

# 基于地理加权回归克里格的日平均气温插值\*

张国峰<sup>1,2\*\*</sup> 杨立荣<sup>3</sup> 瞿明凯<sup>4</sup> 陈汇林<sup>1,2</sup>

(<sup>1</sup>海南省气象科学研究所,海口 570203; <sup>2</sup>海南省南海气象防灾减灾重点实验室,海口 570203; <sup>3</sup>海南大学热带作物种质资源保护与开发利用教育部重点实验室,海口 570228; <sup>4</sup>中国科学院南京土壤研究所土壤环境与污染修复重点实验室,南京 210008)

**摘要** 气温是大量农业、水文、气候、生态模型的输入变量.在地形复杂的区域,考虑气温与环境变量的线性回归关系和残差的自相关性的方法(如回归克里格法, regression Kriging, RK)是目前气温插值的主要方法.但此类方法多使用基于普通最小二乘的全局回归技术,没有顾及回归关系的空间非平稳性.地理加权回归克里格(geographically weighted regression-Kriging, GWRK)是一种既能顾及回归关系的空间非平稳性、又能考虑残差的自相关性的一种插值方法.本文用 RK 和 GWRK 对海南岛 2013 年 12 月 18 日的日平均气温进行插值并进行比较研究.依相关性分析和逐步回归分析的结果,采用 RK1(以海拔为辅助变量)、GWRK1(以海拔为辅助变量)、RK2(以纬度、海拔、海陆距离为辅助变量)和 GWRK2(以海拔、海陆距离为辅助变量)4 种模型进行研究,并用 80 个验证站评估 4 种模型的精度.结果表明:GWRK1 模型的最大正误差、最大负误差、平均绝对误差、均方根误差均最接近于 0.从最大正误差、平均绝对误差、均方根误差 3 个指标看,考虑更多辅助变量的 RK2、GWRK2 模型反而不及只考虑海拔的 RK1、GWRK1 模型,表明 RK2、GWRK2 模型中辅助变量之间的相关性对插值结果有较大影响.

**关键词** 日平均气温; 地理加权回归克里格; 海南岛; 线性回归

文章编号 1001-9332(2015)05-1531-06 中图分类号 P423.2 文献标识码 A

**Interpolation of daily mean temperature by using geographically weighted regression-Kriging.** ZHANG Guo-feng<sup>1,2</sup>, YANG Li-rong<sup>3</sup>, QU Ming-kai<sup>4</sup>, CHEN Hui-lin<sup>1,2</sup> (<sup>1</sup>Hainan Institute of Meteorological Science, Haikou 570203, China; <sup>2</sup>Hainan Province Key Laboratory of South China Sea Meteorological Disaster Prevention and Mitigation, Haikou 570203, China; <sup>3</sup>Ministry of Education Key Laboratory of Tropical Horticulture Resources and Genetic Improvement, Hainan University, Haikou 570228, China; <sup>4</sup>Key Laboratory of Soil Environment and Pollution Remediation, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China). -*Chin. J. Appl. Ecol.*, 2015, 26(5): 1531-1536.

**Abstract:** Air temperature is the input variable of numerous models in agriculture, hydrology, climate, and ecology. Currently, in study areas where the terrain is complex, methods taking into account correlation between temperature and environment variables and autocorrelation of regression residual (e.g., regression Kriging, RK) are mainly adopted to interpolate the temperature. However, such methods are based on the global ordinary least squares (OLS) regression technique, without taking into account the spatial nonstationary relationship of environment variables. Geographically weighted regression-Kriging (GWRK) is a kind of method that takes into account spatial nonstationarity relationship of environment variables and spatial autocorrelation of regression residuals of environment variables. In this study, according to the results of correlation and stepwise regression analysis, RK1 (covariates only included altitude), GWRK1 (covariates only included altitude), RK2 (covariates included latitude, altitude and closest distance to the seaside) and GWRK2 (covariates included altitude and closest distance to the seaside) were compared to predict the spatial distribution of mean daily air temperature on Hainan Island on December 18, 2013. The prediction

\* 国家自然科学基金项目(41465005)和公益性行业(气象)科研专项(GYHY201206019)资助.

