

doi: 10.6046/gtzyyg.2018.02.25

引用格式: 许剑辉, 赵怡, 肖明虹等. 基于空间自回归模型的广州市 NDVI 和 NDBI 与气温关系研究[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(2): 186-194. (Xu J H, Zhao Y, Xiao M H et al. Relationship of air temperature to NDVI and NDBI in Guangzhou City using spatial autoregressive model[J]. Remote Sensing for Land and Resources 2018, 30(2): 186-194.)

## 基于空间自回归模型的广州市 NDVI 和 NDBI 与气温关系研究

许剑辉<sup>1,2,3</sup>, 赵怡<sup>4,5</sup>, 肖明虹<sup>6</sup>, 钟凯文<sup>1,2,3</sup>, 阮惠华<sup>7</sup>

(1. 广州地理研究所, 广州 510070; 2. 广东省遥感与地理信息系统应用重点实验室, 广州 510070; 3. 广东省地理空间信息技术与应用公共实验室, 广州 510070; 4. 中国科学院广州地球化学研究所, 广州 510640; 5. 中国科学院大学, 北京 100049; 6. 广西壮族自治区地理信息测绘院, 柳州 545006; 7. 广东省气象探测数据中心, 广州 510080)

摘要: 为了探索城镇化地区热岛的时空变化特征, 采用 2015 年覆盖广州市的 1 km 空间分辨率 MOD13A3 月合成归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI) 数据、用 Landsat8 OLI 提取的归一化建筑指数(normalized difference build-up index, NDBI) 数据以及不同季节的气象站点近地表气温数据, 运用相关性分析方法, 研究近地表气温与 NDVI 和 NDBI 的相互关系; 在此基础上, 应用空间自回归方法构建不同季节的近地表气温与 NDVI 和 NDBI 的空间自回归模型, 定量分析广州地区近地表气温与 NDVI 和 NDBI 的空间关系, 并与普通回归模型进行比较分析。结果表明, 不同季节的 NDVI 与近地表气温呈负相关, NDBI 与近地表气温呈正相关; 与普通线性回归模型相比, 空间滞后模型与空间误差模型的拟合效果最优; 通过比较分析相关系数( $R^2$ ) 值、赤池信息量准则(Akaike information criterion, AIC) 值及回归模型残差的莫兰指数(Moran index, Moran's I), 发现空间滞后模型的拟合效果略优于空间误差模型; 从春季到秋季, NDVI 对近地表气温的影响大于 NDBI 对近地表气温的影响; 在空间滞后模型中, 显著的、正的空间自回归系数表明, 气象站点的近地表气温受到相邻气象站点的近地表气温的显著正影响。

关键词: 空间自回归模型; 归一化建筑指数(NDBI); 归一化植被指数(NDVI); 气温

中图法分类号: TP 79 文献标志码: A 文章编号: 1001-070X(2018)02-0186-09

### 0 引言

在快速城镇化过程中, 城市热环境质量日益恶化<sup>[1]</sup>, 城市热岛引起了社会的广泛关注。如何更好地监测、分析与评价城市热岛效应, 已成为当前城市环境研究的热点问题<sup>[2-3]</sup>。城市热岛效应研究对城市环境质量改善和生态城市建设具有重要意义。

归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI) 能较好地表征植被的生长过程, 而且与气温、降水等具有紧密的联系<sup>[4-6]</sup>, 现已成为城市气候研究的重要指标<sup>[3]</sup>, 被广泛应用于城市植被覆盖监测、土地覆盖分类、地表温度、近地表气温

(以下简称气温) 和降水等研究<sup>[7-13]</sup>。作为量化城市热岛的重要指示器, 地表温度和气温已被应用于城市热岛效应研究。许多学者采用不同的方法研究不同区域在不同季节下 NDVI 与地表温度和气温间的关系, 结果表明 NDVI 与地表温度存在明显的负相关<sup>[14-16]</sup>, 而与气温间的关系则呈显著的空间异质性<sup>[4]</sup>。崔林丽等<sup>[17]</sup>采用时滞相关分析法研究华东及其周边地区 NDVI 对气温的时空响应特征, 结果表明 NDVI 与气温在夏季和秋季相关性较高, 冬季相关性最低; 历华等<sup>[18]</sup>指出单独使用 NDVI 定量研究城市热岛是不能满足要求的, 城市建筑用地也是城市热岛研究的一个重要指标。一般用归一化建筑指数(normalized difference build-up index, NDBI)

