z_i$  从  $x_a$  到  $x_a + h$  的增加(或减少)会相应引起  $Z_j$  的增加(或减少), 交互半方差值就是正值。

如果变异函数和相关分析的结果表明该属性的空间相关性存在, 则可以利用普通克立格进行插值。其公式为:

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

其中  $Z^*(x_0)$  是待估点  $x_0$  处的估计值,  $Z(x_i)$  是实测值,  $\lambda_i$  是分配给每个实测值的权重且  $\sum \lambda_i = 1$ 。  $n$  是参与  $x_0$  点估值的实测值的数目。

协同克立格法是普通克立格法的扩展形式, 它要用到两个或两个以上的变量, 其中一个为主变量, 其它的作为辅助变量, 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。其公式为:

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_{1i} Z_1(x_i) + \sum_{j=1}^p \lambda_{2j} Z_2(x_j) \quad (4)$$

这里  $Z^*(x_0)$  是待估点  $x_0$  处的估计值,  $Z_1(x_i)$  和  $Z_2(x_j)$  分别是主变量  $Z_1$  和辅助变量  $Z_2$  的实测值,  $\lambda_i$  和  $\lambda_j$  分别是分配给主变量  $Z_1$  和辅助变量  $Z_2$  的实测值的权重, 且  $\sum \lambda_{1i} = 1$ ,  $\sum \lambda_{2j} = 0$ 。  $n$  和  $p$  是参与  $x_0$  点估值的主变量  $Z_1$  和辅助变量  $Z_2$  的实测值的数目。

交互检验(Cross-validation)用来评价普通克立格和协同克立格的预测精度。交互检验是利用每个实测点周围的点对该实测值进行预测, 将预测值与该实测值本身进行比较。均方根误差(RMSE)、平均标准误差(ASE)和预测值与实测值的相关系数用来表征预测的精度。均方根误差和平均标准误差越小、相关系数越大则预测的精度越高。并用协同克

立格预测的均方根误差与普通克立格预测的均方根误差减少的百分数 ( $RRMSE$ ) 和用协同克立格预测的平均标准误差和普通克立格预测的平均标准误差减少的百分数 ( $RASE$ ) 来表示预测精度的提高程度。

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

$$ASE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sigma(x_i)}{n}} \quad (6)$$

这里  $RMSE$  是预测的均方根误差,  $ASE$  是预测的平均标准误差。  $Z(x_i)$  和  $Z^*(x_i)$  分别是实测值和预测值。  $\sigma(x_i)$  是点  $x_i$  处的预测标准误差。

$$RRMSE = (RMSE_K - RMSE_{CK}) / RMSE_K \times 100\% \quad (7)$$

$$RASE = (ASE_K - ASE_{CK}) / ASE_K \times 100\% \quad (8)$$

这里  $RRMSE$  是协同克立格预测的均方根误差与普通克立格预测的均方根误差减少的百分数,  $RASE$  是协同克立格预测的平均标准误差和普通克立格预测的平均标

准误差减少的百分数。  $RMSE_K$  和  $ASE_K$  为普通克立格预测的均方根误差和平均标准误差,  $RMSE_{CK}$  和  $ASE_{CK}$  为协同克立格预测的均方根误差和平均标准误差。

利用  $R_R$  来表示协同克立格法对普通克立格法的相关系数的提高程度。

$$R_R = (R_{CK} - R_K) / R_K \times 100\% \quad (9)$$

这里  $R_{CK}$  和  $R_K$  分别表示协同克立格法和普通克立格法的预测值和实测值之间的相关系数。

所有的地统计学分析, 半方差图及交互半方差图的绘制及拟合模型的选择利用 Gamma Design Software 公司开发的 GS+ Geostatistics for Environmental Sciences 5.3.1 进行, 然后利用 ESRI 公司开发的 Arcinfo 8.3 软件进行克立格估值及等值线图的绘制。