\*\* 通讯作者. E-mail: zhangwei200405@163.com

2014-06-03 收稿, 2015-01-09 接受.

accuracy was assessed using the maximum positive error, maximum negative error, mean absolute error and root mean squared error based on the 80 validation sites. The results showed that GWRK1's four assessment indices were all closest to 0. The fact that RK2 and GWRK2 were worse than RK1 and GWRK1 implied that correlation among covariates reduced model performance.

**Key words:** daily mean temperature; geographically weighted regression-Kriging; Hainan Island; linear regression.

气温是影响植物生长发育的基本气象要素。气温适宜,植物生长发育快;气温异常,易导致低温或高温灾害<sup>[1]</sup>。动植物及人类的许多疾病的发生发展也受气温的影响<sup>[2-3]</sup>。日平均气温是以日为步长的作物生长模型、流域水土资源模型、土壤侵蚀模型的重要输入变量。通过日平均气温的积累,或与不同生育期界限温度的对比,可以推求植物或作物生育期、模拟干物质积累等<sup>[4]</sup>。日平均气温还是许多作物低温和高温灾害评估的重要资料。

近年来,随着国家经济和技术能力的提高,我国陆地气象观测站的密度不断加大,但站间距仍在几千米到几十千米甚至更大,特别是在偏远或自然条件恶劣的地区。这样的空间分辨率显然无法满足精准农业等应用对高空间分辨率气温资料的需求。遥感反演可以得到高空间分辨率的气温数据,但精度通常不高<sup>[5-10]</sup>。因此,以地面观测数据为基础的空间插值仍然是获取高空间分辨率的温度场资料的主要思路。目前,已有大量确定或随机性的、单变量或多变量、准确或近似的插值方法被应用到气温插值的研究中<sup>[11-19]</sup>。总的看来,考虑气温与环境变量(如经纬度、海拔、海陆距离等)的线性回归关系的方法通常能够取得较高的精度,如回归克里格(regression Kriging, RK)等。但此类方法使用的线性回归方法是基于普通最小二乘法(ordinary least squares, OLS)的全局回归技术,没有顾及回归关系的空间非平稳性。地理加权回归(geographically weighted regression, GWR)是一种空间局部回归方法,可以用来探测和建模空间关系的非平稳性<sup>[20-25]</sup>。地理加权回归克里格(geographically weighted regression Kriging, GWRK)则是用GWR的局部回归部分代替RK中的全局回归部分,而残差仍然采用克里格插值的一种混合插值方法<sup>[26-27]</sup>。Szymanowski等<sup>[28]</sup>用GWRK对波兰不同时间尺度的气温进行插值,发现GWRK的结果好于或相当于RK的结果,且时间尺度越短这种效果越明显。为此,本文在站密度更高的条件下用GWRK对海南岛的日平均气温进行插值并与RK比较研究。

## 1 研究地区与研究方法

### 1.1 研究区概况

海南岛(18°10'—20°10' N, 108°37'—111°03' E)全岛面积 $3.43 \times 10^4 \text{ km}^2$ ,属大陆岛(图1)。海南岛形似一个长轴呈东北至西南向的椭圆形,地势由中部高山向四周逐渐递降,最高峰五指山海拔1867 m,全岛平均海拔约190 m,山地和丘陵占全岛面积的38.7%。海南岛地处热带,属热带季风气候,水热资源丰富。海南岛植被类型复杂多样,森林覆盖率达61.9%,其中,热带天然林约占一半。海南岛有各类植物4200多种,其中,海南特有种600余种,药用植物2500多种;陆生脊椎动物500多种,其中,黑冠长臂猿(*Nomascus nasutus*)是世界4大类人猿之一。海南岛是我国最大的橡胶、椰子、腰果、胡椒、咖啡、热带(亚热带)水果生产基地,还是我国反季节瓜菜生产基地及南繁育种基地。

### 1.2 数据来源及预处理

研究所用302个区域自动站的经度、纬度、海拔、日平均气温(2013年12月18日)及海南岛数字高程模型(digital elevation model, DEM;分辨率 $105 \text{ m} \times 105 \text{ m}$ )均来自海南省气象局。站密度约是文献<sup>[28]</sup>中站密度的14倍。气温的观测精度为 $0.1 \text{ }^\circ\text{C}$ 。日平均气温值由144个10 min平均气温值再取平