收稿日期: 2016-10-08; 修订日期: 2017-01-01

基金项目: 广东省科学院实施创新驱动发展能力建设专项资金项目“结合地统计学与多源遥感数据时空融合的高时空分辨率城市地表温度反演”(编号: 2017GDASCX-0804)、广东省引进创新创业团队项目“地理空间智能与大数据创新创业团队”(编号: 2016ZT06D336)、广东省科技计划项目“基于 GIS 和 SWAT 水文模型的农业干旱实时监测与评价系统”(编号: 2016A020210059)和广东省科学院平台环境与能力建设专项资金项目“广东省地理信息产业公共服务云平台”(编号: 2016GDASPT-0103)共同资助。

第一作者: 许剑辉(1984-), 男, 博士, 助理研究员, 主要从事城市遥感与数据同化等方面研究。Email: xujianhui306@163.com。

或建筑用地指数(index based - build - up index, IBI)提取建筑用地。相关学者研究了不同地区 NDVI 和 NDBI 与热岛分布间的关系,结果表明城市热岛与 NDVI 呈负相关,与 NDBI 呈正相关<sup>[19-21]</sup>。樊亚鹏等<sup>[22]</sup>以广州市为研究区域,分别采用 IBI 和 NDVI 分析了 1990—2008 年间广州市的热岛效应,结果发现广州市建筑用地与地表温度呈正相关,NDVI 与地表温度呈负相关。

然而,上述研究仅利用相关性分析和普通回归方法分析 NDVI 和 NDBI 与地表温度和气温间的相关性,并没有考虑 NDVI、NDBI 和温度的空间自相关与空间异质性,也没有充分考虑地表温度和气温数据的空间信息,难以进一步挖掘 NDVI 和 NDBI 空间变异性对地表温度和气温的影响。鉴于此,本文结合 MODIS NDVI 数据,用 Landsat8 估计的 NDBI 和广州市 264 个气象观测站观测的 2015 年月平均气温,分别利用普通线性回归模型、空间滞后模型和空间误差模型在区域尺度上拟合 NDVI 和 NDBI 与气温的关系,定量分析城市 NDVI 和 NDBI 对气温时空格局的影响,为缓解广州市热岛效应、建设生态城市提供科学依据。

## 1 研究数据

### 1.1 气象数据

本文以广州市作为研究区。广州市位于广东省中南部、珠三角中北缘,地处亚热带沿海,属海洋性亚热带季风气候区,温暖多雨,年平均气温约 20 ~ 22℃,7 月份最热,月平均气温达 28.7℃;1 月份最冷,月平均气温为 9 ~ 16℃。气温数据采用广东省气象局提供的 2015 年 1—12 月自动气象观测站的近地表月平均气温。对这些气象观测站的气温数据进行质量检查,剔除存在明显异常的观测数据,得到 264 个站点的月平均近地表气温(图 1)。选择冬(2015 年 1 月)、春(2015 年 4 月)、夏(2015 年 7

月)、秋(2015 年 10 月)4 个季节的气温数据研究 NDVI 和 NDBI 与气温数据间的关系。



图 1 研究区及气象观测站分布

Fig. 1 Study area and distribution of automatic meteorological stations

### 1.2 MODIS NDVI 数据

本文选取 MODIS 提供的月合成 1 km 空间分辨率植被指数(MOD13A3)数据产品作为 NDVI 数据源,对应的时间为 2015 年 1—12 月,数据下载于美国 USGS 数据中心([https://lpdaac.usgs.gov/data\\_access/data\\_pool](https://lpdaac.usgs.gov/data_access/data_pool))。

