doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.08.022

基于多维分形法的土壤养分空间预测*

陈　光[1]　高　然[2]　张世文[3]　张立平[1]　叶回春[4]　黄元仿[1]

(1. 中国农业大学资源与环境学院, 北京 100193; 2. 河北工程大学水电学院, 邯郸 056038;
3. 安徽理工大学地球与环境学院, 淮南 232001; 4. 中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室, 北京 100094)

摘要: 采用多维分形克里格插值法(Multifractal Krige,Mkrige)对土壤有机质、全氮、有效磷和速效钾 4 种土壤养分进行空间预测,并以普通克里格法为参照对比,从传统统计学参数、积累曲线、多维分形图像、多维分形参数和特异值等方面深入分析 Mkrige 法空间预测的效果。结果表明:无论何种分形程度的土壤养分,Mkrige 法预测值的积累曲线、多维分形参数和多维分形图像都与实测值最接近;Mkrige 法较好地保持了原始样本数据的特异值区,真实反映土壤养分空间分布的混沌状态,空间预测效果较优。土壤有效磷、有机质、全氮和速效钾分形程度依次降低;分形程度越高,Mkrige 法空间预测效果越优。

关键词: 土壤养分　空间预测　多维分形克里格　普通克里格

中图分类号: S153.6　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2015)08-0159-10

Spatial Prediction of Soil Nutrients Based on Multi-dimensional Fractal Methods

Chen Guang[1]　Gao Ran[2]　Zhang Shiwen[3]　Zhang Liping[1]　Ye Huichun[4]　Huang Yuanfang[1]

(1. *College of Resources and Environment*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100193, *China*
2. *College of Water Conservancy and Hydropower*, *Hebei University of Engineering*, *Handan* 056038, *China*
3. *College of Earth and Environment*, *Anhui University of Science and Technology*, *Huainan* 232001, *China*
4. *Key Laboratory of Digital Earth Science*, *Institute of Remote Sensing and Digital Earth*, *Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100094, *China*)

Abstract: Soil is a continuous spatial-temporal heterogeneity with high spatial variability. Soil nutrients are important parts of soil, and scientific and effective spatial prediction of the spatial variability of soil nutrients is the foundation of sustainable utilization of soil. The multi-dimensional fractal (multifractal) Krige method (Mkrige) with Krige method as a reference was used to simulate four types of soil nutrients, i.e., soil organic matter, nitrogen, phosphorus and potassium. Effectiveness of spatial prediction of Mkrige method was deeply analyzed in terms of five aspects, i.e., the traditional statistics, accumulation curve, multi-dimensional fractal images, multi-dimensional parameters and specific values. The results showed that traditional statistics parameters, accumulated value curve, multi-dimensional fractal parameters and multi-dimensional fractal image of the predicted values by Mkrige method were closer to the measured values than that of the predicted values by Krige method for the considered four soil nutrients. Mkrige method can better maintain the specific value area of the original samples, which truly reflected the chaotic state of the spatial distribution of soil nutrients and had a better prediction effect. The fractal degrees of phosphorus, organic matter, total nitrogen and potassium were reduced in

收稿日期: 2014-07-25　修回日期: 2014-10-09

* 国家自然科学基金资助项目(41071152、41471186)、公益性行业(农业)科研专项资助项目(201103005-01-01)和农业部科研杰出人才及创新团队资助项目(2012)

作者简介: 陈光,博士生,主要从事土壤高效利用与信息化研究,E-mail: dynasty111@sohu.com

通讯作者: 黄元仿,教授,博士生导师,主要从事土壤水分、养分模型与水土资源管理研究,E-mail: yfhuang@cau.edu.cn

order. For Mkrige method, the higher the fractal degree was, the more excellent the prediction effects were.

Key words: Soil nutrients Spatial prediction Multifractal Krige Krige

引言

土壤是一个时空连续变异体,具有高度的空间异质性。土壤养分是土壤的重要组成部分,是植物营养元素的源泉。土壤养分关系到土壤的结构、可耕性、持水率、保肥供肥特性及生产性能,采用科学有效的空间预测方法揭示土壤养分空间异质性是实现土壤可持续利用的基础。

土壤养分空间变异定量化研究一直是关注的热点之一。克里格方法(Krige)是目前主要的空间预测方法,它赋予邻近实测值不同权重,以不同权重实测值的平均值为基础,提供待测变量的无偏最优估计值[1],克里格法使估计误差方差最小。目前产生了众多基于 Krige 法的优化方法,如指示克里格、回归克里格等,克里格法及其优化方法在土壤学中被广泛地研究与应用[1-8]。但单一 Krige 法空间预测精度不高,不能很好地再现原始区域化变量的空间结构及变量之间的相互关系[9],其理论上仍然会光滑数值,局部变异信息的删除会导致一些有用数据的丢失。Mandelbrot[10]提出用分形理论来描述部分和整体相似的模式。多维分形是用多维分形谱来描绘空间分布[11-15],其理论基础确保其能较好地保持、再现原始数据化变量的空间结构,显著特点是能用分形维数分析非线性空间数据集内联系,且能突出异常值,多维分形理论已被应用在矿物研究、农业研究等非线性空间分析中[16-20]。综合考虑 Krige 法和多维分形法的优缺点,Cheng[21]提出了将多维分形和 Krige 相结合的多维分形克里格方法,它能确定数据集内的空间变化,能描述数据集内的异常值、内部联系和相互关系[14]。具有滑动权重平均值的多维分形插值方法实际上是通过其特有的奇异指数去矫正 Krige 插值结果,因此这种方法既能保持 Krige 法滑动权重插值的优点,克服 Krige 法光滑数值的缺点,又能较好地保持原来的较高、较低特异值区,比较真实地反映土壤养分的含量,提供没有光滑的特征值[19]。

目前,多维分形克里格法应用于土壤养分空间预测的研究鲜见报道。本文以土壤有机质(Soil organic matter,SOM)、全氮(Total nitrogen,TN)、有效磷(Available phosphorus,AP)和速效钾(Available potassium,AK)4 种不同分形程度的土壤养分为预测对象,采用 Mkrige 法实现不同分形程度的土壤养分空间预测,并以 Krige 法为参照对比,通过系统分析传统统计学参数、积累曲线、多维分形参数、多维分形参数图像和特异值插值等,探讨 Mkrige 法应用于不同分形程度土壤养分空间预测的可行性和精确度,为土壤养分空间预测和异质性研究提供新思路与方法。

1 理论与方法

1.1 研究区概况

研究区地理坐标为 117°04′58″~117°57′54″E、40°03′32″~40°08′52″N,面积 9 411 hm^2,行政区划分上隶属于北京市平谷区大兴镇、平谷镇、马昌营镇和东高村镇等 4 镇(图 1)。研究区处于平谷南部平原区,地势相对平坦,海拔高度在 100 m 以下,全部为洪积冲积物母质。土壤类型包括普通潮土、潮褐土、褐潮土和普通褐土等 4 亚类,其中普通潮土面积最大,占研究区总面积的 54.65%(图 1)。研究区属于暖温带大陆性季风气候,年平均气温为 11.5℃;多年平均降水量 639.5 mm;多年平均蒸发量 1 762.3 mm,蒸发量远大于降水量是本区气候条件的主要特点。土地利用以农业用地为主,且主要为耕地,研究区是平谷区农业利用集中区域。