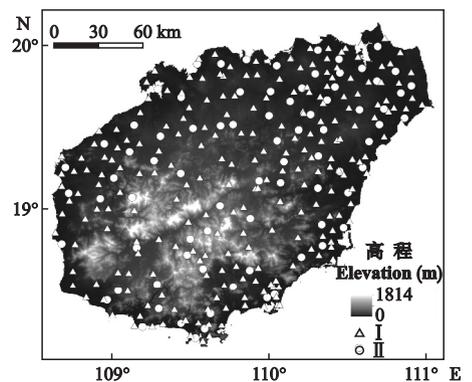


图1 研究区气象站的空间分布

**Fig.1** Spatial distribution of meteorological stations in the study area.

I: 建模站 Training station; II: 验证站 Validation station.

均得到. 先由 DEM 派生出海南岛坡度、坡向图, 然后根据每个站所在位置提取相应位置的坡度、坡向. 每个站的海陆距离定义为每个站到海南岛边界的最近距离. 为消除云的影响, 归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI) 由 2013 年 12 月 18 日前后的 MODIS 影像合成得到. 参考已有研究, 每个站的 NDVI 取相应位置  $13 \times 13$  像元窗口的平均值<sup>[10]</sup>.

### 1.3 研究方法

**1.3.1 回归克里格 (RK)** 当目标变量与辅助变量有相关关系时, 先建立目标变量与环境变量的多元 (或一元) 回归关系, 并根据无观测站位置  $x_0$  处环境变量的值和回归关系推算  $x_0$  处目标变量的确定性趋势项  $\hat{m}(x_0)$ ; 将观测站位置的回归趋势项从观测值剔除, 若残差仍然有空间自相关性 (用 Moran  $I$  或变异函数检测), 则用普通克里格 (ordinary Kriging, OK) 推算  $x_0$  处的残差  $\varepsilon(x_0)$ ; 最后由式 (1) 得到  $x_0$  处的估计值  $Z(x_0)$ . 上述插值方法就是回归克里格.

$$Z(x_0) = \hat{m}(x_0) + \hat{\varepsilon}(x_0) \quad (1)$$

本文的目标变量为日平均气温, 辅助变量包括经度、纬度、海拔、坡度、坡向、海陆距离、NDVI 7 个变量. 当多个辅助变量与日平均气温显著相关时, 采用逐步回归法建立日平均气温与辅助变量的回归关系. 同时, 用方差膨胀因子 (variance inflation factor, VIF) 对辅助变量之间的共线性进行检验. 若  $VIF > 10$ , 则移除相应的辅助变量.

**1.3.2 地理加权回归克里格 (GWRK)** 地理加权回归克里格是将 RK 中的全局回归值换成 GWR 的局部回归值的一种插值方法. 在地理加权回归模型中, 位置  $x_0$  处的目标变量对辅助变量的回归系数不再是利用全局信息和 OLS 获得的常量, 而是用临近观测值进行局部加权回归估计得到的系数. 对位置  $x_0$ , GWR 模型为:

$$y(x_0) = \beta_0(x_0) + \sum_{k=1}^p \beta_k(x_0) q_k(x_0) + \varepsilon(x_0) \quad (2)$$

式中:  $y(x_0)$  为位置  $x_0$  处的目标变量;  $q_k(x_0)$  为  $x_0$  处的第  $k$  个辅助变量;  $\beta_0(x_0)$  为截距;  $\beta_k(x_0)$  为第  $k$  个辅助变量的系数;  $p$  为辅助变量的个数;  $\varepsilon(x_0)$  为  $x_0$  处的误差项. 用矩阵形式时, 上式可表示为:

$$y(x_0) = q(x_0)\beta(x_0) + \varepsilon(x_0) \quad (3)$$

式中:  $\beta(x_0)$  为位置  $x_0$  处的回归系数列向量;  $q(x_0)$  为位置  $x_0$  处的辅助变量行向量. 位置  $x_0$  处回归系数

