

## 地理权重回归在土壤 pH 空间预测中的应用

王库

(闽江学院地理科学系, 福建 福州 350108)

**摘要:**为高效利用土壤和开展精准农业生产,采用地理权重回归方法对区域土壤 pH 的空间分布进行预测,以获得比普通线性回归方法更高的预测精度和论证其对其他土壤属性进行预测的可行性。实测样点土壤的 pH,然后选用与土壤 pH 相关程度较高且易于获取的环境因子(海拔高程、坡度、归一化植被指数、铁氧化物指数、样点距河流的最近距离、土壤侵蚀强度)来建立与土壤 pH 的回归方程。因子经过逐步回归及多重共线性检验后,用地理权重回归模型对 pH 进行预测。通过 *ME*、*RMSE* 及回归决定系数等指标,用验证样点数据对预测效果进行评价。结果表明,地理权重回归模型的预测精度高于普通线性回归模型,能大幅度降低 *AIC* 值,显著提高模型的回归决定系数,有效地降低回归的残差值;生成的预测图在空间上过渡自然,制图效果较好;利用地理权重回归法能将环境影响因子纳入模型,并能充分考虑样点的空间位置,适合于具有高度空间变异的土壤属性预测及制图。

**关键词:**土壤 pH;地理权重回归法;土壤制图;空间预测

中图分类号: S153.6

文献标志码: A

文章编号: 1007-1032(2013)01-0073-07

## Application of geographically weighted regression on the spatial prediction of soil pH

WANG Ku

(Department of Geographical Science, Minjiang University, Fuzhou 350108, China)

**Abstract:** Soil pH is of great importance for nutrient form and validity. It varies greatly from space to space for the impact of environmental factors on. Hence, precisely knowing the distribution of soil pH is significant to effectively utilizing soil, fertilizing reasonably, and precision agriculture. By comparison with ordinary least square(OLS), geographically weighted regression(GWR) was proposed by the paper for analyzing the distribution of soil pH at regional scale. The purpose was to know the prediction accuracy of GWR approach and its feasibility in predicting other soil properties. Soil pH was firstly tested using the collected soil samples at field, then the environmental factors, which were easily acquired and had close relation to soil pH, were taken into account for establishing regression function with soil pH. These factors were elevation, slope, *NDVI*, iron oxide index, the nearest distance from samples to river, and soil erosion intensity. After tested by multi-collinearity and stepwise regression among factors, the sieved factors were employed for GWR analysis. The performances of GWR and OLS were estimated and discussed by using mean error, root mean square error, correlation coefficient ( $R^2$ ) between the predicted soil pH and observed pH at validation sites. The results show that the estimation accuracy by GWR has been greatly improved than that of by OLS. It can significantly lower *AIC*, largely improve coefficient of determination( $Adj-R^2$ ) and decrease residuals sum of squares(RSS). The map interpolated by GWR was satisfactory in the appearance of continuous surface and gradual transition. It is concluded that GWR, by incorporating environmental factors and sample sites, is a promising method in predicting and mapping the spatial distribution of soil properties with great variations in space.

**Key words:** soil pH; geographically weighted regression; soil mapping; spatial prediction

收稿日期: 2012-10-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(41271232); 福建省自然科学基金项目 (2012J01179); 福建省教育厅 A 类科技项目(JA11202)

作者简介: 王库(1969—), 男, 黑龙江讷河人, 博士, 副教授, 主要从事土壤学与 3S 在区域资源环境中的应用研究, casboy@163.com

土壤 pH 值是影响土壤养分有效性和化学物质在土壤中行为的重要因素,它直接影响土壤养分的存在状态、转化及有效性<sup>[1]</sup>。研究土壤 pH 值的空间分布特征对于土壤的分类、利用、养分管理、污染预测和了解土壤微量元素的空间分布具有重要意义<sup>[2-3]</sup>。区域土壤 pH 空间分布数据的获取,通常都是用空间插值方法来实现的,常用的方法有反距离权重插值法(IDW)、普通克里格插值法(ordinary kriging)、普通最小二乘(ordinary least squares, OLS)法等<sup>[4-6]</sup>,其中,前两种方法只注重样点的空间位置和数据本身,未考虑环境因素的作用;后一种方法则只注重环境因素的作用,忽视了空间位置的影响。近年来被广泛使用的地理权重回归(geographically weighted regression, GWR)法,因其既考虑了插值点的空间位置,又在模型中充分考虑了环境要素的作用,所以,该方法在空间插值问题上的应用受到了广泛关注,常被用于对空间非稳定关系的探讨<sup>[7]</sup>,如在自变量与因变量间的空间稳定性假设不成立时,GWR法的预测效果十分有效<sup>[8]</sup>;利用气候参数对土壤表层属性进行预测时,GWR法的回归效果远优于普通线性回归<sup>[9]</sup>。GWR模型是在普通线性回归的基础上发展而来的,它在普通线性回归模型中增加了一个权函数。该函数仅考虑在特定空间邻域范围内的样点,待测点离样点越近将被赋予更高的权重,反之权重较小<sup>[10]</sup>。这样的回归方式,使得空间上每一待测点都可能选用不同的邻近样点以及有不同的输出系数,可更好地对未知点的相关属性进行预测。笔者利用 GWR 模型,综合运用环境变量对土壤 pH 值进行预测,通过与 OLS 模型进行比较来评价 GWR 模型的表现效果,并对 GWR 模型空间预测的特点进行讨论,以期能为土壤其他属性的空间预测提供新的方法。

