

# 典型喀斯特峰丛洼地土壤有机碳含量空间预测研究\*

张伟<sup>1,2</sup> 王克林<sup>1,2†</sup> 陈洪松<sup>1,2</sup> 张继光<sup>3</sup>

(1 中国科学院亚热带农业生态研究所, 亚热带农业生态过程重点实验室, 长沙 410125)  
(2 中国科学院环江喀斯特农业生态系统观测研究站, 广西环江 547100)  
(3 中国农业科学院烟草研究所, 山东青岛 266101)

## USE OF SATELLITE INFORMATION AND GIS TO PREDICT DISTRIBUTION OF SOIL ORGANIC CARBON IN DEPRESSIONS AMID CLUSTERS OF KARST PEAKS

Zhang Wei<sup>1,2</sup> Wang Kelin<sup>1,2†</sup> Chen Hongsong<sup>1,2</sup> Zhang Jiguang<sup>3</sup>

(1 Key Laboratory for Agro-ecological Processes in Subtropical Region, Institute of Subtropical Agriculture, Chinese Academy of Sciences, Changsha 410125, China)

(2 Huanjiang Observation and Research Station for Karst Ecosystems, Chinese Academy of Sciences, Huanjiang, Guangxi 547100, China)

(3 Tobacco Research Institute of Chinese Academy of Agricultural Sciences, Qingdao, Shandong 266101, China)

**关键词** 喀斯特; 峰丛洼地; 土壤有机碳; 空间变异; REML

**中图分类号** S159.2 **文献标识码** A

我国西南喀斯特地区可能是全球水循环加强背景下一个重要的碳汇<sup>[1]</sup>。植被和土壤有机碳(SOC)的增加对于该地区整体碳汇的增加,以及这部分由水驱动的碳汇的增加具有极为重要的意义。然而峰丛洼地地区从景观到群落不同尺度水平上表现出的高度异质性,为该地区碳储量的估算和碳源/汇的评估带来很大困难,亟需探索有效方法对具有高变异特性的土壤有机碳的空间分布格局进行精确预测,为该类型区土壤固碳现状与潜力的估算和评估奠定基础,减少我国陆地生态系统碳平衡研究的不确定性。

地统计学及其衍生的多种克里格方法(简单克里格、协克里格、泛克里格等)被认为是描述和量化土壤空间格局,预测未采样点信息并评价其不确定性的有效手段<sup>[2]</sup>。但土壤性质的偏态性和漂移性

(如喀斯特地区特殊的土壤发育格局和高度的分异性),给地统计学的应用带来一定困难。为了提高插值精度,地统计学引入了协区域化变量概念,借助信息丰富,观测容易的变量对目标变量进行估值,如回归克里格。近年来,基于DEM、遥感图像以及其他景观结构信息,大量研究均证明这是一种提高插值精度的有效方法<sup>[3-7]</sup>。然而,回归克里格方法存在两方面的缺陷,一是其对漂移趋势的估计不符合最小方差原则,二是其估计不符合无偏最优估计<sup>[2]</sup>。多位学者利用REML方法(Residual maximum likelihood)对回归克里格方法进行了改进,结果表明其对土壤的预测精度和预测方差均优于回归克里格<sup>[8-9]</sup>。Mishra等<sup>[10]</sup>尝试了另一种地理权重回归(GWR)空间预测方法对有机碳的分布进行了研究,发现GWR方法的预测精度较回归克里格方

\* 中国科学院西部行动计划项目(KZCX2-XB3-10)、国家科技支撑计划课题(2011BAC09B02)、国家自然科学基金项目(30800162)资助

† 通讯作者

作者简介: 张伟(1979—),男,河北邯郸人,博士研究生,助理研究员,从事土壤环境与生态恢复研究。Tel: 0731-4615220; E-mail: Zhangw@isa.ac.cn