利用 NASA 提供的 MODIS Reprojection Tools (MRT) 软件,将下载的 MOD13A3 数据进行数据格式转换和投影转换(投影坐标为 WGS84 UTM Zone\_49N),并利用研究区矢量边界进行影像裁剪,得到如图 2 所示的月合成 NDVI 数据。

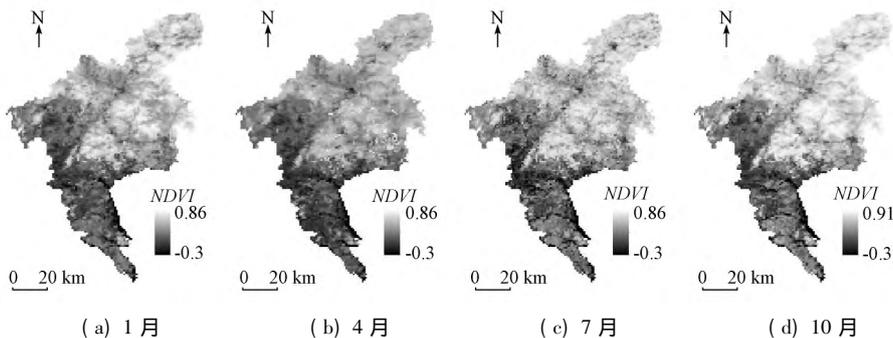


图 2 研究区月 NDVI 数据

Fig. 2 Monthly NDVI of study area

从图 2 可以看出,从冬季到夏季,研究区 NDVI 指数随时间推移而增加;从秋季到冬季,NDVI 指数

随时间推移而减少;春、夏 2 季则 NDVI 变化比较大,表明春、夏 2 季植物生长旺盛。从整体上看,广州市主城区的 NDVI 指数较低,主要因为主城区以建筑物为主。

### 1.3 NDBI 指数

NDBI 指数是由查勇等<sup>[23]</sup>提出的基于 Landsat TM 影像构建的归一化建筑物指数,主要用来自动提取城市用地。采用美国地质调查局地球资源观测与科学中心(<https://espa.cr.usgs.gov/>)提供的 2015 年 10 月 18 日 Landsat8 OLI 遥感影像(空间分辨率为 30 m,轨道号 122/44,影像无云,数据质量好)计算 NDBI 指数,即

$$NDBI = \frac{\rho_{SWIR} - \rho_{NIR}}{\rho_{SWIR} + \rho_{NIR}}, \quad (1)$$

式中  $\rho_{SWIR}$  和  $\rho_{NIR}$  分别为 Landsat8 OLI 第 6 和第 5 波段的光谱反射率。

由于 MODIS NDVI 的空间分辨率为 1 km,为了让 NDBI 的空间分辨率与 NDVI 的空间分辨率保持一致,对高空间分辨率的 NDBI 采用算术平均的方法得到空间分辨率为 1 km 的 NDBI<sup>[24]</sup>。首先,利用 ArcGIS 的空间分析模块,对空间分辨率为 30 m 的 NDBI 进行最邻近插值,得到空间分辨率为 25 m 的 NDBI 指数;再采用 ArcGIS 的聚合分析功能,使用像元系数 40 取平均值的方式对空间分辨率为 25 m 的 NDBI 栅格图像进行聚合,获取与 NDVI 数据像元大小一致、投影相同的栅格数据(图 3)。