## 1 研究区概况

研究区位于福建省闽侯县旗山北麓,地理位置为 118°51'~119°25'E, 25°47'~26°37'N, 总面积 290 km<sup>2</sup>。区内东南西部三面环山,地势较高,北部及中部较低,海拔高程 180~940 m,平均为 380 m,为典型的低山丘陵区。该区的植被主要以自然生长的林地和灌丛为主(主要为次生林)。区内植被覆盖率较高,

但仍有部分区域存在土壤侵蚀现象。土壤类型主要为红壤, pH 值为 4.0~5.0。

## 2 数据来源与研究方法

### 2.1 数据来源

#### 2.1.1 土壤样本数据

采用网格(2 km×2 km)采样方式进行采样,即先在研究区的地形图上按网格方式布置样点,并记录每个样点在图上的位置,然后按位置实地采样。在实际操作过程中,由于受到山区地形等不可预见因素的限制(如图上标记的实际地点有的地势较陡,有的处于密林之中,致使多数规划样点难以到达),因而,样点最终无法达到理想的网格分布,而呈随机分布特点,但采样的基本原则是样点选取应尽量接近规划位置,并顾及地形、植被、母质、土地利用等环境要素,使环境要素尽可能丰富化,以便于利用 GWR 法进行分析。2011 年 11 月,共采集表层 0~20 cm 的土壤样品 136 个(图 1,图片彩色版见封二),采样的同时利用 Garmin GPS 定位样点的经、纬度坐标及高程。每个样点取 1 kg 混合样(同时用于对其他指标进行分析)。称取 2 份过 1 mm 筛的风干土,每份 10 g,分别置于 50 mL 的烧杯中,一份加无 CO<sub>2</sub> 的蒸馏水 25 mL;另一份加 1 mol/L KCl 溶液 25 mL,间歇搅拌 30 min,放置 30 min 后用电位法测定 pH 值。

