

刘欢瑶, 孟岑, 邹冬生, 吴金水. 基于 BME-GWR 法的景观单元土壤有机碳密度空间预测 [J]. 广东农业科学, 2021, 48(2): 75-83.

基于 BME-GWR 法的景观单元 土壤有机碳密度空间预测

刘欢瑶¹, 孟岑², 邹冬生¹, 吴金水²

(1. 湖南农业大学资源环境学院, 湖南长沙 410128;

2. 中国科学院亚热带生态农业研究所, 湖南长沙 410125)

摘要:【目的】在预测土壤有机碳密度 (SOCD) 空间分布时, 充分利用相关具有不确定性的或先验分布的多源数据, 以提高其预测精度。【方法】在亚热带红壤丘陵区选取具有代表性的农业生态景观单元为研究区, 以环境因子作为辅助变量, 利用地理加权回归模型 (GWR)、贝叶斯最大熵结合地理加权回归模型 (BME-GWR)、按土地利用类型估算的贝叶斯最大熵结合地理加权回归模型 (BME-GWRL) 三种方法, 计算并比较其对 SOCD 的空间预测结果的影响。【结果】BME-GWR 和 BME-GWRL 模型方法对 SOCD 的空间异质性有更强的解释能力。BME-GWR 和 BME-GWRL 模型的交叉验证结果的决定系数 (R^2) 分别为 0.81、0.79, 均方根误差 (RMSE) 分别为 0.35、0.33, 平均绝对拟合误差 (MAE) 分别为 0.21、0.19, 模拟精度高于 GWR 模型。结合辅助变量的软数据可以更好地体现 SOCD 的空间局部特征, 尤其是 BME-GWRL 模型采用了各土地利用类型的空间范围内拟合的软数据, 比不划分土地利用类型直接以整个研究范围模拟 (BME-GWR 模型) 的结果更准确。【结论】BME-GWRL 考虑了软数据的估算单元的不确定性, 可为合理利用多源辅助数据、提高模拟精度提供有效方法。

关键词: 贝叶斯最大熵 (BME); 地理加权回归 (GWR); 土壤有机碳密度; 软数据; 土地利用类型

中图分类号: S159.2

文献标志码: A

文章编号: 1004-874X (2021) 02-0075-09

Spatial Prediction of Soil Organic Carbon Density in Landscape Unit Based on BME-GWR Method

LIU Huanyao¹, MENG Cen², ZOU Dongsheng¹, WU Jinshui²

(1. College of Resource and Environment, Hunan Agricultural University, Changsha 410128, China;

2. Institute of Subtropical Agriculture, Chinese Academy of Sciences, Changsha 410125, China)

Abstract: 【Objective】The study was to make full use of the multi-source data with uncertainty or prior distribution in improving spatial prediction accuracy of soil organic carbon density (SOCD). 【Method】The typical agricultural landscape unit of subtropical red soil hills were selected as the research area, and the environmental factors as auxiliary variables. Three methods were used to calculate and compare the results of spatial prediction for SOCD, including geographically weighted regression model (GWR), Bayesian maximum entropy combined with geographically weighted regression model (BME-GWR), and Bayesian maximum entropy combined with geographically weighted regression model estimated by land use type (BME-GWRL). 【Results】BME-GWR and BME-GWRL model had stronger ability to explain the spatial heterogeneity of SOCD. The leave-one-out cross validation results of determination coefficient (R^2)

收稿日期: 2020-08-02

基金项目: 湖南省教育厅科学研究项目 (18C0149)

作者简介: 刘欢瑶 (1987—), 女, 瑶族, 博士, 讲师, 研究方向为土壤碳循环模拟及计算, E-mail: hylu@hunau.edu.cn

通信作者: 孟岑 (1987—), 男, 博士, 助理研究员, 研究方向为流域生态过程与管理, E-mail: mengcen@isa.ac.cn

of BME-GWR and BME-GWRL models were 0.81 and 0.79, the root mean square errors (RMSE) of BME-GWR and BME-GWRL models were 0.35 and 0.33, and the mean absolute fitting errors (MAE) of BME-GWR and BME-GWRL models were 0.19 and 0.21, respectively. These two methods had a higher fitting accuracy than GWR model, which could better reflect the spatial local characteristics of SOCD with auxiliary variables as soft data. In particular, BME-GWRL model used the soft data extracted from the prediction of SOCD under various land use types, and the prediction result was more accurate than that of BME-GWR model, of which soft data was directly simulated in the whole study area without considering land use types.

【Conclusion】BME-GWRL considers the uncertainty of the estimation unit of soft data, which can provide an effective method for improving the accuracy of spatial prediction with rational utilization of multi-source auxiliary data.

Key words: Bayesian maximum entropy (BME); geographically weighted regression (GWR); soil organic carbon density; soft data; soil utilization type

【研究意义】土壤是陆地生物圈中最大的碳库，土壤有机碳(SOC)控制全球碳循环，是重要的大气碳源^[1]。作为评价土壤质量的重要指标，土壤有机碳库的研究对防治土壤退化和发展可持续农业具有重要意义。准确估算、分析土壤有机碳的储量和空间分布，为有效调控碳源/汇方向、全球气候变化以及为土壤质量综合评估提供了理论支持。土壤有机碳密度(SOCD)的估算精确度受样点数量的影响。随着3S技术的飞速发展，与SOCD相关的环境变量数据获取变得简单、便捷，充分利用多源环境先验信息作为“软数据”是克服传统以克里格为代表的地统计方法缺陷，提高SOCD估算精度的有效技术途径。

【前人研究进展】当前已有很多插值方法结合环境辅助变量进行土壤属性的空间预测，包括多元线性回归模型、协同克里金、回归克里金、地理加权回归等，当环境因子与土壤属性相关性较强时这些方法预测精度均高于不结合环境辅助变量的地统计方法^[2]。然而，由于多数插值方法均未考虑环境辅助变量的先验分布，很难处理非高斯分布变量，因而限制了利用多源辅助数据进行空间预测的能力^[3]。贝叶斯最大熵(Bayesian Maximum Entropy, BME)结合了贝叶斯方法论和最大熵原理来模拟时空变量，将精度较高的“硬数据”和多渠道源得到的“软数据”区分使用，能够有效地综合利用各种不同来源和精度的数据^[4]。近几年来，BME模型尝试被引入到土壤、大气污染和环境的时空预测中^[4-6]。例如，费徐峰等^[5]将田间测量的土壤重金属含量数据作为软数据，将实验室测定的相应土壤重金属含量作为硬数据，利用土壤重金属在土壤母质类型中的概率密度函数作为软数据，建立了土壤重金属含量