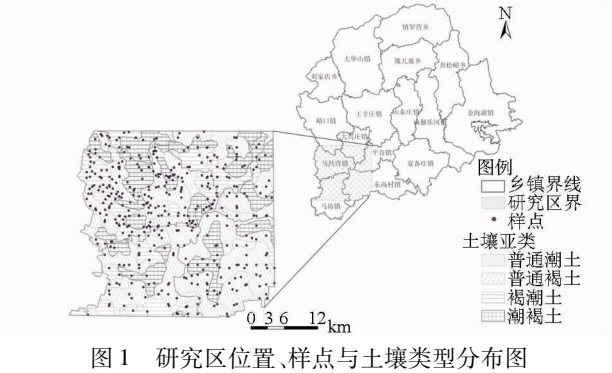

图 1 研究区位置、样点与土壤类型分布图

Fig. 1 Location of study area, sampling points and soil types

1.2 数据获取

数据采集方案为先网格布点,网格尺寸对 400 m × 400 m,在此基础上,综合考虑土地利用、土壤类型等,确定设计样点 431 个(图 1)。田间确定样点后,用 GPS 定位并记录实际取样点的经纬度。采样时间为 2010 年 5 月,采集 0~20 cm 表层土样,每个样点在直径 10 m 范围内取 5 点混合为待测样品带回室内分析。

SOM 采用重铬酸钾容量法测定,TN 采用半微量凯氏法测定,AP 采用 0.5 mol/L 的 $NaHCO_3$ 浸提-

分光光度法(Olsen 法)测定,AK 采用醋酸铵浸提火焰光度计法测定。

1.3 理论与方法

1.3.1 多维分形方法

首先通过计算机用盒计数法求出不均匀分布的空间变量(本文中为土壤养分)的概率分布。对任意给定的实数 q, 可以定义一个配分函数 $\chi_q(\varepsilon)$,对概率 $\mu_i(\varepsilon)$ 用 q 次方进行加权求和,其数学表达式为

$$\chi_q(\varepsilon) = \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} \mu_i^q(\varepsilon) \quad (-\infty < q < \infty) \qquad (1)$$

式中　ε——测量尺度(盒子的边长)

$N(\varepsilon)$——盒子的个数

$\mu_i(\varepsilon)$——空间变量的概率分布

如果空间变量具有分形特征,则有关系式 $\chi_q(\varepsilon) \approx \varepsilon^{\tau(q)}$,即配分函数 $\chi_q(\varepsilon)$ 和 ε 有幂函数关系。一般把 $\tau(q)$ 称为质量指数。进一步可以计算奇异指数 α 和多维分形谱 $f(\alpha)$

$$\alpha(q) = \frac{\mathrm{d}\tau(q)}{\mathrm{d}q} \qquad (2)$$

$$f(\alpha(q)) = \alpha(q)q - \tau(q) \qquad (3)$$

式(2)和式(3)其实是对 $\tau(q)$ 和 q 作勒让德变换得到 $f(\alpha)$ 和 α[12,22]。如果 $f(\alpha)$ 随 α 的变化是抛物线并且满足 Evertsz 和 Mandelbrot 指出的条件[22],则被预测的分布就是连续的多维分形分布。更多关于多维分形模型的细节问题可参照文献[22-23]。

除了多维分形谱 $f(\alpha)$ 和奇异指数 α 这 2 个参数,本文还计算了土壤养分的多维分形谱宽 $\Delta\alpha$ 和瑞利维数 D_q,计算式为

$$\Delta\alpha = \alpha_{\max} - \alpha_{\min} \qquad (4)$$

$$N(\varepsilon) \propto \varepsilon^{-D_q} \qquad (5)$$

式中 $\alpha_{\max}$ 和 $\alpha_{\min}$ 分别是 α 的最大值和最小值[11, 16, 22]。瑞利维数 D_q 是通过 ε 和 $N(\varepsilon)$ 的幂律定律得出的[24]。

1.3.2 多维分形克里格空间预测

Mkrige 法是扩展的滑动加权平均插值方法,该法主要是增加一个奇异性指数 β 的计算。奇异性指数 β 是某个特定样本关系的特征值,描述了空间变量的平均聚集程度。在空间预测前需要计算每个数据集的 β,然后用 β 去矫正克里格空间预测结果[19]。

一般来说,空间变量的平均聚集随着测量尺度的变化而变化。按照多维分形理论,在尺度变化的一定范围内,二维空间变量 $z(x)$ 在点 x_0 附近的平均聚集与测量尺度符合幂率关系 $C(r) \propto r^{\beta(x_0)-2}$,其中 $C(r)$ 为空间变量 $z(x)$ 在测量尺度为 r 的范围内的平均值,$\beta(x_0)$ 为点 x_0 处的奇异性指数。由此可以得到

$$\beta(x_0) = \frac{\ln C(r)}{\ln r} + 2 \qquad (r \to 0) \qquad (6)$$

进而可以得到 Mkrige 法的计算式为

$$Z(x_0) = \varepsilon^{\beta(x_0)-2} \sum_{x \in \Omega(x_0,\varepsilon)} \omega(\| x - x_0 \|) Z(x) \qquad (7)$$

式中 $\Omega(x_0,\varepsilon)$ 是插值点 x_0 的半径为 ε 的邻域,$x \in \Omega(x_0,\varepsilon)$ 是该邻域内的已知点,ω 是滑动权重。

为了有效验证 Mkrige 法空间预测的效果,以克里格法为对比,选择克里格法中较为普通和基本的普通克里格法,该方法认为采样点之间距离越近,关系越紧密,数值越相似[1]。当估计未知点时它既考虑距离也考虑已知点间的变异程度[1,25]。本文中 Krige 即指普通克里格法,有关普通克里格法相关理论可以参照文献[26-27]。

Krige 法和 Mkrige 法空间预测通过 ArcGIS 10.0 和 Matlab 平台实现。

1.3.3 空间预测效果检验

采用 2 种途径检验和评估 Mkrige 法的空间预测精度和效果:①通过分析原始样本数据和预测值的相关参数,如瑞利谱、多维分形谱、特异值等来检验预测精度和效果。②以普通克里格法作为对比,比较不同空间预测方法下的多维分形参数等差异,检验 Mkrige 方法的精度和效果。

2 结果与分析

2.1 样本数据多维分形特征分析

为了解原始样本数据分形程度,进而探讨分形程度差异对 Mkrige 法空间预测的影响,对原始样本数据的多维分形特征进行分析(表 1),并绘制实测值瑞利谱和多维分形谱(图 2)。

表 1　不同土壤养分原始样本数据多维分形特征值

Tab. 1　Multi-dimensional fractal characteristics of different soil nutrients with original sample data