## 2 结果分析

### 2.1 不同土层电导率的统计特征值

对田间实测样本进行平均值, 标准差, 变异系数, 分布类型等常规统计分析(见表 1)。

表 1 不同土层电导率的统计特征值

Table 1 Descriptive statistics of soil electrical conductivity (EC) at different layers

土层 Soil layer	分布类型 Distribution type	平均值 Mean	标准差 Standard deviation	最小值 Minimum value	最大值 Maximum value	变异系数 Coefficient of variation	样点数目 Sample number
0~ 20 cm	正态	0.157	0.032	0.114	0.254	0.21	50
20~ 40 cm	正态	0.226	0.076	0.135	0.532	0.34	50
40~ 60 cm	正态	0.349	0.110	0.158	0.826	0.34	50
60~ 100 cm	正态	0.524	0.152	0.192	0.951	0.29	50

注: 表中电导率的单位是  $mS \text{ cm}^{-1}$  Note: The unit of soil electrical conductivity is  $mS \text{ cm}^{-1}$  in the table

结果可见, 四个层次上土壤电导率的分布均服从正态分布。四个层次上土壤电导率的变异系数相差不大, 介于 21% 到 34%, 都属于中等程度的变异<sup>[14]</sup>。四个层次上的电导率的平均值随着深度的

增加而增加, 这主要是因为该区地下水的矿化度很高, 1 m 到 2 m 土层矿化度可达到  $5 \sim 12 \text{ g L}^{-1}$ <sup>[15]</sup>, 底层盐分受到地下水的影响有关。

对各层之间电导率进行 person 相关系数分析

表 2 不同土层电导率分布的相关性

Table 2 Correlation of EC distribution at different layers

土层 Soil layer	0~ 20 cm	20~ 40 cm	40~ 60 cm	60~ 100 cm
0~ 20 cm	1	0.636**	0.652**	0.527**
20~ 40 cm		1	0.874**	0.695**
40~ 60 cm			1	0.870**
60~ 100 cm				1

注: \*\* 表示达到 1% 的显著水平 Note: \*\* : Correlation is significant at 1% level

(见表 2) 发现, 层与层之间盐分的相关性都达到了 0.01 的极显著水平, 其中相邻层之间的相关性相对较高, 例如 60~100 cm 层与 40~60 cm 层, 40~60 cm 层与 20~40 cm 层之间相关系数分别达到 0.870 和 0.874。

## 2.2 变异函数的结构分析

对各层土壤电导率进行结构分析(见表 3)发现, 四个土层上电导率的半方差值都是利用球状模型拟合的效果最好。0~20、20~40、40~60 cm 深度上的变程也就是自相关距离相差不大, 而 60~100 cm 深度上自相关距离则明显变小, 这主要是因为 3、4 月份的春雨季节是地下水位较高的时期, 地下水的埋深在 1 m 以内, 有的甚至短期接近地表<sup>[15]</sup>, 60~100 cm 层上的电导率由于受到矿化度较高的地下水的影 响而导致其自相关距 变小。块金系数和基

台值的比值表示空间相关性程度<sup>[16]</sup>, 如果比值 < 25%, 说明变量具有强烈的空间相关性; 在 25% 到 75% 之间, 变量具有中等程度的空间自相关; > 75% 时, 变量的空间相关性很弱; 如果比值接近 1, 则变量在整个尺度上具有恒定的变异。因此 0~20 cm 层和 20~40 cm 层上电导率分布是强烈相关的, 而 40~60 cm 层和 60~100 cm 层上的电导率分布则是中等程度的空间相关性。决定系数反映了所选模型对半方差值的拟合程度<sup>[17]</sup>, 四个土层的决定系数都在 0.7 以上, 拟合的结果较好。对各层土壤电导率的变异函数的半方差值及其拟合模型进行分析(图 2)可以看出, 四个层次上电导率的变异函数的拟合模型在变程范围内都呈抛物线型, 说明各层上盐分有非常好的空间连续性<sup>[10]</sup>。

表 3 土壤电导率的半方差函数模型及其参数

Table 3 Model and parameter of semivariogram for soil electrical conductivity (EC)