收稿日期: 2011-06-22; 收到修改稿日期: 2011-12-02

法有所提高。可见,针对地貌环境复杂、人为干扰强烈的峰丛洼地景观进行土壤有机碳的空间分布调查,可基于多种外源信息(如遥感图像、DEM、水文地质图、土地利用\覆被图等),尝试多种预测方法,以取得最佳的预测效果。

本文在景观尺度,以桂西北典型喀斯特峰丛洼地为研究对象,探讨了 REML 和回归克里格等多变量地统计方法预测高变异性土壤有机碳空间分布格局的适用性。

## 1 研究方法

### 1.1 研究区概况

研究区位于广西环江毛南族自治县下南乡古周村( $24^{\circ}54'42.6'' \sim 24^{\circ}55'17.8''N$ ,  $107^{\circ}56'48.1'' \sim 107^{\circ}57'28.5''E$ ),为典型喀斯特峰丛洼地景观,属亚热带季风气候区,多年平均气温  $16.5 \sim 20.5^{\circ}C$ ,多年平均降雨量  $1389 \text{ mm}$ ,雨季平均持续  $130 \sim 140 \text{ d}$ ,主要集中在4月至9月,尤以6月中旬至7月中旬最多,常出现涝灾;10月至次年3月为旱季,又常受到干旱威胁。研究区地形起伏较大,最低点海拔  $376 \text{ m}$ ,最高点海拔  $816 \text{ m}$ 。土壤主要为碳酸盐岩发育的石灰土,土质较黏重,土被分布极不均匀,基岩广泛出露,特别是坡地平均裸岩率达  $70\%$  以上,植被退化较为严重,森林覆盖率仅为  $13\%$ 。

### 1.2 采样方法与样品分析

采样区覆盖了研究区洼地和坡地下部,面积约  $0.5 \text{ km}^2$  (图1),土地利用类型以耕地为主,种植作物主要为玉米、牧草、大豆,在部分地段有零散的灌丛和灌草分布。1996年退耕还草工程实施后,部分耕地退耕,种植任豆、板栗、木豆等经济林木,但占采样区面积的比例较小( $<20\%$ )。研究区耕地管理以农户为基本单位,施肥管理的具体情况可参考文献[11]。采用规则网格设置样本点,取样间隔  $20 \text{ m}$ ,共设置  $528$  个样点。用 DGPS 记录每个样点的坐标位置,并用长  $80 \text{ cm}$ 、宽  $8 \text{ cm}$  的竹签标记。于2005年1月20日至25日进行采样,采样时在每个竹签周围  $2 \text{ m}$  范围内随机采取  $5$  个  $0 \sim 15 \text{ cm}$  的表层土样,混合后代表该样点土样。详细记录该样点的土地利用方式、植被类型、耕作制度、裸岩率等环境信息。裸岩率以样点周围  $2 \text{ m}$  范围内岩石出露的面积百分比估算。在试验室内采用重铬酸钾氧化-外加加热法测定土壤有机碳(SOC)含量。