BME和普通克里格(OK)插值模型，以探讨研究区内重金属污染分布情况和影响因素。

【本研究切入点】软数据本身的来源多样化，例如将另一种检测手段得到的数据集作为软数据，按环境相关法得到预测属性的概率分布作为软数据^[7]，用空间预测模型结合辅助变量获得相对不确定性的数据作为软数据^[4]，但较少有文献报道软数据的获取途径对BME结果的影响。受复杂的成土因素(如植被、地形)等环境因子影响，随着研究尺度的变化，土壤属性的主控因素也会随之变化^[8]。因此，选择合适范围建立环境辅助数据和预测变量之间的关系，是有效控制预测模型不确定性产生的途径。【拟解决的关键问题】本研究基于BME方法框架，选取湖南省桃源县盘塘镇王家垵村内SOCD实测数据作为“硬数据”，以地理加权回归模型(GWR)结合地形、土地利用等多源环境数据获得“软数据”，比较贝叶斯最大熵结合地理加权回归模型(BME-GWR)与传统GWR方法对土壤SOCD空间分布预测精度，进一步分析基于土地利用类型估算得到的“软数据”所计算的BME-GWR模型模拟精度的变化，为综合利用环境变量提高土壤属性的空间预测模型精度提供依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

综合考虑地形地貌、土地利用、土壤等因素，在我国亚热带红壤丘陵区选取具有代表性的农业生态景观单元作为研究区域^[9,11]。研究区域位于湖南省桃源县盘塘镇王家垵村，总面积为355.12 hm²，地处中亚热带北缘，为季风性湿润气候(年平均降雨量为1 330 mm，年平均气温

为16.8 ℃)。该区域属于低山岗地地貌，高程约为81~112 m，土壤类型以地带性的红壤为主。研究区土地利用方式主要为林地（35.7%）、稻田（39.9%）、果园（15.1%）、旱地（9.3%），其中林地以人工林（马尾松、栎树、樟树）为主，稻田以双季稻为主，旱地主要作物为棉花、油菜、玉米、苧麻等经济作物，果园以橘子、柚子、桃子为主^[10]。

1.2 研究方法

1.2.1 数据来源与处理 通过GPS准确定位采样点，并记录采样点的经纬度、高程，通过ArcGIS 10.3软件经投影转化，得到以米为单位的平面坐标；再将矢量等高线和高程控制点转化为分辨率为5 m的数字高程模型（图1），并提取1:10000航拍的土地利用信息，得到分辨率为5 m土地利用类型分布图，在数字高程模型中提取坡度、地形湿度指数等数据。于2003年4—5月，以样区中心为横纵坐标轴的交叉点，划定1.0 cm × 1.0 cm

的网格，按采样密度耕地（稻田和旱地）5个土样/hm²、果园2~3个土样/hm²、林地1个土样/hm²的原则随机布点，并采用“S”形路线多点取样法（不少于15点）采集表层土样（0~20 cm），共采集土壤样品523个^[11]，其中，稻田、旱地、果园、林地样品数分别为249、66、192、16个。

土壤容重采用环刀法测定，土壤有机碳含量采用碳氮元素分析仪（Vario-MAX C/N，德国）测定。SOC_D指单位面积内一定厚度土层的土壤有机碳储量（kg/m²），计算公式为：

$$SOC_D = \sum_i^n \rho_i \cdot SOC_i \cdot D_i / 100$$

式中，SOC_D为第*i*层土壤有机碳密度（kg/m²）；SOC_i为第*i*层土壤有机碳含量（g/kg）；ρ_i为第*i*层土壤容重（g/cm³）；D_i为土壤厚度（cm），本研究取值20 cm。

1.2.2 地理加权回归（GWR） GWR模型是普通线性回归的拓展，可被视作局部的加权最小二乘回归模型，允许局部参数估计，将观测数据空

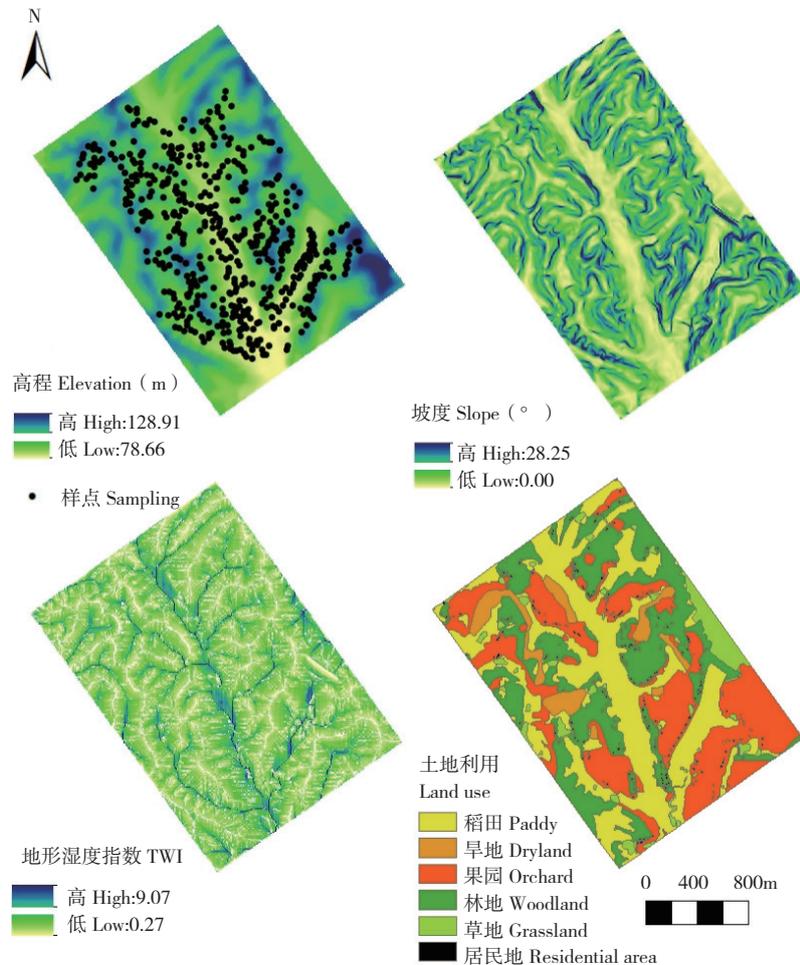


图1 研究区样点分布、高程、坡度、地形湿度指数、土地利用类型

Fig. 1 Sample plot distribution, elevation, slope, topographic wetness index (TWI) and land use types in the research area