的估计值为:

$$\beta(x_0) = [q^T W(x_0) q]^{-1} q^T W(x_0) Y \quad (4)$$

式中:  $Y$  为因变量  $n \times 1$  向量;  $n$  为邻近观测站个数;  $q = [1, q_1^T, q_2^T, \dots, q_n^T]$  是辅助变量的设计阵;  $1$  为单位向量;  $W(x_0) = \text{diag}[W_1(x_0), W_2(x_0), \dots, W_n(x_0)]$  为  $x_0$  处的对角权重矩阵;  $\hat{\beta}(x_0) = [\hat{\beta}_0(x_0), \hat{\beta}_1(x_0), \dots, \hat{\beta}_p(x_0)]$  为包含一个截距和  $p$  个辅助变量回归系数的向量.

选择如下式所示的高斯函数作为空间权重函数.

$$W_i(x_0) = \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{d_i}{r}\right)^2\right) \quad (5)$$

式中:  $d_i$  为第  $i$  个观测站到待估点  $x_0$  的距离;  $r$  为带宽参数;  $W_i(x_0)$  为权重. 为适应不同的站密度, 用自适应带宽选择策略和校正赤池信息量准则 (corrected Akaike information criterion, AICc) 确定最优带宽  $r$ . 对每个待估计点, 确定最优带宽和权重函数后, 即可由权重函数得到权重矩阵, 进而可得到被估计的局部回归系数.

### 1.4 模型评价

为比较 RK 和 GWRK 的估计精度, 在 302 个观测站中随机选取 80 个站做为验证站点, 用其余 222 个站点建模并求取 80 个验证点的日平均气温. 通过比较验证站点日平均气温的实测值与预测值之间的最大正误差、最大负误差、平均绝对误差和均方根误差, 来评估相应方法的插值效果.

### 1.5 数据处理

本研究常规统计由 R 完成, 地理加权回归由 GWR4 完成, 地统计插值、空间分布图的制作由 ArcGIS 9.3 完成. 显著性水平设为  $\alpha = 0.05$ .

## 2 结果与分析

### 2.1 日平均气温的描述性统计

222 个建模站的日平均气温为  $7.70 \sim 17.09$   $^{\circ}\text{C}$ , 平均值为  $12.84$   $^{\circ}\text{C}$ , 标准差为  $1.35$   $^{\circ}\text{C}$ , 偏度和峰度分别为  $0.40$  和  $1.54$ , 变异系数为  $10.5\%$ . 经  $K-S$  检验, 上述日平均气温数据符合正态分布.

### 2.2 日平均气温与辅助变量之间相关和回归分析

由表 1 可见, 研究区日平均气温与纬度、海拔、海陆距离、NDVI 的相关性均达到显著水平. 此外, 辅助变量之间也存在许多显著相关现象, 特别是海拔与其余 6 个辅助变量中的 5 个的相关性均达到显著水平.

表 1 日平均气温及辅助变量之间的相关系数

Table 1 Correlation coefficients among daily minimum temperature and the covariates

	经度 Longitude	纬度 Latitude	海拔 Altitude	坡度 Slope	坡向 Aspect	海陆距离 Distance to the seaside	NDVI
气温 Temperature	-0.039	-0.548 **	-0.583 **	-0.101	-0.004	-0.582 **	-0.330 **
经度 Longitude		0.394 **	-0.196 **	-0.170 *	-0.089	-0.067	0.183 **
纬度 Latitude			-0.176 **	-0.182 **	-0.086	-0.018	-0.142 *
海拔 Altitude				0.284 **	0.083	0.709 **	0.484 **
坡度 Slope					0.156 *	0.290 **	0.150 *
坡向 Aspect						0.085	0.010
海陆距离 Distance to the seaside							0.573 **

\*  $P < 0.05$ ; \*\*  $P < 0.01$ .

日平均气温与纬度、海拔、海陆距离、NDVI 4 个辅助变量的 3 个逐步回归模型中均不含 NDVI,且均达到了显著水平(表 2).其中,模型 3 的 Adj- $R^2$  最大,且模型 3 中 3 个变量的 VIF 均小于 3.