参数	SOM	TN	AP	AK
$\alpha_{\max}$	2.547	2.486	2.942	2.272
$\alpha_{\min}$	1.555	1.727	1.087	1.638
$\Delta\alpha$	0.992	0.759	1.855	0.634
$D(q)_{\max}$	2.457	2.391	2.846	2.225
$D(q)_{\min}$	1.628	1.778	1.139	1.696
ΔD_q	0.829	0.613	1.707	0.529

注:$D(q)_{\max}$ 和 $D(q)_{\min}$ 分别为 D_q 的最大值和最小值;ΔD_q 是 $D(q)_{\max}$ 和 $D(q)_{\min}$ 的差值,代表瑞利维数变异程度。

通过不同的 q 取值将分形体分成具有不同层次的区域加以研究的过程称为多维分形分析。理论上 q 的取值范围越大越好 ($-\infty < q < \infty$),但实际计

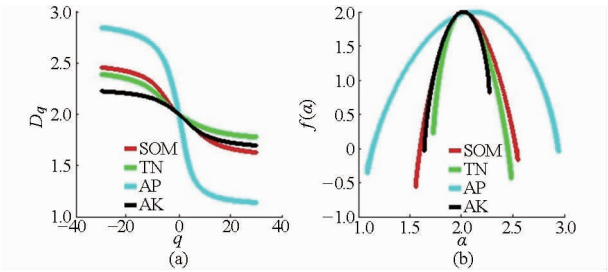

图 2 实测值瑞利谱和多维分形谱

Fig. 2 Rayleigh spectrum and multi-dimensional fractal spectrum of measured values

算过程中,随着 q 值的增大,计算的工作量成倍增加,且 q 增大到一定程度时,D_q、α 和 $f(\alpha)$ 基本都不再随 q 的增加而变化。因此,可根据具体研究情况适当选择 q 的取值范围[28],来分析 D_q、α 和 $f(\alpha)$ 等参数的变化情况。本研究中,通过实验分析,取 q 的范围为 $-30 \leqslant q \leqslant 30$。

由图 2a 可知,$q \to \infty$ 时最大概率起决定作用,$q \to -\infty$ 时最小概率起决定作用。瑞利维数变异(ΔD_q)越大,多维分形谱(奇异谱)宽度($\Delta\alpha$)也越大;如果瑞利谱呈现直线,即 $\Delta D_q \to 0$,那么多维分形谱(奇异谱)将会集中为一点,那就不是多维分形,而是单分形,反之亦然[29]。从图 2 中可以看出,4 种土壤养分的ΔD_q 的大小与多维分形谱中 $\Delta\alpha$ 是一致的。AP 的 ΔD_q 最大($\Delta D_q = 1.707$),其次是 SOM($\Delta D_q = 0.829$)、TN($\Delta D_q = 0.612$),最小的是 AK($\Delta D_q = 0.529$)。由图 2b 可知 $\Delta\alpha$ 的宽度也呈现相同规律,即 AP($\Delta\alpha = 1.855$) > SOM($\Delta\alpha = 0.993$) > TN($\Delta\alpha = 0.759$) > AK($\Delta\alpha = 0.633$)。多维分形谱 $\Delta\alpha$ 越宽表示该土壤属性分布越不规则,分形程度越高[29]。由上可知,4 种土壤养分分形程度由高到低依次是 AP、SOM、TN 和 AK。

2.2 Mkrige 空间预测与效果分析

为满足 Krige 法空间预测以及 Mkrige 法过程中 Krige 插值的基本要求,确保无偏最优估计,采用 Kolmogorov - Smirnov 对不同土壤养分样本实测值进行正态分布检验。结果表明,TN 符合正态分布($p = 0.067 > 0.05$),SOM、AP、AK 不满足正态分布($p < 0.05$),对不满足正态分布的 SOM、AP、AK 进行对数转换后满足正态分布($p_{\lg SOM} = 0.132 > 0.05$、$p_{\lg AP} = 0.098 > 0.05$、$p_{\lg AK} = 0.082 > 0.05$)。按照残差平方和最小、决定系数最大的要求,4 种土壤养分的半方差模型均选择球状模型,并将预测结果进行反对数转换,转换为原始尺度。

根据预测结果,以 Krige 法为参照对比,通过实测值及其对应预测值统计特征参数、积累曲线、预测前后的多维分形参数、特异值等参数对比分析,探究 Mkrige 法的预测效果。

2.2.1 统计特征值分析

利用 SPSS 14.0 对实测值、不同方法的预测值进行统计特征分析,结果见表 2。

表 2 实测值和不同方法预测结果基本统计参数

Tab. 2 Basic statistical parameters of measured and simulated results with different methods

土壤养分	插值方法	均值	标准差	最大值	最小值	偏度系数	峰度系数
SOM 质量比/(g·kg^{-1})	实测值	13.774	6.484	45.826	0.636	1.554	4.949
	Krige 法预测值	14.424	2.973	27.817	7.119	0.438	1.258
	Mkrige 法预测值	15.666	5.999	45.826	0.790	1.257	2.831
TN 质量比/(g·kg^{-1})	实测值	0.740	0.325	2.302	0.100	0.446	1.897
	Krige 法预测值	0.757	0.089	1.022	0.569	0.612	−0.063
	Mkrige 法预测值	0.793	0.182	2.008	0.100	0.618	1.089
AP 质量比/(mg·kg^{-1})	实测值	25.188	36.100	328.590	0.200	3.955	21.289
	Krige 法预测值	27.294	8.641	60.466	10.998	0.485	−0.507
	Mkrige 法预测值	32.406	26.007	292.794	0.200	2.199	9.105
AK 质量比/(mg·kg^{-1})	实测值	120.335	73.972	510.000	29.881	2.611	8.054
	Krige 法预测值	123.734	14.883	180.074	78.106	−0.117	−0.510
	Mkrige 法预测值	140.079	53.218	490.000	36.320	0.977	1.387

由表 2 可知,除均值外,Mkrige 法预测值的标准差、最值、偏度系数和峰度系数更接近实测值;就最值而言,Mkrige 法预测值的最值相差达 1 643 倍,与实测值较为接近,而 Krige 法的最值之间相差不到 6 倍,具有趋中效应,Mkrige 法相对准确;从偏度系数来看,Krige 法所得偏度系数均小于 1,预测值均符合正态分布,这与实际情况是不相符的,Mkrige 法预测值基本上克服了这个缺点,预测值更接近实测值;Krige 法预测值的标准差均远小于实测值的标准差,具有平滑功能,预测值总是在均值附近就会出现预测均值接近实测值均值、标准差小以及偏度系数和峰度系数小于或接近于 1 的情况,上述呈现的规律与实际情况并不相符,实际上各种土壤养分原始样本数