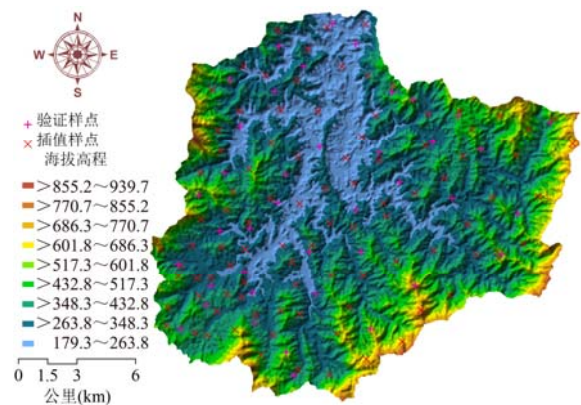


图 1 研究区与采样点分布

Fig.1 Study area and sampling sites

#### 2.1.2 环境辅助数据

在土壤长期的发育过程中,气候、地形、母质、植被等因素都可以影响土壤的 pH<sup>[11]</sup>,如高温多雨

时土壤风化淋溶较强,盐基易淋失,土壤易酸化;母岩为花岗岩、砂岩的土壤 pH 一般也低;植被对土壤 pH 的影响主要是因为植物根系对离子的选择吸收作用;地形因素通过影响成土物质再分配和土壤水分差异,进而影响 pH 的空间变化<sup>[12-13]</sup>,因此,本研究选取易于获取的如下环境要素指标:海拔高程(*Elev*)、坡度(*Slope*)、归一化植被指数(*NDVI*)、铁氧化物指数(*IRON*)、样点距河流的最近距离(*DIST*)、土壤侵蚀强度(soil erosion intensity, *SEI*),其中海拔高程、坡度由区域的数字高程模型(DEM)得到;*NDVI*及*IRON*由 ETM+影像(于 2009 年 1 月获取)计算而来,其中*IRON*由“Band5/Band4”计算得到(该指数反映土壤中 Fe<sup>3+</sup>的含量:土壤中 Fe<sup>3+</sup>的含量越高,则*IRON*的值越大,表明土壤的氧化程度高。土壤的氧化还原状况与 pH 密切相关<sup>[14-15]</sup>);*DIST*由区域河流分布图(shp 格式)计算样点到其最近的欧氏距离得到;*SEI*由区域土壤侵蚀强度图(shp 格式)转化而来。区内土壤侵蚀等级共 6 级,分别为无侵蚀、轻度侵蚀、中度侵蚀、强度侵蚀、极强侵蚀和剧烈侵蚀<sup>[16]</sup>。

## 2.2 研究方法

GWR 法是对 OLS 法的扩展。假定有  $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$  的系列解释变量观测值  $\{x_{ij}\}$  及系列被解释变量  $\{y_j\}$ , 经典的全局线性回归模型为:  $y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_m x_{mi} + \varepsilon, i = 1, 2, \dots, n$ , 式中,  $\varepsilon$  是整个回归模型的随机误差项, 满足球形扰动假设, 回归系数  $\beta$  被假定是一个常数。模型参数  $\beta_j$  的估计一般采用经典的 OLS 法。

采用 OLS 法得到的回归系数  $\beta$  既是该点的最优无偏估计, 也是区域内所有点的最优无偏估计。在实际问题研究中, 经常发现回归参数在不同地理位置上是不同的, 也就是说回归参数随地理位置而变化, 这时如果仍然采用全局空间回归模型, 得到的回归参数将是整个区域内回归参数的平均值, 回归结果不能真实地反映要素的空间特征。鉴于此, GWR 模型对 OLS 模型进行了改进, 改进思路是采样点对其附近点的影响要大于离其较远的点。在 GWR 模型中, 特定空间点  $i$  的回归系数不再利用全局信息获得, 而是利用邻近观测值的样本数据进行局部回归估计获得。系数  $\beta_j$  在空间上随地理位置的变化而变化。GWR 模型为:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=1}^k \beta_k(u_i, v_i) x_{ij} + \varepsilon_i \quad (1)$$

式(1)中,  $y$  是因变量,  $x$  是因子变量,  $\varepsilon$  为误差项;  $(u_i, v_i)$  为第  $i$  个样点的坐标;  $\beta_k(u_i, v_i)$  是第  $i$  个样点上的第  $k$  个回归系数, 是地理位置的函数。GWR 模型中的系数估计采用加权最小二乘法实现, 每个点的系数用矩阵形式表述为:  $\hat{\beta}(u_i, v_i) = [X^T W(u_i, v_i) X]^{-1} X^T W(u_i, v_i) Y$ , 式中,  $W(u_i, v_i)$  为  $m \times m$  的空间权重对角矩阵,  $X$  为  $m \times (n+1)$  自变量矩阵,  $Y$  为  $m \times 1$  因变量向量。空间权重矩阵的估算由高斯函数来实现:  $w_{ij} = [1 - (\frac{d_{ij}}{h})^2]^2, d_{ij} < h; w_{ij} = 0, d_{ij} \geq h$ , 式中,  $w_{ij}$  为用空间已知点  $j$  去估计待测点  $i$  时的权重,  $d_{ij}$  为被插值点  $i$  与样点  $j$  间的欧氏距离,  $h$  为带宽。该函数为距离衰减函数, 离  $i$  点越近时观测值的重要性越大, 反之越小。当样点至待测点的距离等于或大于带宽时, 权重都被赋予为 0。带宽采用最小 AIC 信息准则(akaike information criterion)进行判断<sup>[17]</sup>,  $AIC = 2n \ln(\sigma') + n \ln(2\pi) + n(n + Tr(S)) / [(n - 2 - Tr(S))]$ , 式中  $n$  为数据点的数量,  $\sigma'$  为误差项(估值标准偏差),  $Tr(S)$  为帽子矩阵的迹<sup>[18]</sup>。