依相关性分析和逐步回归分析的结果,本文采用 RK1(以海拔为辅助变量)、GWRK1(以海拔为辅助变量)、RK2(以纬度、海拔、海陆距离为辅助变量)和 GWRK2(以海拔、海陆距离为辅助变量)4 种模型分别进行研究.

对于 RK1,回归关系如下:

$$T_{RK1} = 13.545 - 0.008 \times Alt \quad (6)$$

对于 RK2,回归关系如下:

$$T_{RK2} = 47.588 - 0.008 \times Alt - 1.757 \times Lat - 0.014 \times Dist \quad (7)$$

式中: Alt 为海拔; Lat 为纬度; Dist 为海陆距离.

### 2.3 OLS 和 GWR 回归分析比较

由表 3 可以看出,基于 GWR 的两种模型的指标明显优于基于 OLS 的两种模型,考虑较多辅助变量的 RK2 优于 RK1,而顾及更多辅助变量的 GWRK2 并不显著优于 GWRK1.

### 2.4 回归残差的变异函数拟合

由表 4 可以看出,4 种模型回归残差变异函数的  $C/(C_0+C)$  均大于 0.75,说明它们均具有很强的

空间相关性,需要利用 OK 进行插值.但 GWRK1 回归残差的空间自相关性最小.

### 2.5 模型精度比较

评价模型精度的 4 个指标均是越接近于 0,说

表 3 OLS 和 GWR 回归得到的相关参数

Table 3 Related parameters regressed by OLS and GWR models

模型 Model	AIC 信息准则 Akaike information criterion	调整决定系数 Adjusted $R^2$	残差平方和 Residual sum of square (RSS)
RK1	677.132	0.337	267.047
GWRK1	146.867	0.951	14.549
RK2	419.497	0.794	82.116
GWRK2	146.031	0.950	14.907

表 4 用 OLS 及 GWR 回归后的残差拟合的方差函数模型及参数

Table 4 Variogram models and parameters fitted by using residuals from OLS and GWR regressions

模型 Model	类型 Type	块金值 Nugget ( $C_0$ )	基台值 Sill ( $C_0+C$ )	$C/(C_0+C)$	变程 Range (km)
RK1	高斯 Gaussian	0.087	2.685	0.968	241.101
GWRK1	高斯 Gaussian	0.010	0.068	0.853	9.190
RK2	球型 Spherical	0.040	0.437	0.908	132.921
GWRK2	指数 Exponential	0.006	0.066	0.909	16.520

表 5 4 种模型 80 个验证站的最大负误差、最大正误差、平均绝对误差、均方根误差

Table 5 Maximum negative error (MNE), maximum positive error (MPE), mean absolute error (MAE) and root mean squared error (RMSE) on mean daily temperature of 80 validation stations ( $^{\circ}C$ )

模型 Model	最大负误差 MNE	最大正误差 MPE	平均绝对误差 MAE	均方根误差 RMSE
RK1	-0.875	0.791	0.240	0.298
GWRK1	-0.525	0.646	0.214	0.264
RK2	-0.623	1.196	0.425	0.525
GWRK2	-1.724	2.109	0.416	0.578

表 2 利用 4 个辅助变量进行逐步线性回归的结果

Table 2 Results of the stepwise linear regression analysis using 4 secondary variables

模型 Model	决定系数 $R^2$ Coefficient of determination $R^2$	调整决定系数 $R^2$ Adjusted $R^2$	显著性水平 Significance
1	0.340	0.337	0.000
2	0.778	0.776	0.000
3	0.797	0.794	0.000

模型所含因子: 1) 常量、海拔; 2) 常量、海拔、纬度; 3) 常量、海拔、纬度、海陆距离 Factor items in models: 1) Constant and altitude; 2) Constant, altitude and latitude; 3) Constant, altitude, latitude and closest distance to the seaside.