间特性的变化参数嵌入到模型中，并假定线性回归模型中的回归参数是观测点处的任意函数，得到GWR模型，反映样本对回归方程贡献在空间上的分异^[13]，其计算公式为：

$$y(u) = \beta_0(u) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u) \times x_k(u) + \varepsilon(u)$$

式中， $y(u)$ 为位置 u 的因变量值； $\beta_0(u)$ 为截距值； $\beta_k(u)$ 为第 k 个协变量在位置 u 上的回归系数，回归系数由每个观测点周围数据估算而得； $x_k(u)$ 为在位置 u 上的第 k 个协变量的值； $\varepsilon(u)$ 为在位置 u 上的随机误差值。GWR 回归模型中的参数采用加权最小二乘法计算，本研究把 SOCD 测定数据作为因变量，高程、坡度、地形湿度指数、土地利用类型数据作为自变量进行 GWR 模型拟合。

1.2.3 贝叶斯最大熵模型 (BME) BME 模型结合了最大熵原理和广义贝叶斯条件公式，可以利用不同精度、质量、表示方式（如区间、分类等）的多源数据，这些数据总体上可以分为广义知识 (General knowledge, G) 和特定知识 (Special knowledge, S) 两类。广义知识用来描述自然规律、物理法则和硬数据的统计规律（如数学期望、半方差）等。特定知识包括硬数据和软数据，硬数据是特定观测点上的误差可以忽略的数据，如实测数据、时间序列数据等，本研究以样点 SOCD 实测数据作为硬数据；而软数据是相对模糊的、有误差的数据，包括历史数据、粗测量数据、模型模拟数据等。

BME 的基本原理是利用广义知识 (G) 通过最大熵原理获得先验概率密度函数 pdf [$f_G(y_{map})$]，再基于结合了硬数据和软数据的特定知识 (S)、贝叶斯条件概率将研究区未测点变量分布的先验 pdf 转换为后验 pdf [$f_T(y_{map})$]，并可计算待预测点 x_k 的预测均值 $\hat{y}_{k.mean}$ 或最大值 $\hat{y}_{k.max}$ 。

$$f_T(y_k) = \frac{\int_S f_C(y_{map}) d_{ysofi}}{\int_S f_C(y_{data}) d_{ysofi}}$$

$$\hat{y}_{k.mean} = \int y_k f_T(y_k) d^{y_k}$$

$$\hat{y}_{k.max} = \max[f(y_k)]$$

式中， $I = I_{m_n+1} U I_{m_n+2} \dots I_m$ 是软数据集， $y_{data} = [y_1, y_2, \dots, y_m]$ 是特定知识。 $\hat{y}_{k.mean}$ 为预测结果的平均值； $\hat{y}_{k.max}$ 为预测结果的最大值； y_k 为测量值； $f(y_k)$ 为后验 pdf； d^{y_k} 为测量值的变化量。

本研究地理加权回归结合贝叶斯最大熵模型 (GWR-BME) 是以 GWR 模型所预测连续栅格表面为基础，将在样点空间位置上提取的被预测的 SOCD 属性值作为软数据；而按土地利用类型估算的贝叶斯最大熵模型 (GWR-BMEL)，则是先提取不同的土地利用类型，在每个土地利用类型单独以 SOCD 实测数据作为因变量，高程、坡度、地形湿度指数作为自变量进行 GWR 模型预测，提取样点位置的 GWR 模型预测值作为软数据。最后，结合“软数据”和“硬数据”进行 BME 预测，GWR-BMEL 则要将各土地利用类型的预测结果合并得到整个区域的 SOCD 空间分布。

2 结果与分析

2.1 土壤有机碳密度与环境变量描述性特征统计

从表 1 可以看出，研究区域的 SOCD 分布范围为 1.30~4.71 kg/m²，平均值为 3.22 kg/m²，标准差为 0.77 kg/m²，变异系数为 24%。不同土地利用类型下 SOCD 差异显著，表现为稻田 [3.84 (±0.44) kg/m²] > 旱地 [2.92 (±0.57) kg/m²] > 果园 [(2.58 (±0.44) kg/m²) > 林地 [2.31 (±0.55) kg/m²]，变异系数为 11%~24%，均属于中等变异 (10%~100%)。

通过数字高程图提取高程、坡度、地形湿度指数作为地形特征，与 SOCD 进行相关分析。从

表 1 研究区土壤有机碳统计

Table 1 Statistical values of soil organic carbon density (SOCD) in the research area

分类 Category	样品数 Number of samples	平均值 Mean (kg/m ²)	最小值 Min. (kg/m ²)	最大值 Max. (kg/m ²)	标准差 SD (kg/m ²)	变异系数 CV (%)
稻田 Paddy	249	3.84a	2.34	4.71	0.44	11
林地 Woodland	16	2.31e	1.30	3.42	0.55	24
果园 Orchard	192	2.58c	1.55	4.07	0.44	17
旱地 Dryland	66	2.92b	1.83	4.39	0.57	20
合计 Total	523	3.22	1.30	4.71	0.77	24

注：同列数据后小写英文字母不同者表示差异显著。

Note: Different lowercase letters after data in the same column represent significant differences.