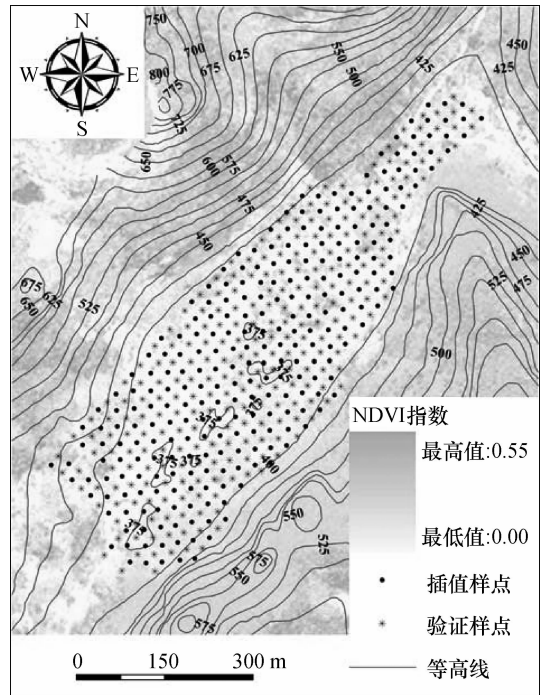


图1 研究区土壤样点分布图

### 1.3 研究方法和数据处理

利用 Pearson 相关分析研究了有机碳与遥感指数和地形因子之间的相关性,利用逐步回归方法构建有机碳与遥感指数和地形因子的回归方程,基于地统计学方法探讨了有机碳的空间变异特征,并对比了普通克里格、协克里格、回归克里格和基于残差最大似然法(REML)的线形无偏最优估计四种插值方法的插值精度。四种插值方法计算公式和原理见参考文献[2]。需要说明的是,REML 和协克里格方法均采用与回归克里格方法相同的辅助变量,即回归方程中的保留变量,以保证结果的可对比性。本文用到的地形属性(坡度、高程等)由  $1:1$  万 DEM 派生。采用的遥感图像为2004年12月15日获取的 IKONOS 单片影像( $1 \text{ m}$  全色 +  $4 \text{ m}$  多光谱),经过融合处理后,利用 ERDAS 8.7 遥感处理软件计算所需的归一化植被指数(NDVI)。NDVI 指数能够反映地表植被的生理特征,如生产力、光有效辐射等<sup>[12]</sup>。NDVI 指数的取值介于  $-1$  和  $1$  之间,取值越大意味着地表植被覆盖度越高,说明该点的水分、养分供应条件越好。取值小则意味着地表植被越稀疏,植物的生理过程受到环境条件的制约<sup>[4-5]</sup>。

在 ArcGIS 9.0 中利用缓冲区分析,将采样点扩展为半径  $2 \text{ m}$  的面数据点,以减少信息提取过程中的随机误差,利用扩展后的面数据点提取各采

样点的地形和植被指数信息。利用 SPSS 11.5 进行相关分析和逐步回归分析,利用 GS + 7.0 进行变异函数的计算、拟合,利用 Genstat 12 进行 REML 半变异函数和趋势模型的计算,利用 ArcGIS 9.2 绘制土壤有机碳分布图。

#### 1.4 预测精度检验

为了验证各种插值方法的预测准确性,将原采样点分为两部分,分别为插值数据集和验证数据集,两个数据集的样点个数分别为 265 个和 263 个。采用间隔抽样的方法选取验证点,以保证验证数据集代表性。

本文采用均方根预测误差 (RMSE) 和预测模型的预测方差 ( $R_p^2$ )<sup>[2]</sup> 评价各插值方法的预测精度,计算方法如下:

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

$$R_p^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \{Z^*(u)_i - Z(u)_i\}^2}{\sum_{i=1}^n \{Z(u)_i - \bar{Z}(u)\}^2} \quad (2)$$

表 1 表层土壤有机碳含量基本统计特征

数据集	样点数 (个)	最小值 (g kg <sup>-1</sup> )	最大值 (g kg <sup>-1</sup> )	均值 (g kg <sup>-1</sup> )	方差 (g kg <sup>-1</sup> )	偏度系数		峰度系数	
						原始数据	对数转换	原始数据	对数转换
数据全集	528	6.0	32.4	15.4	27.5	1.13	0.21	1.41	-0.07
插值数据	265	6.0	32.4	15.2	25.3	1.17	0.28	1.59	0.02
验证数据	263	6.0	32.3	15.6	29.7	1.08	0.16	1.26	-0.14

#### 2.2 土壤性质与地形指数和遥感植被指数的相关性分析

有机碳与遥感植被指数和地形因子之间具有显著的相关性。如表 2 所示,有机碳与 NDVI 指数呈显著正相关,说明有机碳含量越高的地段,植被(或作物)覆盖度和生物量相应也较大。地形对土壤性质的空间分布和水文过程的控制和诱导作用一直都是一个深受关注的问题<sup>[13]</sup>。大量研究表明,地形在很大程度上控制了水分、溶质和沉积物的迁移方向和通量,从而决定了土壤性质空间发育的梯度和格局<sup>[14-15]</sup>。有机碳与高程、坡度及裸岩率显著正相关,与地形湿度指数显著负相关,这与其他地区的研究结果<sup>[5,16]</sup> 极为不同。这些研究认为,由于