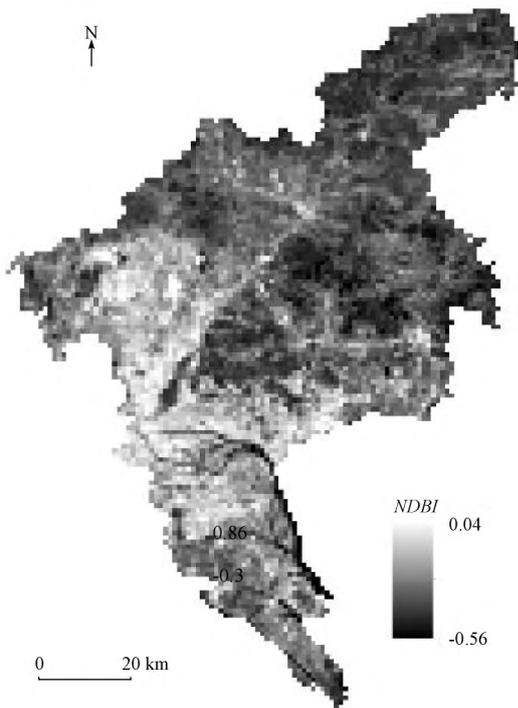


图 3 研究区 NDBI 数据

Fig.3 NDBI data of study area

此外,由于研究区 1 a 内城市建筑用地变化不大,所以将计算的 2015 年 10 月 18 日 NDBI 指数视为 2015 年全年的平均 NDBI 指数(图 3),显示了当年研究区的城市建设用地情况。从图 3 可以看出,该区建设用地主要集中在广州市主城区,郊区的 NDBI 指数比较低(为负数),与图 2 具有类似的分析结果。

## 2 研究方法

### 2.1 空间自回归模型

以月平均近地表气温为因变量,以 NDBI 和 NDVI 为自变量,首先分析气温与 NDVI 和 NDBI 之间的相关关系,然后分别采用普通线性回归模型、空间自回归模型(空间滞后模型、空间误差模型和空间杜宾模型)对不同季节的近地表气温及其影响因子进行建模分析。

Anselin<sup>[25]</sup>提出的空间自回归模型为

$$\begin{cases} y = \rho W_1 y + \beta X + \mu \\ \mu = \lambda W_2 \mu + \varepsilon \\ \varepsilon: N(0, \delta^2 I) \end{cases}, \quad (2)$$

式中:  $y$  为因变量,指月平均近地表气温;  $X$  为自变量,表示与近地表气温相关的影响因素(包括 NDBI 和 NDVI);  $\beta$  为自变量的回归系数;  $\mu$  为随机误差项;  $\varepsilon$  为服从均值为 0、方差为  $\delta^2$  的随机误差;  $W_1$  和  $W_2$  分别为因变量自身与残差空间趋势的权重矩阵;  $\rho$  为空间滞后项  $W_1 y$  的系数;  $\lambda$  为空间误差项的回归系数。

当式(1)参数向量的不同向量设置为 0 时,可以产生 4 种不同的空间模型结构,本文只考虑其中的 3 种,即

1) 当  $\rho = 0, \lambda = 0$  时,为普通线性回归模型(ordinary linear regression, OLS)。该模型一般假设观测值相互独立不受其他因素影响,不考虑区域间的空间差异性。

2) 当  $\rho \neq 0, \lambda = 0$  时,为空间滞后模型(spatial lag model, SLM)。该模型考虑了因变量的空间相关性,即某一空间区域的因变量不仅与同一区域的自变量有关,而且与相邻区域的因变量有关。

3) 当  $\rho = 0, \lambda \neq 0$  时,为空间误差模型(spatial error model, SEM)。该模型不考虑因变量的空间相关性,只考虑了自变量的空间自相关性,即某一空间区域的因变量与同一区域的自变量、相邻区域的自变量和因变量有关。

采用赤池信息量准则(Akaike information

criterion ,AIC) 信息指标<sup>[26]</sup>(一种衡量统计模型拟合优良性的标准) 评价空间自回归模型的拟合精度, 并利用莫兰指数(Moran index ,Moran's I) 对回归模型误差项进行空间自相关分析。一般认为, 较低的 AIC 表明模型的模拟效果更好; 当 2 个模型之间的 AIC 值相差大于 3 时, 具有较小 AIC 值的模型对数据的模拟效果更好。回归模型残差的空间自相关分析也可作为评价回归模型拟合效果的一个指标。Moran's I 值接近 0 表示回归模型的残差不存在空间自相关性, 回归模型拟合效果较好; Moran's I 值大于或者小于 0, 表示回归模型的残差仍存在明显的空间自相关性, 回归模型拟合效果较差。