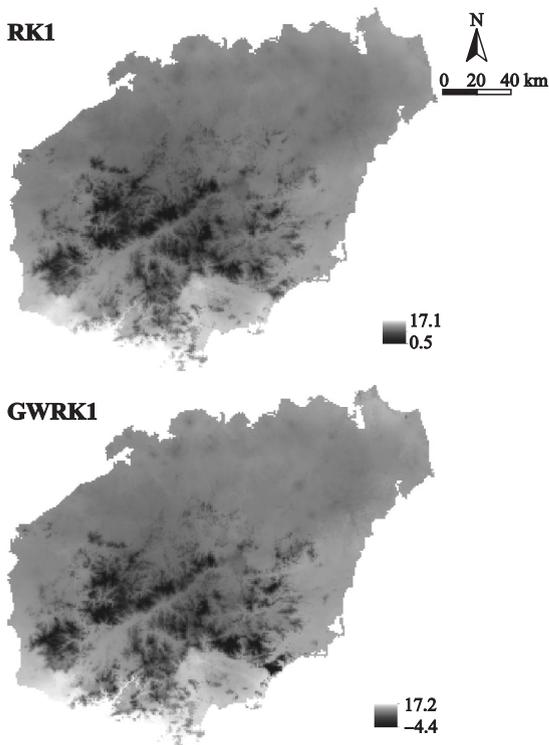


图2 RK1和GWRK1插值得到的2013年12月18日海南岛日平均气温空间分布

Fig.2 Spatial distribution of mean daily temperature on Hainan Island on December 18, 2013 interpolated by RK1 and GWRK1 ( $^{\circ}\text{C}$ ).

明相应的模型精度越高。通过表5可知,GWRK1的4个评价指标均最接近于0,GWRK2的4个评价指标距0均最远,说明GWRK1最优,而GWRK2最差。另外,从最大正误差、平均绝对误差、均方根误差3个指标看,考虑更多辅助变量的RK2、GWRK2模型反而不及只考虑海拔的RK1、GWRK1模型。

用302个观测站和 $1\text{ km}\times 1\text{ km}$ 的高程栅格,基于RK1、GWRK1插值得到研究区日平均气温分布图。由图2可以看出,两者在空间分布上十分相似,但对比色标发现两者虽然最大值都很接近实测值,但最小值却相差很大。GWRK1的最小值达到了 $-4.4^{\circ}\text{C}$ ,这可能是异常值。

### 3 讨 论

气温是众多农业、水文、气候、生态模型的输入变量。海南岛拥有复杂的地形特征。本文用GWRK对海南岛2013年12月18日的日平均气温进行插值并与RK比较,结果表明,海南岛当天的日平均气温与纬度、海拔、海陆距离、NDVI的相关性达到显著水平,这与常见研究结果一致。海拔与其余6个辅助

变量中的5个的相关性达到显著水平,这与海南岛“形似一个长轴呈东北至西南向的椭圆形,地势由中部高山向四周逐渐递降”这一独特的地理地形特征是分不开的。另外,海拔与NDVI之间的显著相关性可能与海拔越高开发程度越低且多为林地有关。4种模型中,GWRK1回归残差的空间自相关性最小,表明GWRK1较好地顾及了日平均气温与辅助变量之间相关关系的空间非平稳性。从最大正误差、平均绝对误差、均方根误差3个指标看,考虑更多辅助变量的RK2、GWRK2模型反而不及只考虑海拔的RK1、GWRK1模型,表明RK2、GWRK2模型中辅助变量之间的相关性对插值结果有较大影响。在利用RK和GWRK对气温插值时,不能仅以逐步回归分析和地理加权回归分析的结果为依据选择辅助变量,还必须结合验证结果进行综合分析。与文献[28]相比,本文所用气象站的密度更高,但GWRK1的精度仍然高于RK1,再次说明了基于地理加权回归克里格的优越性。然而,利用GWRK模型对区域化变量进行外推插值时有可能出现异常值,对这些值,需用局部平均等方法进行后处理<sup>[29]</sup>。