式中, $n$  为验证数据集的样本个数, $Z(u)_i$  和  $Z^*(u)_i$  分别为验证样点  $i$  上有机碳的实测值和估计值。RMSE 越小,表示该模型的预测精度越高, $R_p^2$  表示模型预测方差占有有机碳总方差的比例,比例越大说明模型对有机碳原始方差的解释量越大。

## 2 结果与分析

### 2.1 土壤有机碳含量基本统计特征

如表 1 所示,土壤有机碳原始数据全集、插值数据集和验证数据集的最小值和最大值分别为 6.0 ~ 32.4 g kg<sup>-1</sup>, 6.0 ~ 32.4 g kg<sup>-1</sup> 和 6.0 ~ 32.3 g kg<sup>-1</sup>。三个数据集有机碳原始数据的均值分别为 15.4 g kg<sup>-1</sup>、15.2 g kg<sup>-1</sup> 和 15.6 g kg<sup>-1</sup>,相互之间差别不大。三个数据集有机碳原始数据偏度系数较大,不符合正态分布,经对数转换后,偏度系数和峰度系数均接近 0,符合对数正态分布。在接下来的分析中均采用对数转换后的数据,消除数据的方差不稳定性,并在随后的插值分析中进行反转换。

径流、侵蚀、堆积等作用,有机碳等养分的分布表现为坡下(或洼地)高于坡上。显然,在峰丛洼地上上述养分的迁移和积累过程具有不同的规律。在峰丛洼地,坡上虽然具有较大的坡度,岩石出露率也远高于洼地,但由于表层岩溶带的发育,容易形成封闭或半封闭的阴暗生境,有利于有机质的积累<sup>[11]</sup>。张继光等<sup>[17]</sup> 的研究也发现土壤水分含量在峰丛洼地随坡度和坡位的降低而减少。较高的水分含量意味着低的矿化速率和高的有机质积累,因而坡度较大、裸岩率较高的中坡和下坡有机碳含量也较高。洼地虽然是沉积部位,但由于其易旱易涝,淋溶强烈,频繁的人为活动加速了土壤有机质的矿化分解,有机碳含量相对较低。

表 2 有机碳与遥感指数和地形因子的相关性

NDVI 指数	高程 (m)	坡度 (°)	地形湿度指数	坡面曲率	坡向	裸岩率 (%)
0.55*	0.35*	0.39*	-0.21*	0.22*	0.29*	0.63*

注: \* 表示相关性达到显著水平 ( $p \leq 0.05$ )

利用逐步回归方法构建了有机碳与植被指数、地形因子之间的多元线性回归方程, 方程如下:

$$\log_e(\text{SOC}) = b_0 + b_1 \times \text{NDVI} + b_2 \times \text{Slope} \quad (3)$$

回归方程显示, NDVI 指数和坡度是预测有机碳空间分布的最佳辅助变量。回归方程各参数见表 3, 其决定系数为 0.28, 说明回归方程对有机碳的方差解释量达到 28%。表 3 给出了 REML 趋势模型的参数。结果显示, NDVI 指数和坡度的 wald 统计值均达到显著水平 ( $p < 0.01$ ), 说明可以利用 NDVI 指数和坡度构建有效的 REML 趋势模型。