图2可以看出,研究区域内提取的高程、坡度、地形湿度指数对SOCD有明显的影响,可以作为地形因子进行空间分布拟合。其中,SOCD与

高程和坡度均呈极显著负相关、相关系数分别为-0.68和-0.62,而与TWI呈极显著正相关、相关系数为0.34。

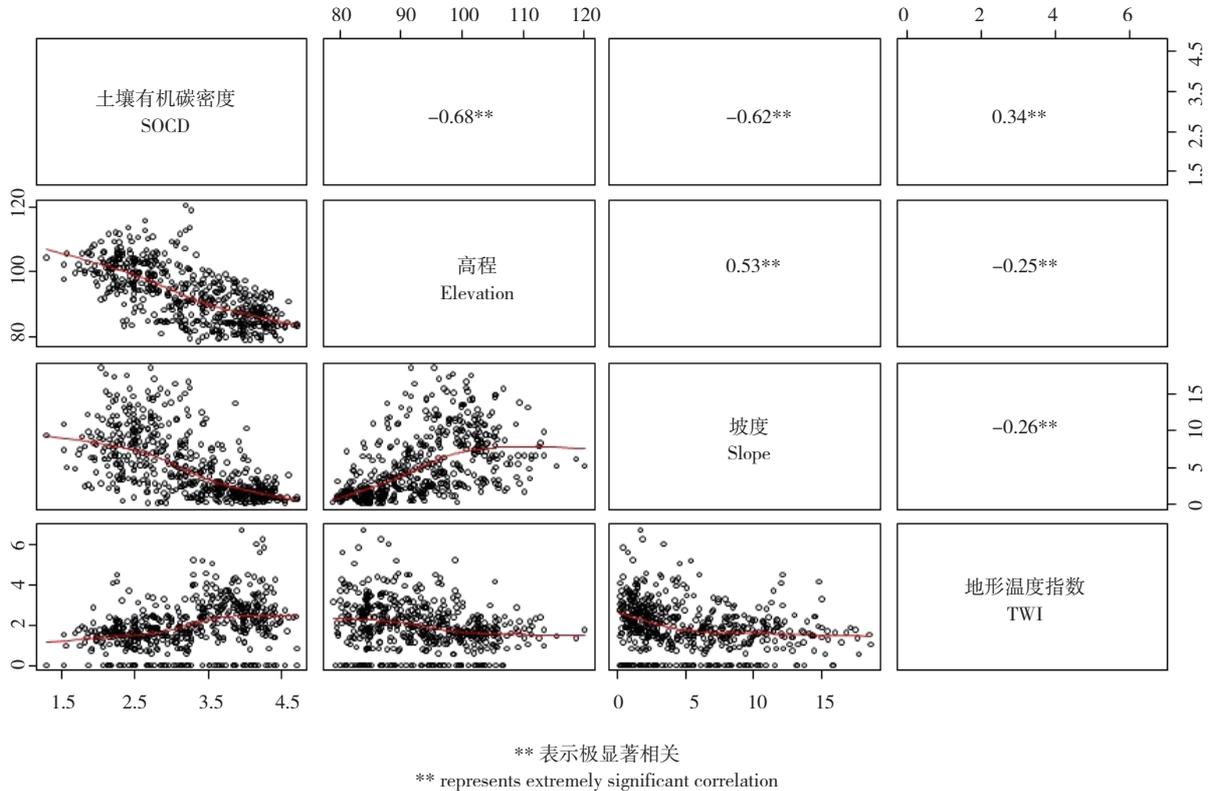


图2 研究区土壤有机碳密度、高程、坡度、地形湿度指数相关分析
Fig. 2 Correlation analysis of soil organic carbon density (SOCD), elevation, slope and topographic wetness index (TWI) in the research area

2.2 半方差函数比较

根据最大决定系数 (R^2) 原则, GWR、GWR-BME、GWR-BME_L 3种模型最优拟合模型均为指数模型(图3)。半方差函数模型中所得的主要参数为块金值 (C_0)、基台值 ($Sill$)、变程 (Range) 以及块基比值 ($C_0/Sill$), 可以反映一定空间范围内的空间变异性 and 变量的自相关性。其中, 块金值反映了随机部分形成变量的变异性 and 测量误差, GWR、GWR-BME、GWR-BME_L 3种模型块金值分别为0.32、0.24、0.16 kg/m², 结合BME方法可以减少由随机部分形成的变异; 基台值是变异函数数值随着采样点间距的增大从块金值增大到最大的常数值, 反映变量的最大变异性, 体现了非随机部分形成的变异, GWR、GWR-BME、GWR-BME_L的基台值分别为0.61、0.66、0.52 kg/m²; 块金值与基台值的比值分别为52%、36%、31%, 为中等程度的空

间依赖性 (25%~75%), 尤其是GWR-BME_L表现出的空间自相关性最强; 变程从大到小依次为GWR (269 m)、GWR-BME (207 m)、GWR-BME_L (138 m), GWR-BME、GWR-BME_L最优拟合模型变程均小于GWR, 进一步验证了块金值与基台值比值的结果, 反映出较强的空间自相关性。

2.3 预测精度检验

GWR、GWR-BME、GWR-BME_L 3种模型的空间估算精度结果采用留一交叉验证方法, 使用平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE)、决定系数 (R^2) 来验证模型精度, MAE可以体现估计值可能的误差范围, RMSE可以反映数据估值的灵敏度和极值效应, R^2 可以反映插值的相对精确性。假设验证集的样点为 X_1, X_2, \dots, X_n , SOCD的观测值为 Z_1, Z_2, \dots, Z_n , 预测值为 $\hat{Z}_1, \hat{Z}_2, \dots, \hat{Z}_n$, 则