当辅助变量较多时,辅助变量之间难免会出现多重共线性现象。严重的多重共线性对线性回归和地理加权回归都会产生不利影响,但目前尚没有绝对安全和普遍有效的处理多重共线的方法。除了采用逐步回归分析处理多重共线性问题,本文还采用了主成分分析法(principal component analysis, PCA):1)对辅助变量首先进行PCA,依累积方差贡献率 $\geq 85\%$ 提取主成分(principal components, PCs);2)以提取的PCs作为辅助变量进行多元逐步回归筛选相关的PCs;3)以显著的PCs作为辅助数据进行RK及GWRK预测(分别记为RK3和GWRK3)。结果发现,RK3的MNE、MPE、MAE和RMSE分别为 $-3.206$ 、 $0.872$ 、 $0.338$ 、 $0.570$ ,GWRK3则依次为 $-2.296$ 、 $0.781$ 、 $0.331$ 、 $0.503$ 。对比表6可见,RK3和GWRK3模型的MPE和MAE比RK2和GWRK2有较大改善,但4种评价指标均不如RK1和GWRK1。本文用到的逐步回归分析和上面的主成分分析都是从全局的角度处理多重共线性问题,而地理加权岭回归和地理加权lasso回归则是处理多重共线性问题的局部方法<sup>[30-31]</sup>。因此,未来应将这些方法应用到日平均气温的插值中,并与本文所用的方法进行比较。