据存在特异值。

2.2.2　积累曲线分析

按照实测值均值等间距相隔 10%，计算实测值和预测值的积累曲线数值，结果见表 3。表 3 中表明，SOM 实测值在均值 ±80% 时，积累曲线才超过 90%，Mkrige 法预测值的积累曲线与实测值一致，而 Krige 法预测值在均值 ±40% 时，积累曲线就超过了 90%，可见其预测值主要集中在均值附近，AP 也存在与 SOM 类似的规律；TN 的 Krige 法预测值在均值 ±40% 附近就达到 100%，可实际上实测值在均值 ±100% 时，积累曲线只有 98%，说明实测值和 Mkrige 法预测值有特异值存在，但 Krige 法预测值很难反映出这种特异值的存在，AK 与 TN 呈现类似规律。

表 3　土壤养分实测值与不同方法预测值积累曲线比较

Tab. 3　Comparison of accumulation curve for measured and predicted values with different methods of soil nutrients

%

土壤养分	插值方法	±10%	±20%	±30%	±40%	±50%	±60%	±70%	±80%	±90%	±100%
SOM	实测值	22.27	45.48	63.11	74.71	82.37	87.01	89.33	91.42	93.27	96.06
	Krige 法预测值	40.35	69.19	85.31	93.13	95.03	97.64	98.74	99.82	99.92	99.98
	Mkrige 法预测值	24.48	45.31	62.85	75.55	83.56	88.24	90.57	91.87	92.92	94.18
TN	实测值	19.26	41.76	56.38	71.00	78.89	84.69	89.79	90.72	97.68	97.91
	Krige 法预测值	27.97	89.93	97.43	100						
	Mkrige 法预测值	19.74	64.14	80.28	89.57	92.79	95.95	98.25	99.17	99.88	99.95
AP	实测值	4.41	12.06	18.33	23.20	31.32	41.30	54.29	68.91	83.29	87.24
	Krige 法预测值	18.16	38.09	60.41	76.42	85.97	91.41	94.64	97.23	99.06	99.76
	Mkrige 法预测值	8.91	19.29	29.24	38.76	48.91	58.34	66.60	73.57	78.87	81.13
AK	实测值	17.87	28.77	47.33	69.61	81.21	88.17	90.95	91.42	92.81	93.74
	Krige 法预测值	50.64	89.81	98.97	99.94	100					
	Mkrige 法预测值	16.71	35.00	54.47	71.64	80.97	86.20	88.69	90.86	92.25	93.66

2.2.3　多维分形参数分析

基于 Matlab 平台，计算不同土壤养分实测值与预测值多维分形特征参数，结果见表 4。参数 D_1、D_2、α_{max}、α_{min}、α_0 和 $\Delta\alpha$ 是描述多维分形特征的几个重要指标。多维分形谱参数 α_{max} 反映的是概率最小子集的性质，α_{min} 反映的是概率最大子集的性质，α_0 反映的是最或然子集的性质，$\Delta\alpha$ 是多维分形谱的宽度。D_1 称为信息维数，概率相等时信息熵最大，概率愈不均匀信息熵越小；关系维数 D_2 是表示均匀程度的信息。

由表 4 可以看出，就实测值而言，AP 的 D_1、D_2 值最小，分别为 1.867 和 1.727，表明其概率分布最不均匀；就不同方法的预测值而言，Mkrige 法的 D_1、D_2 值与实测值更加接近，而无论何种土壤养分，克里格法预测值的 D_1、D_2 基本大于 1.98，预测结果非常均匀。比较4种土壤养分插值所得的 α_{max}、α_{min}、

表 4　实测值与不同方法的预测值分形参数比较

Tab. 4　Comparison of fractal parameters for measured and predicted values with different methods of soil nutrients

土壤养分	插值方法	D_1	D_2	α_{min}	α_{max}	α_0	$\Delta\alpha$
SOM	实测值	1.978	1.956	1.555	2.547	2.023	0.992
	Krige 法预测值	1.993	1.986	1.736	2.268	2.007	0.532
	Mkrige 法预测值	1.975	1.948	1.574	2.476	2.025	0.902
TN	实测值	1.983	1.967	1.727	2.486	2.018	0.759
	Krige 法预测值	1.997	1.993	1.873	2.090	2.003	0.217
	Mkrige 法预测值	1.988	1.976	1.749	2.248	2.012	0.499
AP	实测值	1.867	1.727	1.087	2.942	2.126	1.855
	Krige 法预测值	1.984	1.967	1.788	2.242	2.016	0.454
	Mkrige 法预测值	1.906	1.823	1.413	2.661	2.094	1.248
AK	实测值	1.978	1.954	1.638	2.272	2.022	0.634
	Krige 法预测值	1.998	1.996	1.929	2.120	2.002	0.191
	Mkrige 法预测值	1.978	1.954	1.650	2.245	2.021	0.595

α_0 和 $\Delta\alpha$ 可知,Mkrige 法预测值各项参数更接近实测值参数,均远远优于 Krige 法预测值参数,Mkrige 法能很好地保持区域土壤养分空间分布关系。通常 Krige 法的 α_{max} 小于实测值的 α_{max},而 α_{min} 又大于实测值的 α_{min},因此 $\Delta\alpha$ 远远小于实测值的 $\Delta\alpha$,这样其空间预测表现出接近单分形的特征,而非土壤养分原有的多维分形特征。

2.2.4 瑞利谱与多维分形谱分析

基于 Matlab 绘制 4 种土壤养分不同空间预测方法的瑞利谱与多维分形谱。图 3 分别为对 SOM、TN、AP 和 AK 实测值与 Krige、Mkrige 法空间预测值得到的瑞利谱和相应的多维分形谱。图 3 显示,Mkrige 法预测值的瑞利谱明显与实测值瑞利谱相似。对于 SOM 和 AK,预测值的瑞利谱与实测值瑞利谱二者几乎一致。对于 TN 和 AP ,二者的整体结构和走向也是相似的。而 Krige 法预测值的瑞利谱与实测值瑞利谱有较大不同,它比较平直,更倾向于形成一条直线,结果更接近单分形。因此,具有多维分形特征的混沌系统用 Mkrige 法是比较好的。

多维分形谱与瑞利谱在不同土壤养分不同方法表现出基本相同的规律(图 3),Mkrige 插值的多维分形谱和实测值较一致。Mkrige 法预测值 $\Delta\alpha$ 更接近实测值,而 Krige 法的 $\Delta\alpha$ 都远小于实测值的 $\Delta\alpha$,这与 Krige 法导致平滑是一致的,Mkrige 法仍然突出这些特异值。因此,Mkrige 法更适合用于需要突出特异值的空间预测领域。