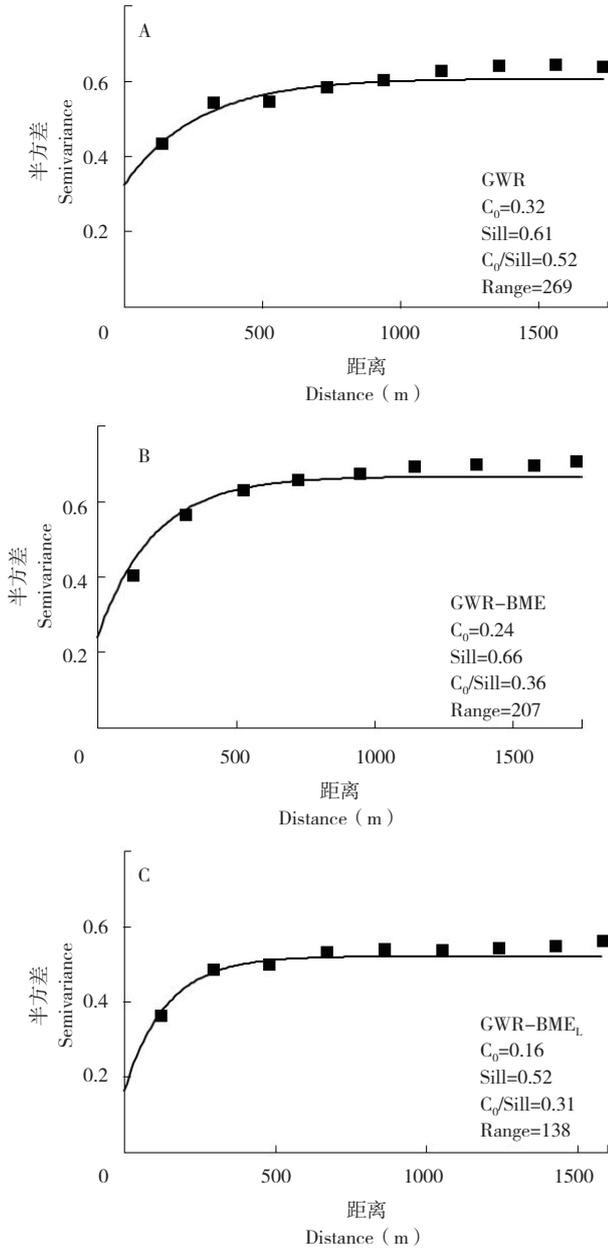


图3 半方差模型对比

Fig. 3 Comparison of semivariance model

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |\bar{Z}_i - Z_i|}{n}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\bar{Z}_i - Z_i)^2}{n}}$$

$$R^2 = \frac{(\sum \bar{Z}_i \times Z_i - \sum \bar{Z}_i \times \sum Z_i / n)^2}{(\sum \bar{Z}_i^2 - \sum \bar{Z}_i^2 / n) \times (\sum Z_i^2 - (\sum Z_i)^2 / n)}$$

其中，MAE从大到小依次为GWR (0.25) > GWR-BME (0.21) > GWR-BMEL (0.19)，RMSE从大到小依次为GWR (0.40) > GWR-BME (0.35) > GWR-BMEL (0.33)。GWR-BMEL

模型的MAE和RMSE比GWR-BME模型分别减少9.53%、5.71%，比GWR模型分别减少24%、17.50%。R²以GWR模型最小(0.72)，GWR-BME(0.79)比GWR提高9.72%，GWR-BMEL的R²最大、为0.81。表明在软数据的辅助下，GWR-BME和GWR-BMEL的模型精度均高于GWR模型，而GWR-BMEL模型在3种方法中插值精度最高，GWR-BME次之，GWR的模型精度最低(表2)。说明结合了土地利用类型划分估算单元所得到的软数据可以较好地体现土地利用类型内部的空间差异性，克服整体估算结果的平滑效应，提高了估算结果的精度。

表2 各土壤有机碳密度模型精度比较

Table 2 Comparison of accuracy among different soil organic carbon density (SOCD) models

模型 Model	平均绝对误差 MAE	均方根误差 RMSE	决定系数 R ²
GWR	0.25	0.40	0.72
GWR-BME	0.21	0.35	0.79
GWR-BMEL	0.19	0.33	0.81

2.4 土壤有机碳密度空间分布

利用GWR-BME_L方法预测研究区域的土壤SOCD的空间分布(图4)，得到分辨率为5m的空

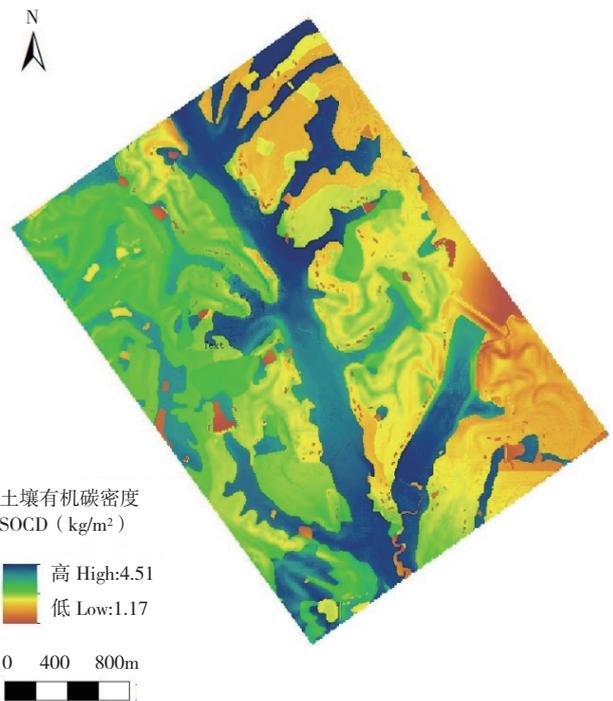


图4 土壤有机碳密度(SOCD)空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of soil organic carbon density (SOCD)

间预测结果。从图4可以看出, GWR-BME_L法拟合的SOCD空间分布特征的整体趋势特征明显, 反映细节的能力强, 对实测点邻域范围的空间结构体现较合理。农业生态景观单元内SOCD的预测结果具有明显的区域分布特征, SOCD的空间分布格局与土地利用、地形因子的相关性明显: 在研究区域中部高程和坡度较小的坡度、坡下的稻田以及稻田周围的旱地的SOCD较高; 而研究区域东部高程和坡度较大的坡腰、坡顶区域, 主要分布林地和果树的区域是SOCD的低值区。