### 参考文献

- [1] Hu Y (胡毅). Applied Meteorology. Beijing: China

- Meteorological Press, 1994 (in Chinese)
- [2] Onozuka D, Hashizume M. The influence of temperature and humidity on the incidence of hand, foot, and mouth disease in Japan. *Science of the Total Environment*, 2011, **410**: 119-125
- [3] Mo Y-Z (莫运政), Zheng Y-A (郑亚安), Tao H (陶辉), et al. Relationship between daily mean temperature and emergency department visits for respiratory diseases: A time-series analysis. *Journal of Peking University (Health Science)* (北京大学学报: 医学版), 2012, **44**(3): 416-420 (in Chinese)
- [4] Ye Z-H (叶芝茜), Xie Y (谢云), Liu B-Y (刘宝元). A comparison of mean daily temperature calculated by two methods. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)* (北京师范大学学报: 自然科学版), 2002, **38**(3): 421-426 (in Chinese)
- [5] Cresswell M, Morse A, Thomson M, et al. Estimating surface air temperatures, from Meteosat land surface temperatures, using an empirical solar zenith angle model. *International Journal of Remote Sensing*, 1999, **20**: 1125-1132
- [6] Stisen S, Sandholt I, Nørgaard A, et al. Estimation of diurnal air temperature using MSG SEVIRI data in West Africa. *Remote Sensing of Environment*, 2007, **110**: 262-274
- [7] Nieto H, Sandholt I, Aguado I, et al. Air temperature estimation with MSG-SEVIRI data: Calibration and validation of the TVX algorithm for the Iberian Peninsula. *Remote Sensing of Environment*, 2011, **115**: 107-116
- [8] Benali A, Carvalho A, Nunes J, et al. Estimating air surface temperature in Portugal using MODIS LST data. *Remote Sensing of Environment*, 2012, **124**: 108-121
- [9] Hengl T, Heuvelink GB, Tadic MP, et al. Spatio-temporal prediction of daily temperatures using time-series of MODIS LST images. *Theoretical and Applied Climatology*, 2012, **107**: 265-277
- [10] Wang X (王笑), Zhu S-Y (祝善友), Zhang G-X (张桂欣). Comparison simulation methods for spatial distribution of near surface instantaneous air temperature. *Remote Sensing Technology and Application (遥感技术与应用)*, 2013, **28**(5): 858-865 (in Chinese)
- [11] Spadavecchia L, Williams M. Can spatio-temporal geostatistical methods improve high resolution regionalisation of meteorological variables? *Agricultural and Forest Meteorology*, 2009, **149**: 1105-1117
- [12] Jiang X-J (姜晓剑), Liu X-J (刘小军), Huang F (黄芬), et al. Comparison of spatial interpolation methods for daily meteorological elements. *Chinese Journal of Applied Ecology (应用生态学报)*, 2010, **21**(3): 624-630 (in Chinese)
- [13] Krähenmann S, Bissolli P, Rapp J, et al. Spatial gridding of daily maximum and minimum temperatures in Europe. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 2011, **114**: 151-161
- [14] Peng B (彭彬), Zhou Y-L (周艳莲), Gao P (高苹), et al. Suitability assessment of different interpolation methods in the gridding process of station collected air temperature: A case study in Jiangsu Province, China. *Journal of Geo-information Science (地球信息科学学报)*, 2011, **13**(4): 539-548 (in Chinese)
- [15] Chen D-H (陈冬花), Zou C (邹陈), Wang S-Y (王苏颖), et al. Study on spatial interpolation of the average temperature in the Yili River Valley based on DEM. *Spectroscopy and Spectral Analysis (光谱学与光谱分析)*, 2011, **31**(7): 1925-1929 (in Chinese)
- [16] Xu M (许民), Wang Y (王雁), Zhou Z-Y (周兆叶), et al. Discussion of methods of spatial interpolation for monthly temperature data in the Yangtze River Basin. *Resources and Environment in Yangtze River Basin* (长江流域资源与环境), 2012, **21**(3): 327-334 (in Chinese)
- [17] Hill DJ. An assessment of spatial models for daily minimum and maximum air temperature. *GIScience & Remote Sensing*, 2013, **50**: 281-300
- [18] Yuan W, Xu B, Chen Z, et al. Validation of China-wide interpolated daily climate variables from 1960 to 2011. *Theoretical and Applied Climatology*, 2014, **119**: 689-700
- [19] Zhang G-F (张国峰), Qu M-K (瞿明凯), Cheng Z-J (成兆金), et al. Assessment for spatial uncertainty of daily minimum temperature by using sequential Gaussian simulation. *Chinese Journal of Applied Ecology (应用生态学报)*, 2014, **25**(1): 117-124 (in Chinese)
- [20] Brunson C, Fotheringham AS, Charlton ME. Geographically weighted regression: A method for exploring spatial nonstationarity. *Geographical Analysis*, 1996, **28**: 281-298
- [21] Fotheringham AS, Charlton ME, Brunson C. Geographically weighted regression: A natural evolution of the expansion method for spatial data analysis. *Environment and Planning A*, 1998, **30**: 1905-1927
- [22] Qin W-Z (覃文忠), Wang J-M (王建梅), Liu M-L (刘妙龙). Spatial nonstationarity of geographically weighted regression analysis of spatial data. *Journal of Liaoning Normal University (Natural Science)* (辽宁师范大学学报: 自然科学版), 2005, **28**(4): 476-479 (in Chinese)
- [23] Fotheringham AS, Brunson C, Charlton M. *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. New York: Wiley, 2002
- [24] Wang K, Zhang C, Li W. Comparison of geographically weighted regression and regression kriging for estimating the spatial distribution of soil organic matter. *GIScience & Remote Sensing*, 2012, **49**: 915-932
- [25] Qu M-K (瞿明凯), Li W-D (李卫东), Zhang C-R (张传荣), et al. Geographically weighted regression and Its application prospect in soil and environmental sciences. *Soils (土壤)*, 2014, **46**(1): 15-22 (in Chinese)
- [26] Harris P, Fotheringham A, Crespo R, et al. The use of geographically weighted regression for spatial prediction: An evaluation of models using simulated data sets. *Mathematical Geosciences*, 2010, **42**: 657-680
- [27] Kumar S, Lal R, Liu D. A geographically weighted regression Kriging approach for mapping soil organic carbon stock. *Geoderma*, 2012, **189/190**: 627-634
- [28] Szymanowski M, Kryza M, Spallek W. Regression-based air temperature spatial prediction models: An example from Poland. *Meteorologische Zeitschrift*, 2013, **22**: 577-585
- [29] Sun W, Zhu Y, Huang S, et al. Mapping the mean annual precipitation of China using local interpolation techniques. *Theoretical and Applied Climatology*, 2015, **119**: 171-180
- [30] Wheeler DC. Diagnostic tools and a remedial method for collinearity in geographically weighted regression. *Environment and Planning A*, 2007, **39**: 2464-2481
- [31] Wheeler DC. Simultaneous coefficient penalization and model selection in geographically weighted regression: The geographically weighted lasso. *Environment and Planning A*, 2009, **41**: 722-742

作者简介 张国峰,男,1983年生,硕士。主要从事GIS及空间统计学应用研究。E-mail: zhangwei200405@163.com

责任编辑 杨弘