土壤层 Soil layer	拟合模型 Fitted model	块金系数 Nugget	基台值 Sill	变程 Range (m)	块金系数/基台值 Nugget/sill (%)	决定系数 Determinative coefficient
0~20 cm	球状	0.000 27	0.001 29	122	20.9	0.851
20~40 cm	球状	0.000 5	0.005 09	130.2	10	0.732
40~60 cm	球状	0.003 38	0.009 5	123	35.6	0.847
60~100 cm	球状	0.010 18	0.025 43	83.2	40	0.888

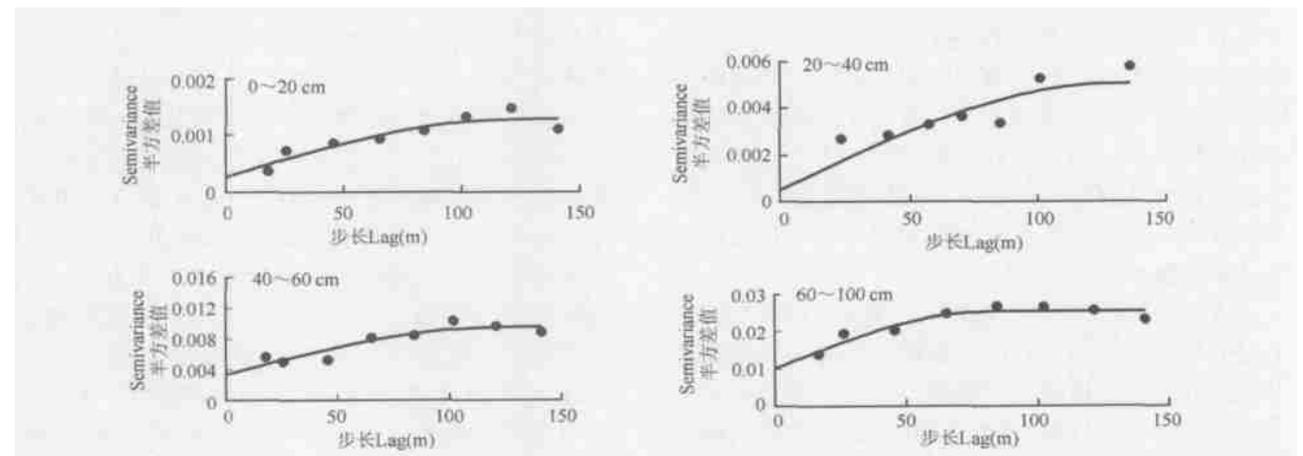


图 2 土壤各层电导率的半方差值(圆点)及其拟合模型(实线)

Fig. 2 Semivariance (dot) and fitted model (solid line) of EC for different soil depths

## 2.3 普通克里格最优内插法估值

为了更直观地描述整个田块土壤盐分的空间分布情况, 利用普通克里格法对各层上初始的 50 个采样点进行插值, 绘制了各层土壤电导率的等值线图。

图 3 中 a、b、c、d 分别表示 0~20、20~40、40~60、60~100 cm 四个土层上的电导率的空间分布。可以看出, 四个层次上的电导率的空间分布具有一致性和继承性, 都是田块的中部地区低而东西部地区高。