## 2.3 精度评价

利用线性回归模型, 以环境因子为自变量估测土壤 pH 的回归表现。本研究中采用调节决定系数 ( $Adj-R^2$ )、AIC 准则、RSS 等指标进行评价。为比较 OLS 法与 GWR 法的预测精度, 在 136 个采样点数据中, 随机均匀地抽取 40 个样点作为验证样点, 它们不参与回归分析。由验证点处土壤 pH 的实际观测值和预测值来进行预测精度评价, 具体采用平均误差(ME)和均方根误差(RMSE)及估值的最大正负误差等指标。  $ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [z(x_i, y_i) - z^*(x_i, y_i)]$ ;  $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [z(x_i, y_i) - z^*(x_i, y_i)]^2}$ , 式中,  $n$  为验证点的个数;  $z(x_i, y_i)$  和  $z^*(x_i, y_i)$  分别为样点处的实测值和预测值;  $(x_i, y_i)$  为位置的坐标值。另外, 在验证点处预测值与实测值之间回归的相关系数( $R^2$ )也被用来评价 OLS 法、GWR 法的估值效果。

## 2.4 数据分析

OLS 法和 GWR 法的拟合及插值、空间数据的

处理及制图均在 ARCGIS 9.3 下进行; ERDAS IMAGINE 8.5 用来计算 *NDVI*、*IRON* 等相关指数; 传统的统计分析由 PASW Statistics 18.0 软件完成。

### 3 结果与分析

#### 3.1 土壤 pH 样品的描述性统计

对插值的 96 个土壤 pH 样品进行一般性统计, pH 为 4.16~4.61, 平均值为 4.47, 变异程度较小(变异系数为 2.17%), 表明土壤为典型的酸性土壤。

#### 3.2 pH 与环境因子之间的相关分析与回归分析

土壤 pH 与海拔高度、土壤侵蚀强度、铁氧化物指数的相关程度达到了极显著水平(表 1); pH 与归一化植被指数呈显著负相关, 而与坡度及样点至河流的最近距离的相关程度无统计学意义, 表明海拔高度、土壤侵蚀强度、铁氧化物指数及植被状况对土壤的 pH 值有重要影响。

表 1 表层土壤 pH 和环境因子间的相关系数

	pH	Elev	SEI	IRON	NDVI	Slope	DIST
pH	1	0.274**	0.401**	0.395**	-0.209*	-0.039	0.04
Elev		1	-0.101	-0.298**	0.175	0.252*	0.507**
SEI			1	0.376**	-0.395**	-0.263**	-0.125
IRON				1	-0.203*	-0.502**	-0.224*
NDVI					1	0.082	0.046
Slope						1	0.303**
DIST							1

“\*\*” 示在 0.01 水平(双侧)上极显著相关; “\*” 示在 0.05 水平(双侧)上显著相关。

由表 1 可看出, 环境因子中, *Elev* 与 *IRON* 和 *DIST*, *SEI* 与 *IRON* 和 *NDVI* 及 *Slope* 均呈极显著相关, 因此, 为减小回归过程中的多重共线性程度,

在土壤 pH 与所选因子间进行逐步线性回归<sup>[19]</sup>, 以此来筛选因子的最佳组合(表 2)。

表 2 利用 6 个环境因子对 pH 值进行逐步线性回归的结果

编号	模型	R	调节决定系数	估值误差	F	显著性水平
1	常量, <i>SEI</i>	0.161	0.152	0.089	18.0	0.000
2	常量, <i>SEI</i> , <i>Elev</i>	0.261	0.245	0.084	12.59	0.001
3	常量, <i>SEI</i> , <i>Elev</i> , <i>IRON</i>	0.396	0.377	0.076	20.68	0.000
4	常量, <i>SEI</i> , <i>Elev</i> , <i>IRON</i> , <i>Slope</i>	0.422	0.397	0.075	4.03	0.048

通过对回归结果的方差膨胀因子 (variance inflation factor, *VIF*) 进行检验<sup>[20]</sup>, 发现这 4 个模型辅助变量间的 *VIF* 值为 1.115~1.525, 远小于 7.5, 表明辅助变量之间多重共线性现象较弱, 适合进行 OLS 法及 GWR 法分析。在表 2 的 4 个模型中, 模型 4 的调节决定系数(0.397)最大, 因而采用该模型进行最终 OLS 法回归分析。回归模型如式(2)。

$$\text{pH} = 3.848 + 0.004 \times \text{SEI} + 0.0003 \times \text{Elev} + 0.625 \times \text{IRON} + 0.024 \times \text{Slope} \quad (2)$$