### 2.3 半变异函数模型参数

普通克立格的半变异函数可用球状模型进行

拟合(如表 4), 模型的块金值/基台值为 45.5%, 有机碳具有中等程度的空间自相关, 反映施肥和耕作措施等外源因素和地形、植被等内源结构性因素对有机碳变异均有重要影响。借鉴 Webster 和 Oliver<sup>[2]</sup>的方法, 利用协区域化变量方法构建协半变异函数的线性套合模型, 考虑到有机碳和坡度具有相似变程, 将协半变异函数模型的第二变程  $a_2$  设为有机碳和坡度变程的均值(175.6 m), 并利用双球状套合模型对协半变异模型进行拟合。回归克立格和 REML 趋势模型的残差均利用指数模型拟合, REML 变异函数的基台值和变程均大于回归克立格趋势残差的变异函数, 主要是因为后者没有考虑变异函数本身的误差<sup>[8]</sup>。

表 3 多元线性回归方程和 REML 趋势模型相关参数

线性回归方程参数	线性回归方程参数数值	REML 趋势模型参数	REML 趋势模型参数数值
$b_0$	1.69	$b_0$	2.672
$b_1$	3.64	$b_1$	3.63
$b_2$	0.004	Wald 检验值	60.5
决定系数	0.28	显著水平	<0.001
F 值	52.2	$b_2$	0.004
显著水平	<0.001	Wald 检验值	11.23
		显著水平	<0.001

表 4 应用于不同插值方法的半变异函数模型的结构参数

插值方法	变异函数模型	方差			变程 (m)			块金值/基台值 (%)
		$c_0$	$c_1$	$c_2$	$a_1$	$a_2$	$b$	
普通克立格	球状模型	0.046	0.055		161.7			45.5
协克立格	协半变异函数	0.042	0.036	0.024	110.9	175.6		41.2
	NDVI 指数	0.00048	0.00091		110.9			
	坡度	13.6	173.7		189.5			
回归克立格	指数模型	0.0086	0.0614				24.4	12.3
REML	指数模型	0.039	0.069				64.7	36.1

### 2.4 不同插值方法的预测精度比较

利用四种插值方法绘制了研究区有机碳的空间分布图(图 2)。如图所示, 有机碳的整体分布特征表现为采样区外周的中坡和下坡含量高于洼地。四种插值方法的预测精度为: REML  $\approx$  回归克立格 (0.226) > 协克立格 (0.247) > 普通克立格

(0.256), 基于外源信息有助于有机碳预测精度的提高(表 5)。REML 和回归克立格的均方根预测误差最小, 适宜于研究区有机碳的空间预测。REML 和回归克立格的预测方差最大, 对有机碳总方差的解释量分别为 55.1% 和 53.7%, 说明这两种方法的预测误差仍然很大, 该地区有机碳的空间预测方