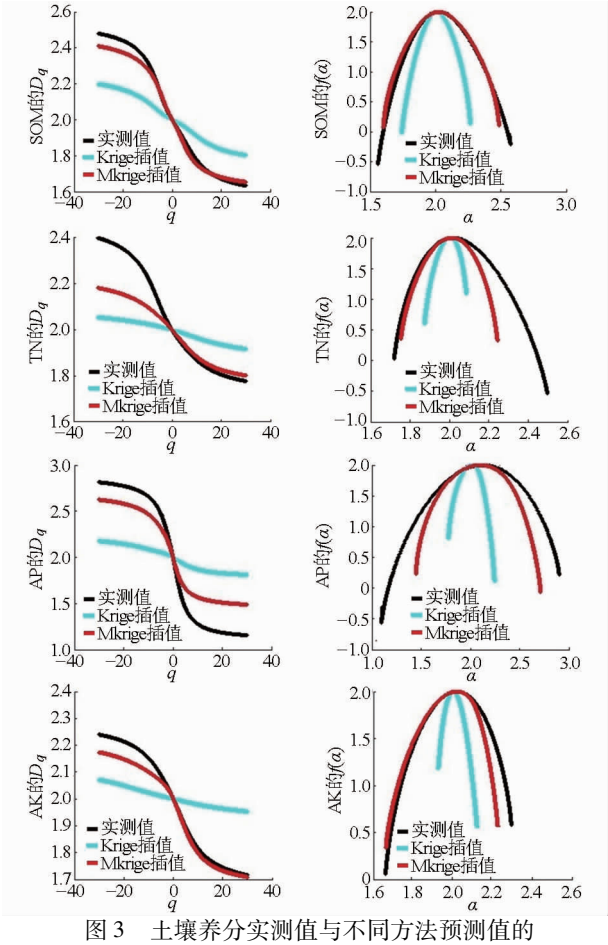

图 3 土壤养分实测值与不同方法预测值的瑞利谱和多维分形谱

Fig. 3 Rayleigh spectrum and multifractal spectrum of measured and predicted values for different soil nutrients

2.2.5 特异值分析

为进一步验证 Mkrige 法空间预测的效果,以 Krige 法预测结果为对比,比较预测值和实测值的特异值,从实测值和预测值中取最大的 10% 作为最大特异值组,取最小的 10% 作为最小特异值组,实测值最大和最小特异值用小圆圈代表;预测后的特异值用红色小点代表。红色小点覆盖住小圆圈的数量越多,表明该预测方法越好。

由图 4 可以看出,SOM 实测值特异值无规律地分布在整个研究区,Krige 法土壤有机质预测的特异值多集中在局部小范围内,与土壤有机质实测值的特异值重合程度不高;而 Mkrige 法预测后的特异值覆盖了大部分实测值的较小、较大特异值。同样 Krige 方法下,TN、AP 和 AK(图 5 ~ 7)的分布格局和重合程度与 SOM 类似,预测值基本没有产生较小和较大特异值,而用 Mkrige 法预测后的特异值数量较多,分布较广,能够覆盖大部分实测值特异值。

2.3 不同土壤养分的 Mkrige 法预测值比较

通过分析不同土壤养分不同预测方法的不同参数,如积累曲线、多维分形参数、特异值等,可以看出,不论何种土壤养分,Mkrige 法是一种比较适合土壤养分空间预测的方法。由于不同土壤养分分形程度不同(AP > SOM > TN > AK)(图 2、表 1),同种空间预测方法下不同土壤养分预测效果也是不同的,不同的分形程度将影响空间预测的结果。

在上述分析的基础上,本研究计算不同养分下 Mkrige 法最大、最小特异值覆盖比率来进一步探讨分形程度对空间预测的影响,覆盖比率为 Mkrige 法预测值最小(大)特异值覆盖实测值最小(大)特异值的百分比,比率越高说明空间预测效果越好(表 5)。

不同土壤养分 Mkrige 法空间预测结果最值覆盖比率比较显示,SOM 和 AP 的覆盖率高于 TN 和 AK。对比不同土壤养分分形程度(AP > SOM > TN > AK)和 Mkrige 法最大(小)预测值与实测值覆盖比率可知,土壤养分分形程度越高,Mkrige 法空间预测效果越好,这与多维分形方法更适合混沌系统的空间预测较为一致。

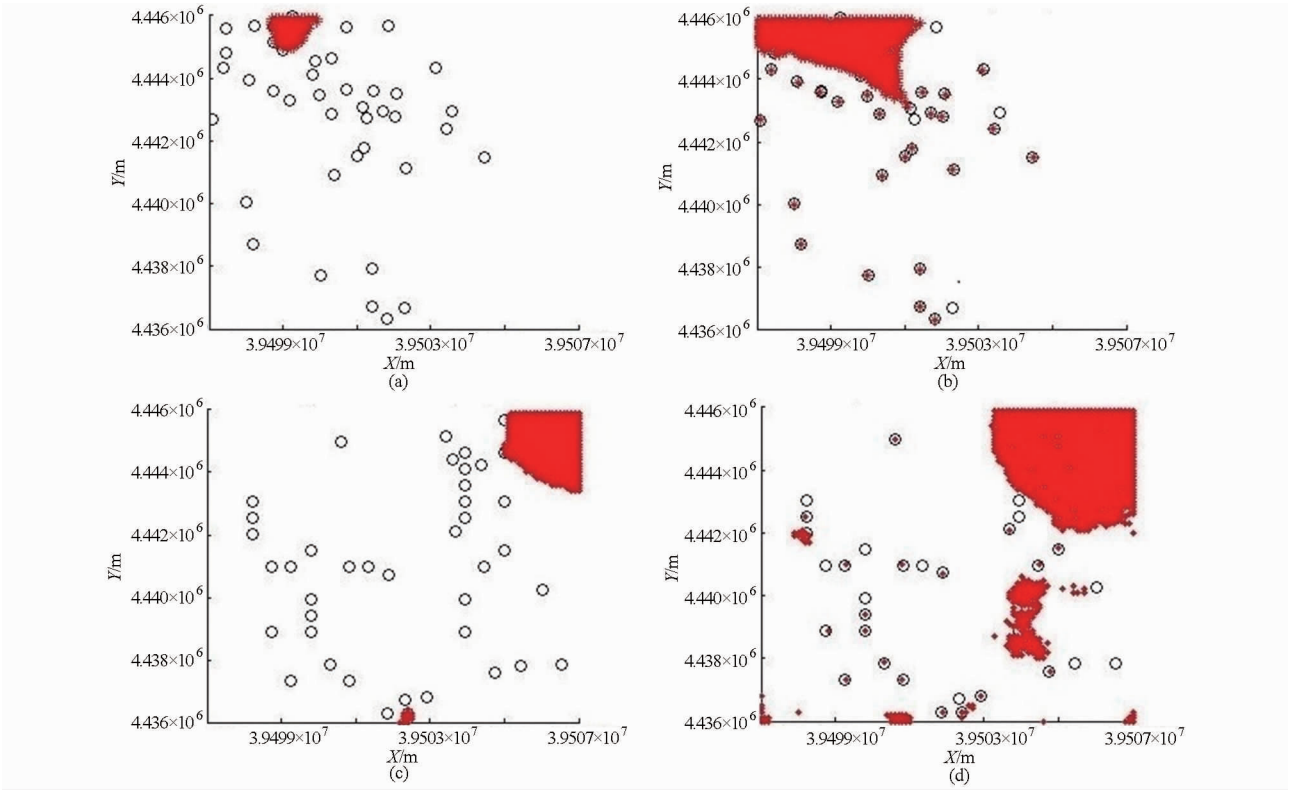

图 4　不同方法 SOM 实测值与预测值特异值比较(*X*、*Y* 表示大地坐标的横坐标和纵坐标,图 5 ~ 7 中的 *X*、*Y* 同此含义)