这种分布主要是因为田块中部有一条南北方向的深1 m、宽0.5 m的梯形排水渠,使中部地区地下水位较低,受地下水返盐的影响较小,从而使该区盐分含

量较低。可见,微地形诸如排水渠或灌水沟等对土壤电导率的空间变化也有一定的影响。

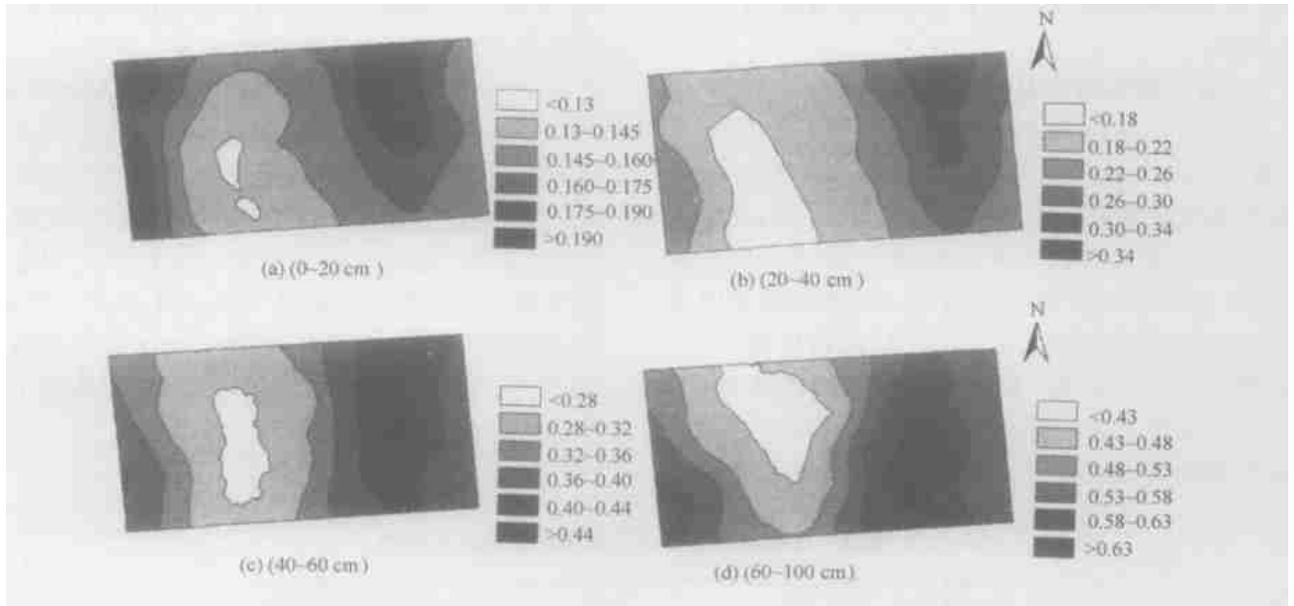


图3 土壤各层电导率分布的等值线图(50个样点)

Fig 3 The contour map of EC for different soil depths(50 samples) ( $\text{mS cm}^{-1}$ )

## 2.4 协同克里格最优内插法估值

从表2可知,各个土层之间的电导率有很强相关性。利用同一变量在不同空间位置的协同区域化性质,协同克里格法可以用较易测得的变量对难以测得的变量估值。本研究选取表层0~20 cm的50个样品作为协同变量,利用20~40 cm、40~60 cm和60~100 cm土层上的初始样品按一定方向和间距抽样后剩余的样点在进行半方差及交互半方差分析后进行空间插值。为了使样品的减少不会太剧烈而导致不可知的空间信息的丢失,样品每次抽取5个,利用交互检验比较了普通克里格和协同克里格插值结果以及精度的变化(见表4)。

表5列举了20~40 cm、40~60 cm、60~100 cm土层上样点减少至30个时的半方差函数和交互半方差函数的拟合模型及其参数。协同区域化变量可以是正相关,也可以是负相关的,本研究的结果都是正相关的。从块金系数与基台值的比值可知,同一土层上的单个变量和不同土层上的协同区域化变量都具有较强的空间相关性。从拟合参数来看,对半方差值及交互半方差值的拟合都是利用球状模型拟合的效果最好,且决定系数较高,都在0.7以上,个

别的达到了0.931。图4是20~40 cm、40~60 cm、60~100 cm土层上样点数减少至30个时的半方差图及交互半方差图,可以看出,各层上电导率分布的空间连续性较好。