3 讨论

我国全国尺度土壤有机碳密度的平均值为 3.35 kg/m^2 [14], 东部地区表层土壤的SOCD为 $6.8\sim 21.4 \text{ kg/m}^2$ [15-16], 其中浙江和江西两省典型森林类型土壤平均SOCD为 $7.12\sim 15.69 \text{ kg/m}^2$ [17]。而本研究区域的土壤有机碳密度比其他研究结果较低, 这可能是由于农业生态景观单元地表的作物成熟后多被收割, 直接归还到土壤部分的凋落物相对减少导致土壤有机碳含量较低 [18], 且研究区域的林地以人工经济林为主, 林分结构单一, 植被净生产力小于天然林 [16], 同时人工林受人为扰动较大, 土壤微生物的分解作用加强, 限制了当地土壤有机质的积累 [19]。另外, 研究区以低山岗地地貌为主, 耕地多位于低山的坡中和坡下位置, 水土流失较严重, 导致土壤相对贫瘠 [20]。

本研究区SOCD的GWR方法最优拟合模型为指数模型, 这与很多相关的土壤有机碳研究结果一致 [21-22]。研究区土壤有机碳密度的块金值和基台值分别为 0.32 、 0.61 kg/m^2 , 块金值与基台值的比值为52%。块金值与基台值的比值受结构和随机因素的影响, 较高的比值说明空间变化是由施肥、耕作、其他人类活动等随机因素引起, 而较低的比值说明由采样和实验分析本身的系统误差、土壤性质、地形、其他自然因素等结构因素在空间变化中起重要作用。一般用 <0.25 、 $0.25\sim 0.75$ 、 >0.75 分别表示土壤属性的强、中等、弱空间自相关性, 本研究区的土壤有机碳密度为中等程度空间变异 [23]。土壤有机碳密度半方差模型的变程为 269 m , 是土壤有机碳密度的最大相关距离, 表明本研究SOCD采样的网格间距布设合理, 推导出的空间结构关系与地面的空间结构

关系一致 [24]。与此相应, SOCD的GWR-BME、GWR-BME_L两种拟合模型的块金值、块金值与基台值的比值、变程均小于GWR, 表明BME法能更强地解释SOCD的空间异质性。同时, GWR-BME_L的基台值最小, 体现了同一类型的景观约束下SOCD的变异性会降低 [25]。

结合BME方法用于模拟SOCD空间分布的精度高于GWR, 这与多数研究结果相同。杨勇等 [7] 以DEM生成的相关地形因子作为环境数据, 分别用普通克里格 (OK) 和BME模型对湖北省京山县土壤有机质含量的密集样本和稀疏样本进行预测, 结果表明BME的预测精度高于OK, 尤其对稀疏样本预测的精度提高幅度更大。Xiao等 [4] 采用GWR-BME模型, 选取气溶胶光学厚度、地形数据、气象数据和污染排放等辅助信息对我国大区域尺度的PM2.5空间分布进行拟合, GWR-BME预测结果精度较GWR模型更高。与传统方法相比, GWR-BME、GWR-BME_L方法结合了“硬数据”和“软数据” [6], 降低了预测结果的不确定性, 尤其是通过划分土地利用类型获取软数据的GWR-BME_L模型, 通过在空间范围上对每个土地利用类型单独模拟, 获得其空间变化的局部特征以及空间对象本身相关性和异质性参数, 进一步有效利用“软数据”的空间自相关性, 可以较好地体现研究区SOCD的空间分布。

本研究利用GWR-BME_L对研究区SOCD模拟分布, 结果表明在中间高程和坡度较小的稻田以及稻田周围的旱地SOCD较高。这是由于农田 (稻田和旱地) 的复种指数高, 化肥投入量高, 导致表层土壤的养分较高, 导致SOCD高于林地和果园, 尤其是稻田由于淹水环境会降低土壤有机碳的分解速率, 进一步降低土壤有机质的分解速率, 有利于土壤有机碳积累 [25]。同时, 研究区域的水稻和旱地作物经常种植在坡度、海拔较低的区域 [26], 因而形成当地SOCD的高值区域集中分布在坡度、海拔较低的稻田和旱地的格局。高程和坡度较大的林地和果园是主要的SOCD低值区域, 其中研究区域海拔和坡度较大的林地种植年限较短, 以种植马尾松和油茶等人工林为主, 其净生产力远低于天然林, 有机物质投入量少 [26]; 当地的果园多种植桔科植物, 因而地面凋落物较少, 从而减少了土壤有机碳来源。而且, 受耕作措施的影响, 果园的深埋施肥对表层

土壤的有机碳贡献也不明显, 果园土壤连年深翻加速了土壤有机碳矿化过程^[27-28]。另外, 与农田地形较平坦相比, 果园和林地常分布山地, 具有较高的水力传导性, 土壤有机质容易随着降雨而发生流失; 这些原因也可能会导致SOC_D的降低^[29]。

4 结论

本研究中, 由于BME-GWR和BME-GWRL模型结合了“软数据”作为辅助变量, 对研究区SOC_D的空间异质性有更强的解释能力, 交叉验证结果也反映BME-GWR和BME-GWRL模型较GWR模型的拟合精度更高, 其中BME-GWRL模型基于土地利用类型的空间范围对软数据进行拟合, 考虑到了“软数据”估算单元的不确定性, 对比不划分土地利用类型直接模拟的BME-GWR预测结果, 从整体上更加接近于观测数据。本研究结果表明, 考虑软数据的获取途径, 是在实测数据和辅助变量有限的条件下提高空间预测精度的有效途径, 为合理利用多源辅助数据提供新思路。

参考文献 (References):