Fig. 4　Comparison of specific values of measured and predicted values from different methods for SOM

(a) Krige 插值最小特异值　(b) Mkrige 插值最小特异值　(c) Krige 插值最大特异值　(d) Mkrige 插值最大特异值

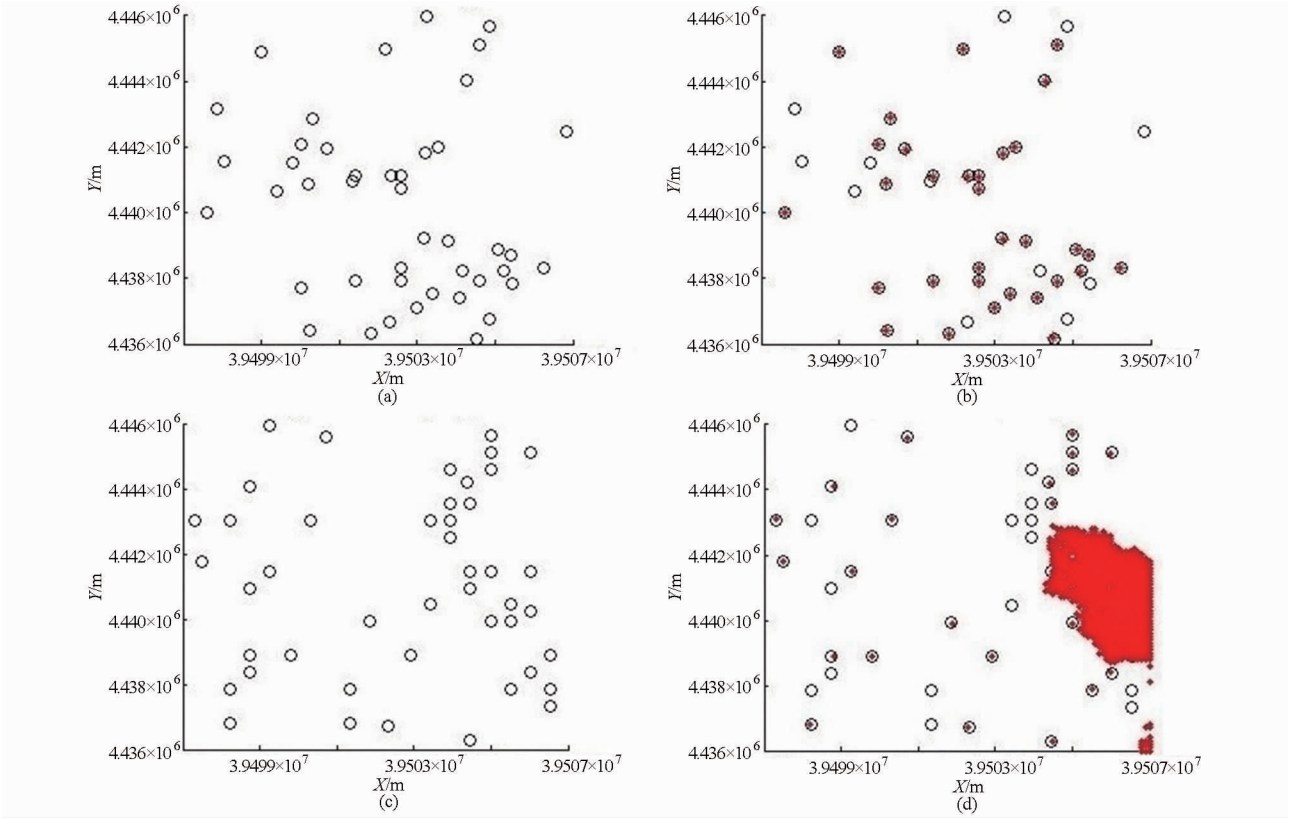

图 5　不同方法 TN 实测值与预测值特异值比较

Fig. 5　Comparison of specific values of measured and predicted values from different methods for TN

(a) Krige 插值最小特异值　(b) Mkrige 插值最小特异值　(c) Krige 插值最大特异值　(d) Mkrige 插值最大特异值

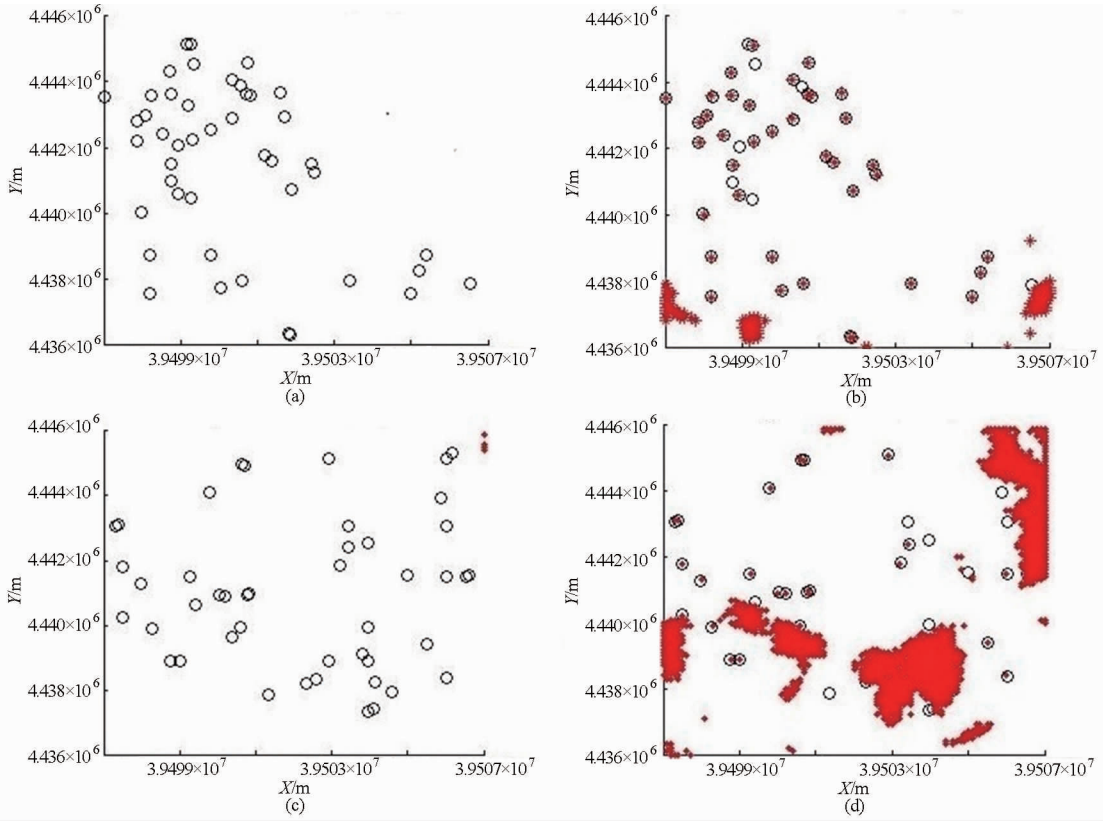

图 6 不同方法 AP 实测值与预测值特异值比较

Fig. 6 Comparison of specific values of measured and predicted values from different methods for AP