从表4可以看出,用协同克里格预测所产生的均方根误差和平均标准误差相对于普通克里格来说都有所减少,甚至在样品减少至30个的情况下,这说明利用协同克里格进行插值预测的精度要高于普通克里格。由协同克里格预测所得到的均方根误差和平均标准误差之间的绝对值  $D_{abs}$  大部分比用普通克里格预测所得到的  $D_{abs}$  要小,也即由协同克里格预测的均方根误差和平均标准误差更为接近,这表明协同克里格法对预测变异的估测更为准确<sup>[18]</sup>。与普通克里格相比,协同克里格法预测的均方根误差减少了9%到25.1%,平均标准误差减少了9.4%到21.9%。预测值与实测值之间的相关系数增加了46%到85%。所得的结果表明由协同克里格对电导率进行预测时,底层的初始样品被减少40%时仍能满足精度要求,电导率在各层仍然遵从田块中部地区低而东西地区高的分布,且预测精度相对于普通克里格有较大的提高,预测的结果明显地好。



表 5 30 个样点在 20~ 40cm、40~ 60cm、60~ 100 cm 土层上的电导率的半方差函数和交互半方差函数模型及参数值

Table 5 Model and parameters of semivariogram and cross-semivariogram for electrical conductivity( EC) at 20~ 40cm, 40~ 60cm, 60~ 100cm soil layers( 30 samples)

土壤层 Soil layer	变异函数类型 Type of semivariogram	拟合模型 Fitted model	块金系数 Nugget	基台值 Sill	变程 Range( m)	块金系数/基台值 Nugget/ sill ( %)	决定系数 R <sup>2</sup> Determinative coefficient
20~ 40 cm	单变量	球状	0. 003 52	0. 018 47	124	19	0. 792
	交互变量	球状	0. 000 29	0. 003 18	148. 1	9. 1	0. 767
40~ 60 cm	单变量	球状	0. 001 5	0. 020 54	118. 5	7. 3	0. 883
	交互变量	球状	0. 000 37	0. 004 23	129	8. 7	0. 899
60~ 100 cm	单变量	球状	0. 007 63	0. 028 62	84. 9	26. 7	0. 931
	交互变量	球状	0. 000 84	0. 003 85	100. 6	21. 8	0. 908

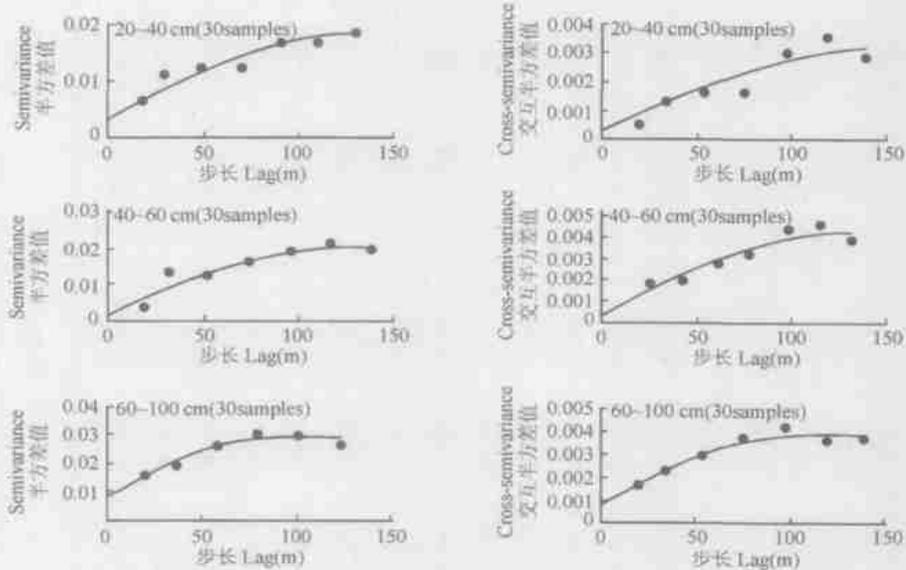


图 4 20~ 40、40~ 60、60~ 100cm 土层上电导率的半方差值(左图、圆点)和交互半方差值(右图、圆点)及其各自的拟合模型(实线)