#### 3.3 OLS 法及 GWR 法的拟合及空间插值

表 3 是针对模型 4 中的环境因子分别用 OLS

法及 GWR 法对土壤表层 pH 进行全局及局部回归的相关参数。回归效果的好坏可以由 *AIC* 值加以判断(效果较好的回归模型应具有较小的 *AIC* 值)。GWR 法的 *AIC* 值远小于 OLS 法的值, 说明 GWR 法的模型效果较 OLS 法有了明显的提升。这点从调节决定系数也可以看出(GWR 模型中, 环境因子对 pH 的回归解释度达 64.6% 远高于 OLS 法的 39.6%, 模型的解释度提高了 25%)。用 GWR 模型回归的残差平方和也远小于 OLS 法的结果, 说明 GWR 法的局部回归效果远优于用 OLS 法的全局回归。另外, 从  $R^2$  到  $ADJ-R^2$  的数值变化不大, 这从另一方面也

说明了环境变量间的共线性程度很小,选定的环境变量能较好地解释了土壤pH的空间变异。

表3 用OLS法及GWR模型分别对土壤pH进行回归的相关参数

Table 3 Related regression parameters for soil pH using OLS and GWR respectively

模型	AIC	决定系数	调节决定系数	残差平方和
OLS	-218.5	0.4221	0.3966	0.5924
GWR	-261.3	0.6970	0.6464	0.2726

由图2(图片彩色版见封二)可见,用OLS模型得到的pH为4.28~4.82,pH较高的区域主要为海拔较高的边缘山地,中部沟谷区域的pH相对较低。用GWR模型得到的pH为4.27~4.78,与用OLS模型得到的预测值极为接近,但高值主要集中在西部、西南部及南部区域,呈现由东北向西南逐渐增高的趋势。高值主要出现在海拔较高、植被覆盖条件好和无明显水土流失的地区。

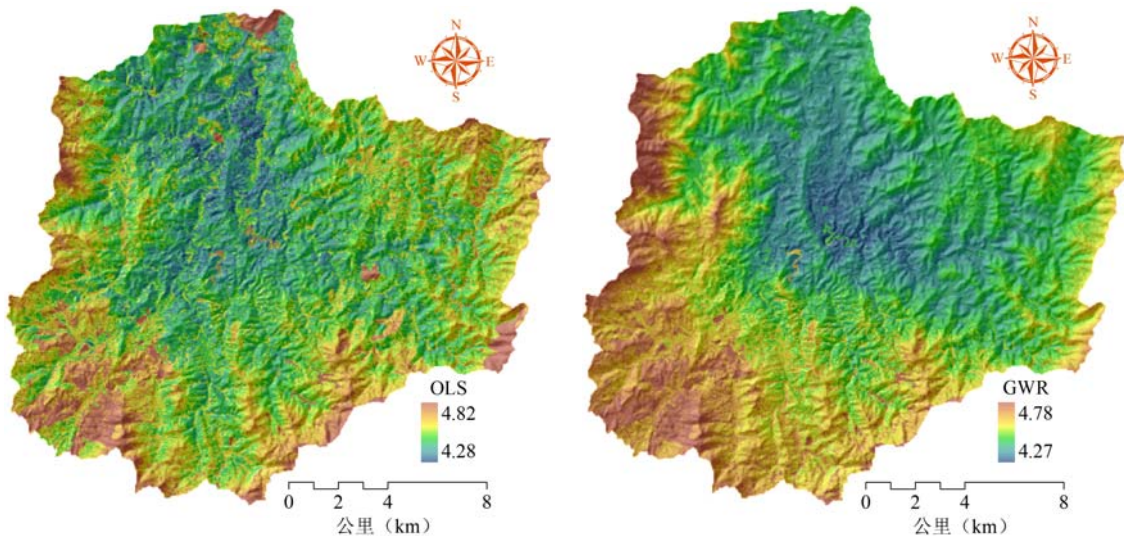


图2 分别用OLS法(左)及GWR法(右)回归得到的土壤pH空间分布

Fig.2 Spatial distribution map of soil pH regressed by OLS (left) and GWR (right)

### 3.4 OLS法及GWR法的精度分析

为进一步评价GWR法的预测效果,用40个未经使用的采样点数据来验证OLS和GWR模型的表现。本研究中选用最大(正负)估计误差、平均误差

(ME)、均方根误差(RMSE)、OLS和GWR模型预测值与实测值进行线性回归的决定系数( $R^2$ )来进行评价,相关参数见表4。

表4 用于比较OLS法与GWR法插值效果的有关指标

Table 4 Related parameters for comparing the performances of OLS and GWR

预测方法	最大负误差	最大正误差	平均误差	均方根误差	决定系数
OLS法	-0.1987	0.1271	-0.0029	0.0742	0.289
GWR法	-0.1357	0.0954	-0.0116	0.0496	0.691