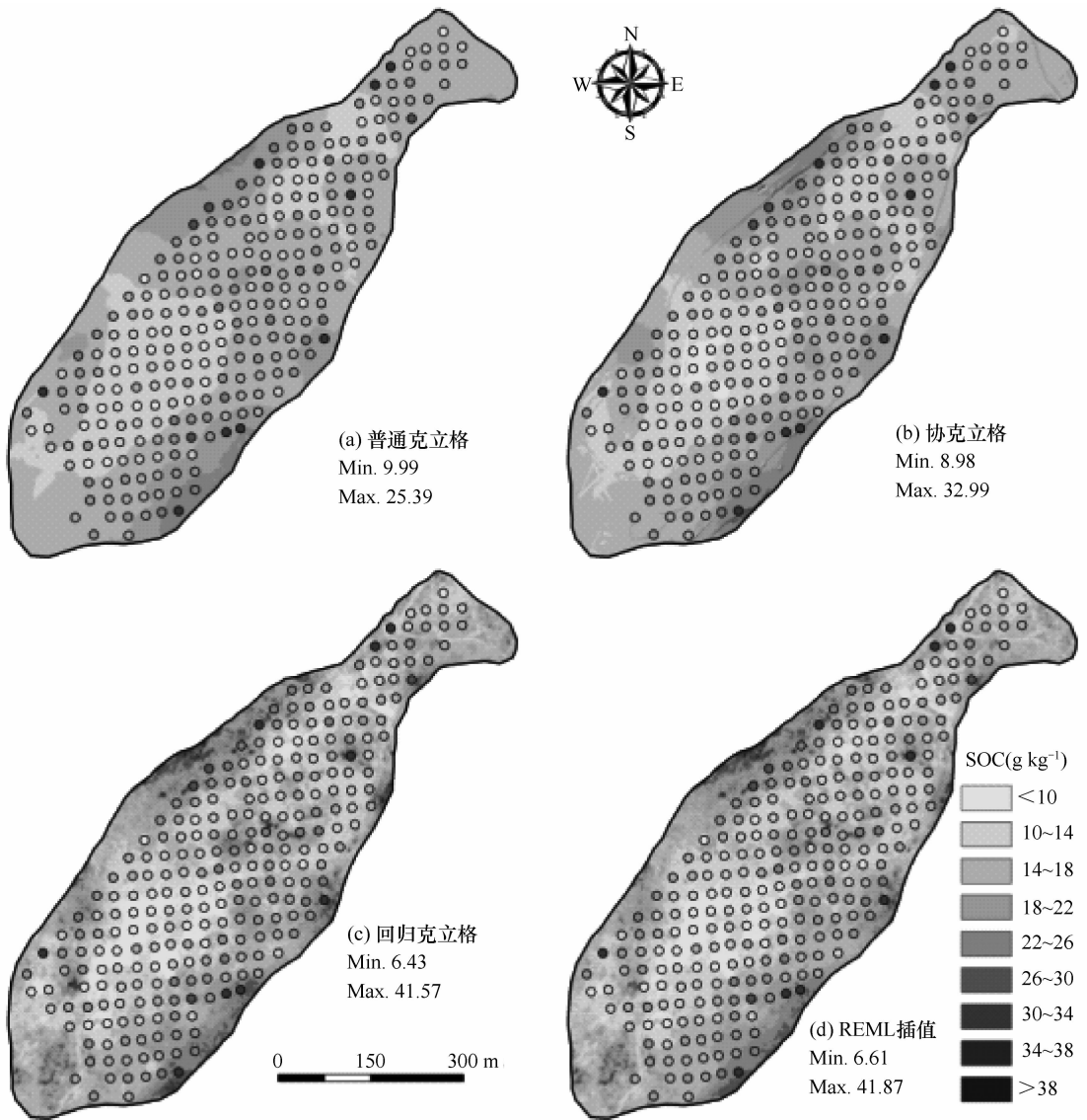


图2 利用4种插值方法预测的SOC空间分布图(图中圆点为实测值)

法还有待于进一步提高。根据图2,直观对比了各插值方法的预测效果,REML和回归克立格对有机碳的随机变化特征、极大值极小值的聚集特征反映的更为明显,而这些信息对小流域水分、养分迁移循环等生态过程的理解和生态模型的构建至关重要<sup>[4]</sup>,说明基于遥感图像和地形指数,REML和回归克立格对有机碳空间分布格局的反映更为详尽。

表5 各插值方法的预测精度评价

	普通克立格	协克立格	回归克立格	REML
均方根预测误差	0.256	0.247	0.226	0.226
预测方差	40.8	44.9	53.7	55.1

### 3 结 论

与其他地区的研究结果相同,基于遥感指数和地形因子等辅助信息,REML和回归克立格在提高有机碳预测精度,增加有机碳的方差解释量,降低克立格插值的平滑效应等方面明显优于传统的空间插值方法。与其他研究结果<sup>[8-9]</sup>不同的是,REML在提高预测精度和预测方差等方面与回归克立格没有明显差别,这可能与本研究较高的采样密度有关。根据 Minasny and McBratney<sup>[18]</sup>的研究,相对于回归克立格,样点数量越少REML方法的预测效果越优越。Li<sup>[19]</sup>的研究也指出,当样点数量较小(<200),目标变量空间分布的趋势效应比较明显