Fig. 4 Semivariance (left) (dot) and cross-semivariance(right) (dot) and their fitted model (solid line) for EC at 20~ 40 cm, 40~ 60 cm, 60~ 100 cm soil layers

图 5 列出在样品被减少至 30 个的情况下, 普通克立格法(a, c, e)和协同克立格法(b, d, f)分别对 20~ 40 cm 土层、40~ 60 cm 土层和 60~ 100 cm 土层进行局部估计的等值线图。

比较图 3b、图 5a 和 5b 可以看出, 样品的减少并没有明显地导致土壤电导率空间信息的丢失, 但用普通克立格法对 50 个样点插值生成的等值线图(图 3b)与用协同克立格法对 30 个样点插值生成的等值

线图(图 5b)更为接近。假定图 3b 是 20~ 40 cm 土层上盐分分布的真实反映, 那么与图 5a 相比, 图 5b 对分布变异细部的描述更为详细, 得到的信息更为丰富, 更能接近盐分的真实分布。从表 4 也可以看出, 协同克立格预测的均方根误差相对于普通克立格减少了 23.5%, 平均标准误差减少了 14.2%, 预测值和实测值的相关系数协同克立格比普通克立格提高了 85%。

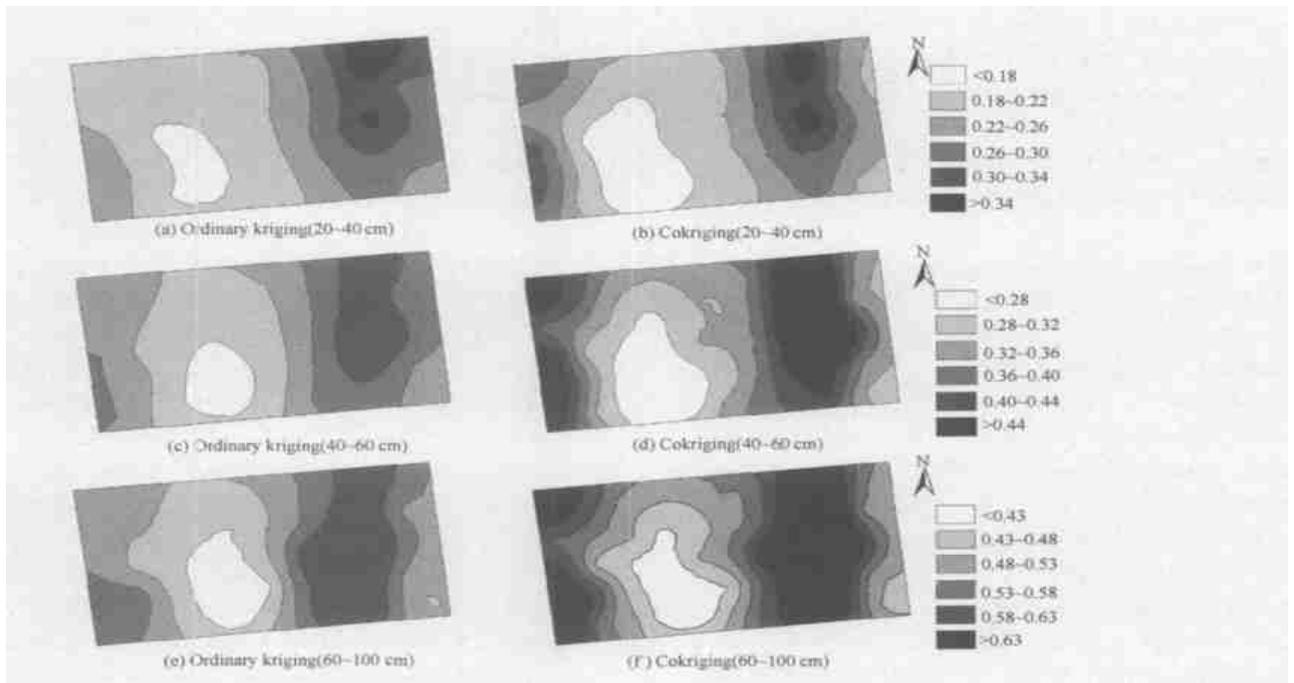


图 5 普通克里格法和协同克里格法对深层土壤电导率插值的等值线图(30 个样点)