如果预测误差是无偏的,预测值与实测值接近,ME接近于0。RMSE揭示的是预测值的精度水平,该值越小精度越高<sup>[21]</sup>。由表4可知,GWR法的最大正负误差均比OLS法的低;两种方法的ME均较小,均接近于0,比较而言OLS法的更小,但GWR法的RMSE比OLS法的小,说明GWR法的

预测精度较高。2种方法得出的指标数值较为接近,仅从这几个指标还很难区分二者的优劣,因此,笔者对OLS法和GWR法在验证点处的预测值与实测值分别进行线性回归,发现OLS法预测值的回归决定系数仅为0.289,远低于GWR法得到的回归决定系数0.691。由此可以判断,GWR法的预测精度明

显高于 OLS 法。这主要可归因于 GWR 模型的局部回归。

#### 4 结论与讨论

本研究结果表明,在精度上,GWR 法能充分利用环境辅助变量信息,把环境要素的影响考虑到模型中进行局部回归,在很大程度上提高了预测精度;在制图效果上,利用 GWR 模型得到的预测图在空间上过渡自然,适合土壤 pH 的空间预测,进而也可推广到其他相关土壤属性的预测及制图。

对 96 个样点土壤 pH 值进行预测,用 OLS 法测得的决定系数为 0.399 6,用 GWR 法测得的为 0.646 4,可见,在预测精度上,GWR 法比 OLS 法有了质的提高。与 OLS 法不同的是,GWR 法基于局部回归,预测精度的提高主要取决于由环境因素与 pH 值之间建立的回归系数。在局部回归系数的计算过程中,带宽的选择至关重要,它是以待测点为中心的一定半径内的区域,控制着权函数的衰减程度<sup>[22]</sup>,因而,带宽的变化对系数的估值有重要影响。在利用 GWR 法进行局部回归时,有两种方式的带宽可供选用,即固定内核(Fixed)带宽和自适应内核(Adaptive)带宽。采用固定内核带宽进行插值时存在的潜在问题是,在某插值点的周围如果只有少数采样点,那么插值效果会被弱化。为避免这种情况的发生,本研究中采用自适应内核带宽进行插值,即在计算过程中根据样点的疏密程度和最小 AIC 准则自动调节带宽的大小<sup>[23]</sup>。这种方式可最大限度地发挥待测点周围已知点的局部影响,从而增强回归系数在局部的解释能力。从这个角度来讲,若采样点越密集,GWR 法会在更小的尺度上建立回归系数,预测精度将会进一步提高。

GWR 法能将众多环境因素考虑在其模型中。本研究中是选用高程、坡度、铁氧化物指数、归一化植被指数等与土壤 pH 密切相关且易于获取的环境指标来建立的局部回归。实际上,土壤 pH 值与土壤类型、母质、土地利用情况、植被类型等因素有更为密切的关系。由于这类数据多为定性数据,目前对其定量还存在一定难度,因此,本研究中没有采用这类数据。若能找到合适的方

法对这些环境因子进行定量,使其与土壤 pH 建立明确的解析关系,且能够精确获得这些环境因子的空间分布图,那么,GWR 法的预测精度可进一步提高。

在使用 GWR 模型时需要注意的另一个问题是多重共线性现象,在区域面积较大且自变量分类数据较多时,如土壤侵蚀强度等级表现为部分区域某些值缺失时,多重共线性现象更为明显。这类问题的比较有效的处理方法是采用较少分类数目或综合数据处理方法,例如通过对分类数据进行标准化处理等来减少共线性现象在回归方程中的存在。

利用 GWR 法进行空间预测的研究以往多集中于人文和社会科学领域,在地球科学领域的研究近几年才逐渐增多,其中值得探讨的技术问题很多,如不同指标参数对 GWR 法表现效果的影响等。目前用于土壤属性空间预测的方法较多,GWR 法可兼顾众多环境因素与空间位置信息来预测特定土壤属性的空间变异,可成为土壤属性空间预测的新的手段。

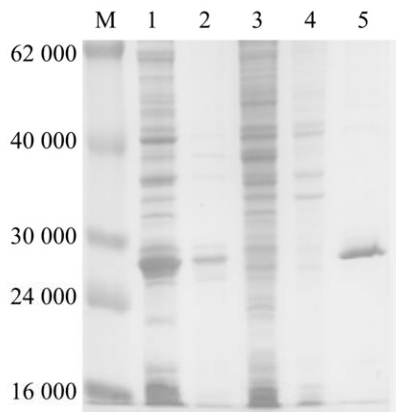
#### 参考文献:

- [1] 熊毅,李庆逵.中国土壤[M].2版.北京:科学出版社,1990:433-443.
- [2] 廖敏,黄昌勇,谢正苗.pH对镉在土水系统中的迁移和形态的影响[J].环境科学学报,1999,19(1):81-86.
- [3] 陈怀满.土壤中化学物质的行为与环境质量[M].北京:科学出版社,2002:46-53.
- [4] 刘杰,张杨珠,罗尊长,等.湘南丘岗红壤地区土壤肥力质量指标的空间变异特征[J].湖南农业大学学报:自然科学版,2012,38(1):96-101.
- [5] 李启权,岳天祥,范泽孟,等.中国表层土壤pH的空间模拟分析[J].地理研究,2010,29(11):1981-1992.
- [6] Goovaerts P. Geostatistics in soil science: State of the art and perspectives [J]. Geoderma, 1999, 89: 1-45.
- [7] Fotheringham A S, Charlton M E, Brundson C. Geographically weighted regression: A natural evolution of the expansion method for spatial data [J]. Environment and Planning A, 1998, 30: 1905-1927.
- [8] Osborne P E, Foody G M, Suarez-seoane S. Non-stationarity and local approaches to modelling the distributions of wildlife [J]. Divers Distribut, 2007, 13: 313-323.
- [9] Scull P. A top-down approach to the state factor paradigm for use in macroscale soil analysis [J]. Ann Assoc Am

- Geograph, 2010, 100(1): 1–12.
- [10] Jaimes N B P, Sendra J B, Delgado M G, et al. Exploring the driving forces behind deforestation in the state of Mexico (Mexico) using geographically weighted regression[J]. Applied Geography, 2010, 30: 576–591.
- [11] 张晓玲. 土壤酸化成因与改良管理技术研究[J]. 安徽农业科学, 2011, 39(35): 21729–21731
- [12] 杨学春, 朱亚萍. 四川紫色土的酸化及其生态效应[J]. 西南农业大学学报, 1995, 17(6): 532–537.
- [13] 黄昌勇. 土壤学[M]. 北京: 中国农业出版社, 2001: 145–155.
- [14] 何挺, 王静, 程焯, 等. 土壤氧化铁光谱特征研究[J]. 地理与地理信息科学, 2006, 22(2): 30–34.
- [15] 季耿善, 徐彬彬. 土壤黏土矿物反射特性及其在土壤学上的应用[J]. 土壤学报, 1987, 24(1): 67–76.
- [16] Wang K, Wang H J, Shi X Z, et al. Landscape analysis of dynamic soil erosion in Subtropical China: A case study in Xingguo county, Jiangxi province [J]. Soil and Tillage Research, 2009, 105: 313–321.
- [17] Brunson C, Fotheringham S, Charlton M, et al. Geographically weighted regression-modelling spatial non-stationarity [J]. Society, 2010, 47(3): 431–443.
- [18] Fotheringham A S, Brunson C A, Charlton M E. Geographically weighted regression: The analysis of spatially varying relationships [M]. New York: John Wiley & Sons, 2002.
- [19] Qiu Y, Fu B, Wang J, et al. Spatial prediction of soil moisture content using multiple-linear regressions in a gully catchment of the Loess Plateau, China [J]. Journal of Arid Environments, 2010, 74(2): 208–220.
- [20] Robinson C, Schumacker R E. Interaction effects: Centering, variance inflation factor, and interpretation issues [J]. Multiple Linear Regression Viewpoints, 2009, 35(1): 6–11.
- [21] Sun W, Minasny B, Mcbratney A. Analysis and prediction of soil properties using local regression-kriging [J]. Geoderma, 2012, (171/172): 16–23.
- [22] Guo L, Ma Z, Zhang L. Comparison of bandwidth selection in application of geographically weighted regression: A case study [J]. Canadian Journal of Forest Research, 2008, 38: 2526–2534.
- [23] Koutsias N, Martínez-fernández J, Allgöwer B. Do factors causing wildfires vary in space? Evidence from geographically weighted regression [J]. GIScience & Remote Sensing, 2010, 47(2): 221–240.