- [1] LUO Z K, FENG W T, LUO Y Q, BALDOCK J, WANG E L. Soil organic carbon dynamics jointly controlled by climate, carbon inputs, soil properties and soil carbon fractions [J]. *Global Change Biology*, 2017, 23 (10): 4430-4439. DOI:10.1111/gcb.13767.
- [2] WU W, FAN Y, WANG Z Y, LIU H B. Assessing effects of digital elevation model resolutions on soil-landscape correlations in a hilly area [J]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2008, 126 (3-4): 209-216. DOI:10.1016/j.agee.2008.01.026.
- [3] 张贝, 李卫东, 杨勇, 汪善勤, 蔡宗法. 贝叶斯最大熵地统计学方法及其在土壤和环境科学上的应用[J]. *土壤学报*, 2011, 48 (4): 831-839. DOI:10.11766/trxb201005050172.
- [4] ZHANG B, LI W D, YANG Y, WANG S Q, CAI C F. The Bayesian maximum entropy geostatistical approach and its application in soil and environmental sciences [J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2011, 48 (4): 831-839. DOI:10.11766/trxb201005050172.
- [5] XIAO L, LANG Y, CHRISTAKOS G. High-resolution spatiotemporal mapping of PM_{2.5} concentrations at mainland China using a combined BME-GWR technique [J]. *Atmospheric Environment*, 2018, 173: 295-305. DOI:10.1016/j.atmosenv.2017.10.062.
- [6] 费徐峰, 任周桥, 楼昭涵, 肖锐, 吕晓男. 基于贝叶斯最大熵和辅助信息的土壤重金属含量空间预测[J]. *浙江大学学报 (农业与生命科学版)*, 2019, 45 (4): 452-459. DOI:10.3785/j.issn.1008-9209.2018.09.052.
- [7] FEI X F, REN Z Q, LOU Z H, XIAO R, LYU X N. Prediction of soil heavy metal content under spatial scale based on Bayesian maximum entropy and auxiliary information [J]. *Journal of Zhejiang University (Agric. & Life Sci.)*, 2019, 45 (4): 452-459. DOI:10.3785/j.issn.1008-9209.2018.09.052.
- [8] CHEN L, GAO S, ZHANG H, SUN Y L, MA Z X, VEDAL S, MAO J, BAI Z P. Spatiotemporal modeling of PM_{2.5} concentrations at the national scale combining land use regression and Bayesian maximum entropy in China [J]. *Environment International*, 2018, 116: 300-307. DOI:10.1016/j.envint.2018.03.047.
- [9] 杨勇, 张楚天, 贺立源. 基于贝叶斯最大熵的多因子空间属性预测新方法[J]. *浙江大学学报 (农业与生命科学版)*, 2013, 39 (6): 636-644. DOI:10.3785/j.issn.1008-9209.2013.05.231.
- [10] YANG Y, ZHANG C T, HE L Y. New multifactor spatial prediction method based on Bayesian maximum entropy [J]. *Journal of Zhejiang University (Agric. & Life Sci.)*, 2013, 39 (6): 636-644. DOI:10.3785/j.issn.1008-9209.2013.05.231.
- [11] LIU Y, LYU J S, ZHANG B, BI J. Spatial multi-scale variability of soil nutrients in relation to environmental factors in a typical agricultural region, Eastern China [J]. *Science of the Total Environment*, 2013, 450: 108-119. DOI:10.1016/j.scitotenv.2013.01.083.
- [12] LI Y, WU J, LIU S, SHEN J, HUANG D, SU Y, WEI W, SYERS J K. Is the C:N:P stoichiometry in soil and soil microbial biomass related to the landscape and land use in southern subtropical China? [J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 2012, 26 (4): 1-14. DOI:10.1029/2012GB004399, 2012.
- [13] 黄道友, 王克林, 黄敏, 陈洪松, 吴金水, 张广平, 彭廷柏. 我国中亚热带典型红壤丘陵区季节性干旱[J]. *生态学报*, 2004, 24 (11): 2516-2523. DOI:10.3321/j.issn:1000-0933.2004.11.024.
- [14] HUANG D Y, WANG K L, HUANG M, CHEN H S, WU J S, ZHANG G P, PENG T B. Seasonal drought problems in the red soil hilly region of the middle subtropical zone of China [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2004, 24 (11): 2516-2523. DOI:10.3321/j.issn:1000-0933.2004.11.024.
- [15] 刘守龙, 黄道友, 吴金水, 黄敏, 肖和艾, 宋变兰, 苏以荣. 典型红壤丘陵区土壤氮素含量及其分布的演变规律[J]. *植物营养与肥料学报*, 2006, 12 (1): 12-17. DOI:10.3321/j.issn:1008-505X.2006.01.003.
- [16] LIU S L, HUANG D Y, WU J S, HUANG M, XIAO H A, SONG B L, SU Y R. Evolution pattern of soil total N content and its distribution in typical hilly red soil regions [J]. *Plant Nutrition and Fertilizer Science*, 2006, 12 (1): 12-17. DOI:10.3321/j.issn:1008-505X.2006.01.003.
- [17] RADULA M W, SZYMURA T H, SZYMURA M. Topographic wetness index explains soil moisture better than bioindication with Ellenberg's indicator values [J]. *Ecological Indicators*, 2018, 85: 172-179. DOI:10.1007/s12524-016-0635-9.
- [18] YUAN Y, CAVE M, XU H, ZHANG C S. Exploration of spatially varying relationships between Pb and Al in urban soils of London at the regional scale using geographically weighted regression (GWR) [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2020, 393: 122377. DOI:10.1016/j.jhazmat.2020.122377.
- [19] 潘根兴, 赵其国. 我国农田土壤碳库演变研究: 全球变化和国家粮食安全[J]. *地球科学进展*, 2005, 20 (4): 384-393. DOI:10.3321/j.issn:1001-8166.2005.04.003.