Fig 5 The contour maps of EC for deeper layers by ordinary kriging and cokriging(30 samples) ( $\text{mS cm}^{-1}$ )

同样比较 40~60 cm 土层、60~100 cm 土层上 50 个样点的普通克里格法插值形成的等值线图(图 3c, 3d)与 30 个样点的普通克里格法生成的等值线图(图 5c, 5e)以及 30 个样点的协同克里格法生成的等值线图(图 5d, 5f), 可以得出同样的结论, 也即协同克里格法所得到的空间变异信息更为丰富, 预测的精度更高。对于 40~60 cm 土层, 30 个样点的协同克里格法比 30 个样点的普通克里格法预测的均方根误差减少 25.1%, 平均标准误差减少 16.7%, 预测值和实测值的相关系数提高 79%。而对于 60~100 cm 土层, 这三个值分别为 13.8%、21.9% 和 54% (见表 4)。

从以上分析可见, 用较易测定的表土土壤属性对测定费用较高的深层土壤属性进行协同克里格估值, 不仅能获得较好的预测, 而且可以大大提高预测的精度。不足之处就是由于所需数据量大, 协同克里格方程维数太高, 使协方差推断和估值变得较为困难。另外具有较好空间相关的样本数据对具有较弱空间相关的样本数据会产生一定的“屏蔽”作用<sup>[19, 20]</sup>。

### 3 结 论

该研究结果表明, 协同克里格法不但可以大大

减少深层采样数目, 节省采样成本, 而且可以提高深层土壤盐分的预测精度。协同克里格法作为一种更为精确和经济的方法可以用来对海涂土壤电导率的空间分布进行有效地评估。目前对本地区关于该问题的研究只局限在田块范围内所进行的海涂土壤特性空间变异的探讨, 在大尺度范围内, 即在农场级或地区级尺度上来研究海涂土壤理化性质特别是盐分的时空变异特征并检验地统计方法对研究海涂土壤盐分时空变化的适用性是下一步所要进行的工作。

### 参 考 文 献

- [1] Hillel D. Research in soil physics: A review. *Soil Sci.*, 1991, 151: 30~34
- [2] 李艳, 史舟, 徐建明, 等. 地统计学在土壤科学中的应用及展望. *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 science (In Chinese). *Journal of Soil and Water Conservation*, 2003, 17(1): 178~182
- [3] Bresler E, Lagan G. Statistical analysis of salinity and texture effects on spatial variability of soil hydraulic conductivity. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 1984, 48: 1~11
- [4] Davis J G, Hossner L R, Wilking L P, *et al.* Variability of soil chemical properties in two sandy dunal soils of Niger. *Soil Sci.*, 1995, 159: 321~331
- [5] Shuster W D, Subler S, McCoy E L. Deep-burrowing earthworm additions changed the distribution of soil organic carbon in a chisel-