(a) Krige 插值最小特异值 (b) Mkrige 插值最小特异值 (c) Krige 插值最大特异值 (d) Mkrige 插值最大特异值

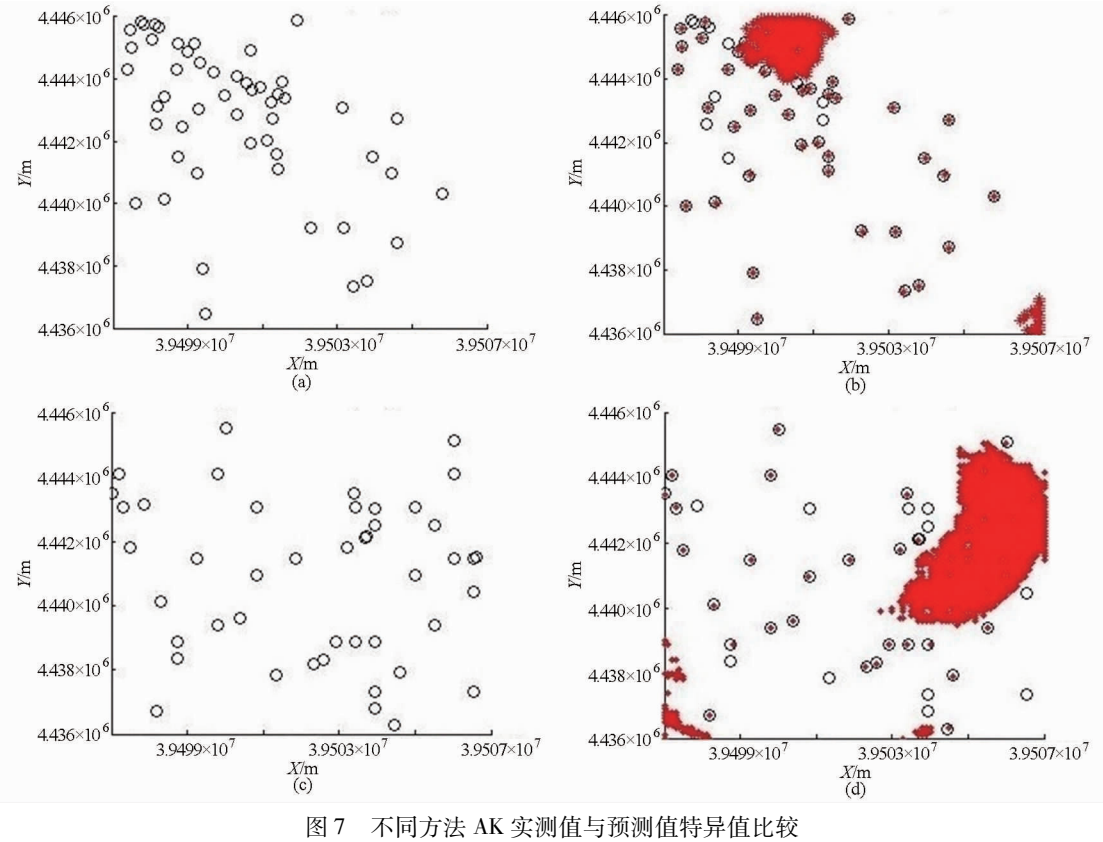

图 7 不同方法 AK 实测值与预测值特异值比较

Fig. 7 Comparison of specific values of measured and predicted values from different methods for AK

(a) Krige 插值最小特异值 (b) Mkrige 插值最小特异值 (c) Krige 插值最大特异值 (d) Mkrige 插值最大特异值

表 5　不同土壤养分 Mkrige 法空间预测值覆盖比率比较

Tab. 5　Comparison of coverage ratio of Mkrige for different soil nutrients　%

参数	SOM	TN	AP	AK
小值覆盖比率	90.698	76.744	88.372	76.744
大值覆盖比率	74.419	65.116	83.721	74.419

3　讨论

Mkrige 法较多地应用于采矿、地价评估等领域[18-19]，针对土壤养分空间预测的研究还鲜见报道。本文通过土壤有机质、全氮、有效磷和速效钾 4 种不同分形程度土壤养分实测值和预测值的传统统计学参数、预测值积累曲线、预测值多维分形参数和特异值等方面的对比分析，并以 Krige 法为参照对比，探讨了多维分形方法用于不同分形程度土壤养分空间预测的可行性和效果，可为土壤养分空间分布与异质性研究提供新思路和方法。

通过本文分析研究可知，Mkrige 法更能反映出原始区域化变量的空间结构及变量之间的相互关系，其预测值积累曲线与实测值一致。Mkrige 法能很好地保持区域土壤养分空间分布关系，而不会出现 Krige 法预测值接近单分形的特征。Mkrige 法能够突出特异值，特异值数量较多，分布较广，能覆盖大部分实测值的特异值，而 Krige 法则具有平滑性，Mkrige 法更适合用于需要突出特异值的空间预测领域。在农业生产中，土壤养分由于受到地形、人为因素等影响，可能在近距离内产生很大变异，而 Mkrige 法则可以突出特异值，较好地保持、再现原始数据化变量的空间结构。Mkrige 法在土壤养分领域空间预测效果较优，适合不同分形程度的土壤养分空间预测，为土壤养分空间预测提供了科学有效的方法，这与其在其他领域的研究结果是一致的[18-19]。Mkrige 法实际上由两部分组成：一部分是 Krige 法插值结果，另一部分则是由奇异指数函数构成的滑动平均权重。单纯的 Krige 法插值是在无偏性和估计误差方差最小的基础上以原始已知点数据估计未知点，但误差方差最小会导致平滑效应，降低空间变异程度。Mkrige 法插值实际上是一种扩展的滑动权重均值插值，这种插值是在原来滑动权重均值插值的基础上再乘以一个奇异性指数作为矫正因子，克服了平滑效应造成的影响，较好地保持了空间变异程度。

Mkrige 法综合考虑了 Krige 法和多维分形法的优缺点，并将二者相结合而提出，为了更好地分析验证 Mkrige 法在土壤养分空间预测的优势，本文除了采用传统统计学参数、预测值积累曲线、预测值多维分形参数等诸多参数外，还以 Krige 法为对比。当然，目前常用的空间预测方法很多，如序贯高斯模拟、地理回归加权、地统计混合模型、小波分析等，今后的研究将考虑这些方法与多维分形方法的结合和对比分析，从而更加全面地探讨多维分形理论在土壤养分空间预测的可行性。

4　结论

（1）通过传统统计学参数、预测值积累曲线、预测值分形参数、预测值多维分形图像、预测值特异值等方面的比较分析，发现 Mkrige 法预测值与实测值最接近，能够较好地再现原始区域化变量的空间结构及变量之间的相互关系，空间预测效果较优。

（2）不同土壤养分分形程度从高到低依次是 AP、SOM、TN、AK。土壤养分分形程度越高，使用 Mkrige 法空间预测效果越好，Mkrige 法更适合分形程度较高的混沌系统。

参　考　文　献

1　Yaserebi J, Saffari M, Fathi H, et al. Evaluation and comparison of ordinary Kriging and inverse distance weighting methods for prediction of spatial variability of some soil chemical parameters[J]. Research Journal of Biological Sciences, 2009, 4(1): 93-102.