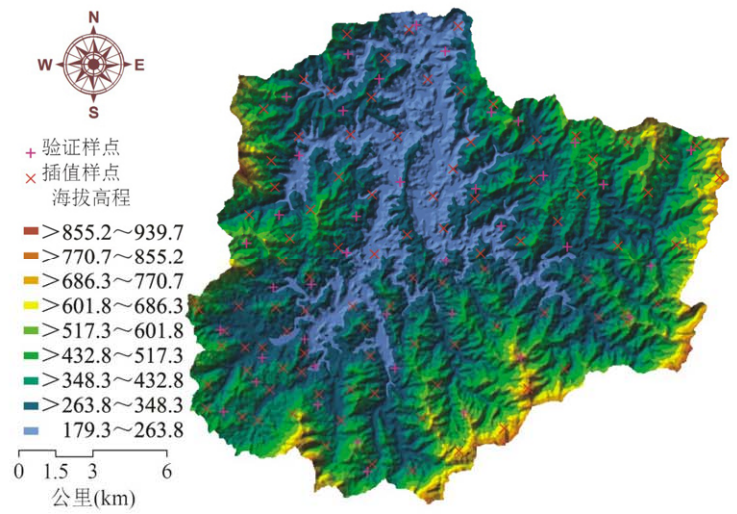
责任编辑: 王赛群

英文编辑: Edward ZHANG

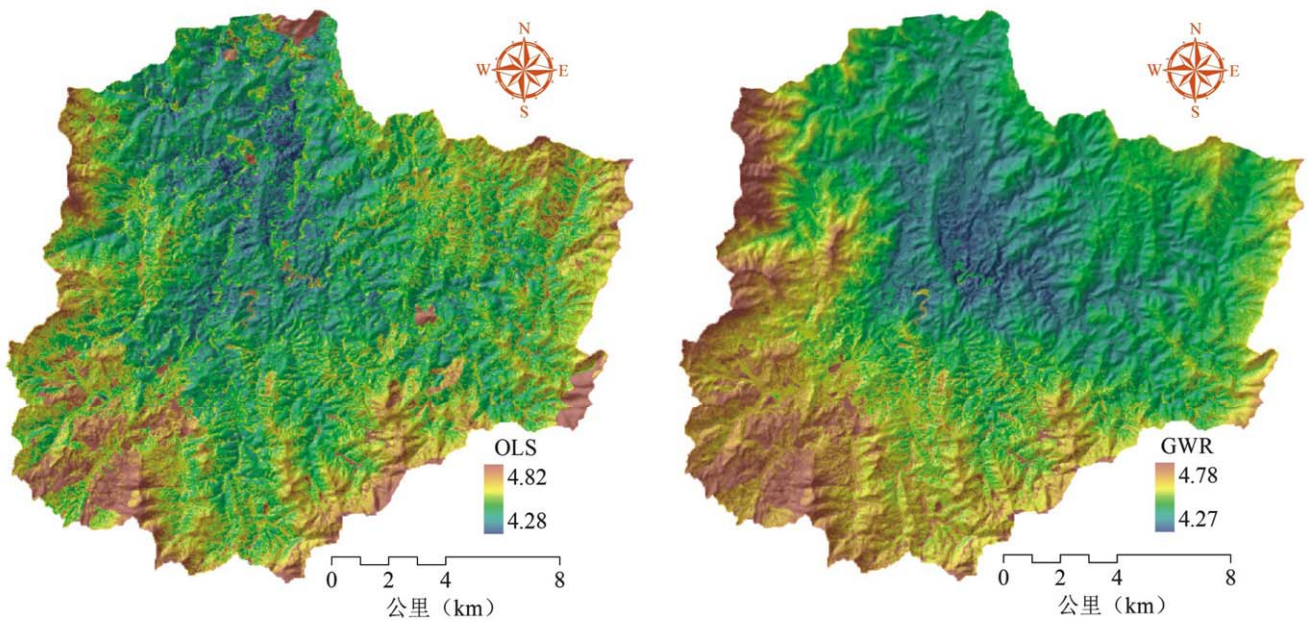


M 蛋白相对分子质量标准；1、2 Cap<sub>41</sub>蛋白表达上清、沉淀；3、4 阴性对照表达上清、沉淀；5 纯化的Cap<sub>41</sub>蛋白。

第66页图3 表达与纯化的Cap<sub>41</sub>蛋白SDS-PAGE  
Fig.3 on page 66 SDS-PAGE analysis of the expressed and purified Cap<sub>41</sub> protein



第74页图1 研究区与采样点分布  
Fig.1 on page 74 Study area and sampling sites



第77页图2 分别用OLS法(左)及GWR法(右)回归得到的土壤pH空间分布  
Fig.2 on page 77 Spatial distribution map of soil pH regressed by OLS (left) and GWR (right)