- tilled soil. *Soil Biology & Biochemistry*, 2001, 33(7/8): 983~ 996
- [ 6 ] Faechner T, Pyrcz M, Deutsch C V. Soil remediation decision making in presence of uncertainty in crop yield response. *Geoderma*, 2000, 97(1/2): 21~ 38
- [ 7 ] McBratney A B, Webster R. How many observations are needed for regional estimation of soil properties? *Soil Sci.*, 1983, 135: 177~ 183
- [ 8 ] Yates S R, Warrick A W. Estimating soil water content using cokriging. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 1987, 51: 23~ 30
- [ 9 ] Zhang R, Shouse P, Yates S. Estimates of soil nitrate distributions using cokriging with pseudo-crossvariograms. *J. Environ. Qual.*, 1999, 28:424~ 428
- [ 10 ] 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. *The Science of the Total Environment*, 1998, 221: 43~ 57
- [ 11 ] Pozdnyakova L, Zhang R. Geostatistical analyses of soil salinity in a large field. *Precision Agriculture*, 1999, (1): 153~ 165
- [ 12 ] 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. *水科学进展*, 2001, 12(4): 460~ 466. Hu K L, Li B G, Chen D L, *et al.* Analyses of Spatial variability and estimation of soil water content and salinity in agricultural field using cokriging ( In Chinese ). *Advances in Water Science*, 2001, 12(4): 460~ 466
- [ 13 ] 石元春, 陆锦文, 李韵珠. 盐渍土的水盐运动. 北京: 北京农业大学出版社, 1984. Shi Y C, Lu J W, Li Y Z. *Water and Salinity Movement of Saline Soils ( In Chinese )*. Beijing: Beijing Agricultural University Press, 1984
- [ 14 ] 雷志栋, 杨诗秀, 谢森传. 土壤水动力学. 北京: 清华大学出版社, 1988. Lei Z D, Yang S X, Xie S C. *Dynamics of Soil Water ( In Chinese )*. Beijing: Qinghua University Press, 1988
- [ 15 ] 傅庆林, 厉仁安, 葛正豹主编. 浙江省海涂农业科技示范园建设研究与实践. 杭州: 浙江大学出版社, 2000. Fu Q L, Li R A, Ge Z B, *et al.* *Study and Practice on Construction of Coastal Agricultural Science and Technology Demonstrational Farms in Zhejiang Province ( In Chinese )*. Hangzhou: Zhejiang University Press, 2000
- [ 16 ] Chien Y J, Lee D Y, Guo H Y, *et al.* Geostatistical analysis of soil properties of mid-west Taiwan soils. *Soil Sci.*, 1997, 162:291~ 297
- [ 17 ] 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 Its Application in Ecology ( In Chinese )*. Beijing: Science Press, 1999
- [ 18 ] Johnston K, Ver Hoef J M, Krivonuchko K, *et al.* *Using ArcGIS Geostatistical Analyst*. New York: Environmental System Research Institute Press, 1999
- [ 19 ] Asli M, Marcotte D. Comparison of approaches to spatial estimation in a bivariate context. *Math. Geol.*, 1995, 27: 641~ 658
- [ 20 ] Goovaerts P. Ordinary cokriging revisited. *Math. Geol.*, 1998, 3: 21~ 42

## ESTIMATES OF ELECTRICAL CONDUCTIVITY FOR COASTAL SALINE SOIL PROFILE USING COKRIGING UNDER DIFFERENT SAMPLING DENSITY

Li Yan Shi Zhou Wang Renchao Huang Mingxiang

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

**Abstract** Estimating spatial variability of saline soil electrical conductivity (EC) which was intensely correlative with salinity content is an important issue in coastal region. In this study, semivariogram was firstly used to explore the spatial correlation of EC for four depths of 0~ 20 cm layer, 20~ 40 cm layer, 40~ 60 cm layer and 60~ 100 cm layer on a 20 m by 20 m sampling grid, EC distribution at the four layers were then estimated using ordinary kriging, and then cross-semivariogram was analysed to explore coregionalized relationship between top layer and deeper layers. Finally cokriging was used to improve saline soil EC estimation at deeper layers by treating the samples of 0~ 20 cm depth as auxiliary variable and the original and reduced samples of the other three layers as primary variable. Compared with the ordinary kriging, the root-mean-square error produced by cokriging decreased by 9% to 25.1%, the average standard error decreased by 9.4% to 21.9%, correlation coefficient between the predicted value and the observed value increased by 46% to 85%. The analysis results indicated the reduction of the original sampling density of 40% would have resulted in no evident loss of spatial information. Cokriging was shown to be a more accurate and economic method, and it allowed easily obtained variables to be used to estimate the difficultly obtained variable based on the correlation on between two variables, and not only can greatly improve prediction accuracy, but also can save the sampling cost.

**Key words** Soil EC; Spatial variability; Semivariogram analyse; Cokriging; Prediction accuracy