2　Zhang Shiwen, Huang Yuanfang, Shen Chongyang, et al. Spatial prediction of soil organic matter using terrain indices and categorical variables as auxiliary information based on analyses of variability[J]. Geoderma, 2012, 171-172: 35-43.

3　Zhang Shiwen, Shen Chongyang, Chen Xiaoyang, et al. Spatial interpolation of soil texture using compositional Kriging and regression Kriging with consideration of the characteristics of compositional data and environment variables[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2013, 12(9): 1673-1683.

4　张世文,叶回春,王来斌,等. 景观高度异质区土壤有机质时空变化特征分析[J]. 农业机械学报, 2013, 44(12):105-112.
Zhang Shiwen, Ye Huichun, Wang Laibin, et al. Temporal and spatial characteristics of soil organic matter for landscape heterogeneity area[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machiney, 2013, 44(12): 105-112. (in Chinese)

5　Dai Fuqiang, Zhou Qigang, Lü Zhiqiang, et al. Spatial prediction of soil organic matter content integrating artificial neural network and ordinary Kriging in Tibetan Plateau[J]. Ecological Indicators, 2014, 45: 184-194.

6　Ketty R, Pierre Goovaerts P, Barry G, et al. Disaggregation of legacy soil data using area to point Kriging for mapping soil organic carbon at the regional scale[J]. Geoderma, 2012, 170: 347-358.

7 Li Ying. Can the spatial prediction of soil organic matter contents at various sampling scales be improved by using regression Kriging with auxiliary information? [J]. Geoderma, 2010, 159(1-2): 63-75.

8 Kumar S, Lal R, Liu Desheng. A geographically weighted regression Kriging approach for mapping soil organic carbon stock[J]. Geoderma, 2012, 189-190: 627-634.

9 Goovaerts P. Geostatistics for natural resources evaluation[M]. New York: Oxford University Press, 1997.

10 Mandelbrot B B. The fractal geometry of nature[M]. New York: Freeman, 1983.

11 Agterberg F P. Multifractal simulation of geochemical map patterns[M]// Merriam D F, Davis J C. Geologic Modeling and Simulation: Sedimentary Systems. New York: Kluwer, 2001: 327-346.

12 Agterberg F P, Cheng Qiuming, Brown A, et al. Multifractal modeling of fractures in the Lac Du Bonnet batholith, Manitoba[J]. Computers and Geosciences, 1996, 22(5): 497-507.

13 Cheng Qiuming, Agterberg F P. Multifractal modeling and spatial point processes[J]. Mathematical Geology, 1995, 27(7): 831-845.

14 Cheng Qiuming. Multifractality and spatial statistics[J]. Computers & Geosciences, 1999, 25(9): 949-961.

15 Panahi A, Cheng Qiuming. Multifractality as a measure of spatial distribution of geochemical patterns[J]. Mathematical Geoscience, 2004, 36(7): 827-846.

16 Arias M, Gumiel P, Martín-Izard A. Multifractal analysis of geochemical anomalies: a tool for assessing prospectivity at the SE border of the Ossa Morena Zone, Variscan Massif (Spain)[J]. Journal of Geochemical Exploration, 2012, 122: 101-112.

17 Jesus A P, Mateus A, Goncalves M A, et al. Multi-fractal modelling and spatial Cu-soil anomaly analysis along the southern border of the Iberian Terrane in Portugal[J]. Journal of Geochemical Exploration, 2013, 126-127: 23-44.

18 Hu Shougeng, Cheng Qiuming, Wang Le, et al. Modeling land price distribution using multifractal IDW interpolation and fractal filtering method[J]. Landscape and Urban Planning, 2013, 110: 25-35.

19 Yuan Feng, Li Xiaohui, Simon M J, et al. Anomaly identification in soil geochemistry using multifractal interpolation: a case study using the distribution of Cu and Au in soils from the Tongling mining district, Yangtze metallogenic belt, Anhui province, China[J]. Journal of Geochemical Exploration, 2012, 116-117: 28-39.

20 Li Lei, Chang Liying, Ke Shunkui, et al. Multifractal analysis and lacunarity: a promising method for the automated assessment of muskmelon (*Cucumis melo* L.) epidermis netting[J]. Compters and Electronics in Agriculture, 2012, 88: 72-84.

21 成秋明. 多重分形与地质统计学方法用于勘查地球化学异常空间结构和奇异性分析[J]. 中国地质大学学报,2001, 26(2):161-164.
Cheng Qiuming. Multifractal and geostatistic methods for characterizing local structure and singularity properties of exploration geochemical anomalies[J]. Journal of China University of Geosciences, 2001, 26(2): 161-164. (in Chinese)

22 Evertsz C J G, Mandelbrot B B. Multifractal measures (Appendix B)[M]// Peitgen H O, Jurgens H, Saupe D. Chaos and Fractals. New York: Springer Verlag, 1992: 849-881.

23 Cheng Qiuming, Agterberg F P, Bonham-Carter G F. A spatial analysis method for geochemical anomaly separation[J]. Journal of Geochemical Exploration, 1996, 56(3): 183-195.

24 Zuo Renguang, Cheng Qiuming, Frederik P, et al. Evaluation of the uncertainty in estimation of metal resources of skarn tin in Southern China[J]. Ore Geology Reviews, 2009, 35(3-4): 415-422.

25 Phachomphon K, Dlamini P, Chaplot V. Estimating carbon stocks at a regional level using soil information and easily accessible auxiliary variables[J]. Geoderma, 2010, 155(3-4): 372-380.

26 Mishra U. Prediction storage and dynamics of soil organic carbon at a regional scale[D]. Columbus: Ohio State University, 2009.

27 Heba E, Mohamed A, Adel A, et al. Spatial variation of soil carbon and nitrogen pools by using ordinary Kriging method in an area of north Nile Delta, Egypt[J]. CATENA, 2014, 113: 70-78.

28 Xie Shuyun, Bao Zhengyu. Fractal and multifractal properties of geochemical fields[J]. Mathematical Geosciences, 2004, 36(7): 847-864.

29 Caniego F J, Espejo R, Martín M A, et al. Multifractal scaling of soil spatial variability[J]. Ecological Modelling, 2005, 182(3-4): 291-303.