时,REML 才是一个比较好的预测方法。本研究的结果也支持这一观点。然而,本研究中,REML 仅仅解释了有机碳 55.1% 的原始方差,因而对于喀斯特地区土壤有机碳的空间预测还有待于从方法和机理上改进。基岩出露,土壤存量少、分布不连续是喀斯特地区土壤的基本特征,因而对土壤有机碳有效储量的预测可能更能反映喀斯特土壤环境的真实特征。

## 参考文献

- [ 1 ] Liu Z H, Wolfgang D, Wang H J. A possible important CO<sub>2</sub> sink by the global water cycle. *Chinese Science Bulletin*, 2008, 53 (3): 402—407
- [ 2 ] Webster R, Oliver M A. *Geostatistics for environmental scientists*. Chichester: John Wiley and Sons, 2001
- [ 3 ] Wang Y Q, Zhang X C, Zhang J L, et al. Spatial variability of soil organic carbon in a watershed on the loess plateau. *Pedosphere*, 2009, 19(4): 486—495
- [ 4 ] Rivero R G, Grunwald S, Bruland G L. Incorporation of spectral data into multivariate geostatistical models to map soil phosphorus variability in a Florida wetland. *Geoderma*, 2007, 140: 428—443
- [ 5 ] Sumfleth K, Duttman R. Prediction of soil property distribution in paddy soil landscapes using terrain data and satellite information as indicators. *Ecological Indicators*, 2008, 8: 485—501
- [ 6 ] 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. *农业工程学报*, 2006, 22(6): 49—55
- [ 7 ] 赵永存, 史学正, 于东升, 等. 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. *土壤学报*, 2005, 42(3): 379—385
- [ 8 ] Lark R M, Webster R. Geostatistical mapping of geomorphic variables in the presence of trend. *Eart Surf. Process and Landforms*, 2006, 31: 862—874
- [ 9 ] Chai X R, Shen C Y, Yuan X Y. Spatial prediction of soil organic matter in the presence of different external trends with REML-EBLUP. *Geoderma*, 2008, 148: 159—166
- [ 10 ] Mishra U, Lal R, Liu D S, et al. Predicting the spatial variation of the soil organic carbon pool at a regional scale. *Soil Sci Soc Am J*, 2010, 74: 906—914
- [ 11 ] 张伟, 陈洪松, 王克林, 等. 种植方式和裸岩率对喀斯特洼地土壤养分空间分异特征的影响. *应用生态学报*, 2007, 18(7): 1459—1463
- [ 12 ] Pettorelli N, Vik J O, Mysterud A, et al. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends in Ecology & Evolution*, 2005, 20: 503—510
- [ 13 ] Herbst M, Diekkrüger B. Modelling the spatial variability of soil moisture in a micro-scale catchment and comparison with field data using geostatistics. *Physics and Chemistry of the Earth*, 2003, 28: 239—245
- [ 14 ] Herbst M, Diekkrüger B, Vereecken H. Geostatistical co-region-alization of soil hydraulic properties in a micro-scale catchment using terrain attributes. *Geoderma*, 2006, 132: 206—221
- [ 15 ] McKenzie N J, Ryan P J. Spatial prediction of soil properties using environmental correlation. *Geoderma*, 1999, 89: 67—94
- [ 16 ] Mueller T G, Pierce F J. Soil carbon maps: Enhancing spatial estimates with simple terrain attributes at multiple scales. *Soil Sci Soc Am J*, 2003, 67: 258—267
- [ 17 ] 张继光, 陈洪松, 苏以荣, 等. 喀斯特峰丛洼地坡地土壤水分空间变异性研究. *农业工程学报*, 2006, 22(8): 54—58
- [ 18 ] Minasny B, McBratney A B. Spatial prediction of soil properties using EBLUP with the Matern covariance function. *Geoderma*, 2007, 140(4): 324—336
- [ 19 ] Li Y. Can the spatial prediction of soil organic matter contents at various sampling scales be improved by using regression kriging with auxiliary information?. *Geoderma*, 2010, 159: 63—75