- PAN G X, ZHAO Q G. Study on evolution of organic stock in agricultural soils of China: facing the challenge of global change and food security [J]. *Advance in Earth Science*, 2005, 20 (4): 384–393. DOI:10.3321/j.issn:1001–8166.2005.04.003.
- [15] LI Z, JIANG X, PAN X Z, ZHAO Q G. Organic carbon storage in soils of tropical and subtropical China [J]. *Water, Air, and Soil Pollution*, 2001, 129 (1–4): 45–60. DOI:10.1023/A:1010356828990.
- [16] 李英升. 江西省典型森林类型土壤碳贮量及碳汇能力研究 [J]. *广东农业科学*, 2014, 41 (14): 154–158. DOI:10.16768/j.issn.1004–874X.2014.14.034.
- LI Y S. Study on soil organic carbon storage and carbon sequestration of main forest type in Jiangxi province [J]. *Guangdong Agricultural Sciences*, 2014, 41 (14): 154–158. DOI:10.16768/j.issn.1004–874X.2014.14.034.
- [17] DAI W, ZHAO K L, FU W J, JIANG P K, LI Y F, ZHANG C S, GIELEN G, GONG X, LI Y H, WANG H L, WU J S. Spatial variation of organic carbon density in topsoils of a typical subtropical forest, southeastern China [J]. *Catena*, 2018, 167: 181–189. DOI:10.1016/j.catena.2018.04.040.
- [18] 田思惠, 柳鑫, 金宝成, 陈玉连, 汪依妮, 田晓龙, 赵学春. 三工河流域琵琶柴群落凋落物对土壤有机碳固定的影响 [J]. *生态学报*, 2019, 39 (14): 5339–5347. DOI:10.5846/stxb201806301443.
- TIAN S H, LIU X, JIN B C, CHEN Y L, WANG Y N, TIAN X L, ZHAO X C. Effects of litter on soil organic carbon fixation in *Reaumuria soongorica* communities in the Sangong River basin [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39 (14): 5339–5347. DOI:10.5846/stxb201806301443.
- [19] 梁楠, 段星星, 赵禹, 白金, 杨生飞, 王鹏, 赵寒森, 曾宪红. 西北地区典型生态系统土壤有机碳密度特征及其影响因素 [J]. *地质论评*, 2020, 66 (S1): 39–40. DOI:10.16509/j.georeview.2020.s1.016.
- LIANG N, DUAN X X, ZHAO Y, BAI J, YANG S F, WANG P, ZHAO H S, ZENG X H. Soil organic carbon density characteristics of typical ecosystem in northwest China and its influencing factors [J]. *Geological Review*, 2020, 66 (S1): 39–40. DOI:10.16509/j.georeview.2020.s1.016.
- [20] SHI P, ZHANG Y, ZHANG Y, YU Y, LI P, LI Z B, XIAO L, XU G C, ZHU T T. Land-use types and slope topography affect the soil labile carbon fractions in the Loess hilly-gully area of Shaanxi, China [J]. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 2020, 66 (5): 638–650. DOI: 10.1080/03650340.2019.1630824.
- [21] 景莎, 田静, M. Luke Mc Cormack, 王晶苑, 王秋风, 杨国栋, 郭大立, 于贵瑞. 长白山原始阔叶红松林土壤有机质组分小尺度空间异质性 [J]. *生态学报*, 2016, 36 (20): 6445–6456. DOI:10.5846/stxb201503310626.
- JING S, TIAN J, LUKE M M C, WANG J Y, WANG Q F, YANG G D, GUO D L, YU G R. Small-scale spatial heterogeneity of soil organic matter fractions within an original broad-leaved Korean pine forest in Changbai [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2016, 36 (20): 6445–6456. DOI:10.5846/stxb201503310626.
- [22] 蒋威, 郜允兵, 刘玉, 潘瑜春, 邢世和. 采样数量和分布模式对土壤有机质空间插值精度的影响 [J]. *福建农业学报*, 2016, 31 (3): 273–279. DOI:10.19303/j.issn.1008–0384.2016.03.012.
- JIANG W, GAO Y B, LIU Y, PAN Y C, XING S H. Effect of sampling quantity and distribution on precision of spatial interpolation on soil organic matters [J]. *Fujian Journal of Agricultural Sciences*, 2016, 31 (3): 273–279. DOI:10.19303/j.issn.1008–0384.2016.03.012.
- [23] SHIT P K, BHUNIA G S, MAITI R. Spatial analysis of soil properties using GIS based geostatistics models [J]. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2016, 2 (2): 107. DOI:10.1007/s40808–016–0160–4.
- [24] GYAMFI C, NDAMBUKI J M, SALIM R W. Spatial variability modeling of soil erodibility index in relation to some soil properties at field scale [J]. *Environment and Natural Resources Research*, 2016, 6 (2): 16–27. DOI:10.5539/enrr.v6n2p16.
- [25] WU J. Carbon accumulation in paddy ecosystems in subtropical China: evidence from landscape studies [J]. *European Journal of Soil Science*, 2011, 62 (1): 29–34. DOI:10.1111/j.1365–2389.2010.01325.x.
- [26] 唐国勇, 黄道友, 童成立, 张文菊, 肖和艾, 苏以荣, 吴金水. 红壤丘陵景观单元土壤有机碳和微生物生物量碳含量特征 [J]. *应用生态学报*, 2006, 17 (3): 429–433. DOI:10.3321/j.issn:1001–9332.2006.03.015.
- TANG G Y, HUANG D Y, TONG C L, ZHANG W J, XIAO H A, SU Y R, WU J S. Characteristics of soil organic carbon and microbial biomass carbon in hilly red soil region [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2006, 17 (3): 429–433. DOI:10.3321/j.issn:1001–9332.2006.03.015.
- [27] 刘彪, 肖宏儒, 宋志禹, 梅松. 果园有机肥旋切变深施肥机力学分析与试验 [J]. *江苏农业科学*, 2019, 47 (1): 230–236. DOI:10.15889/j.issn.1002–1302.2019.01.055.
- LIU B, XIAO H R, SONG Z Y, MEI S. Mechanical analysis and test of orchard organic fertilizer spinning and cutting adjustable fertilizing machine [J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2019, 47 (1): 230–236. DOI:10.15889/j.issn.1002–1302.2019.01.055.
- [28] 赵世翔, 张雪辰, 王蒙, 葛玺祖, 王旭东. 农田转变为果园后土壤有机碳含量的变化 [J]. *西北农林科技大学学报(自然科学版)*, 2014, 42 (2): 215–221. DOI:10.13207/j.cnki.jnwafu.2014.02.048.
- ZHAO S X, ZHANG X C, WANG M, GE X Z, WANG X D. Changes in soil organic carbon after the conversion of farmland to orchard [J]. *Journal of Northwest A&F University (Natural Science Edition)*, 2014, 42 (2): 215–221. DOI:10.13207/j.cnki.jnwafu.2014.02.048.
- [29] JIA X X, YANG Y, ZHANG C C, SHAO M A, HUANG L M. A state-space analysis of soil organic carbon in China's Loess Plateau [J]. *Land Degradation & Development*, 2017, 28 (3): 983–993. DOI:10.1002/ldr.2675.

(责任编辑 邹移光)