### 2.2 空间权重的选择

一般地, 空间权重矩阵可以通过二元邻居和距离函数进行计算。由于本文采用的近地表气温数据是气象站点数据, 因此选择空间距离函数来计算空间权重矩阵。经过比较分析, 最终确定距离阈值为 12 km。

## 3 结果与分析

### 3.1 NDVI 和 NDBI 与近地表气温间的关系

为研究 NDVI 和 NDBI 与近地表气温间的关系, 研究区所有自动气象观测站观测的不同季节的月平均近地表气温与 NDVI 和 NDBI 的散点图如图 4 和 5 所示。

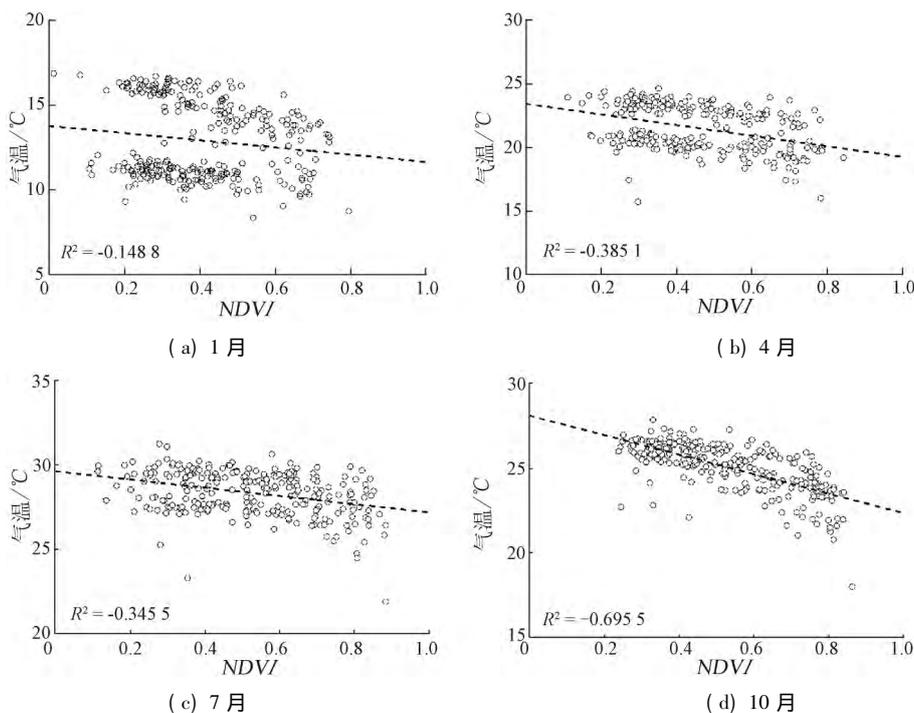


图 4 不同季节近地表气温与 NDVI 散点图

Fig. 4 Scatter plots of air temperature and NDVI in different seasons

从图 4 可以看出 4 个季节的 NDVI 与近地表气温间存在显著的负相关关系, 相关系数随时间的推移而变化, 冬季的相关系数最低, 与崔林丽等<sup>[17]</sup>的研究结果类似。与之相反的是 NDBI 与近地表气温间存在正相关关系(图 5)。从图 5 可以看出, 冬、春、夏 3 个季节的正相关系数相差不大, 秋季 NDBI 与近地表气温间存在显著的正相关关系, 相关系数达到了 0.502。这可能与对 NDBI 与不同季节近地表气温进行比较时只用了 2015 年 10 月 18 日这一个时相的 NDBI 有关。另外, 1 km 空间分辨率的 NDBI 是通过将 30 m 空间分辨率的 NDBI 经过插值、聚合分析得到的, 这也会引入一些误差。从图 4 和 5 可以发现, 冬季和春季的 NDVI 和 NDBI 与近地表气温间的相关性存在 2 个非常明显的区间, 形成

一高一低聚集的现象。在冬季(图 4(a) 和图 5(a)) 近地表气温较低时, NDVI 和 NDBI 与近地表气温间的相关系数比较小; 在春季(图 4(b) 和图 5(b)) 近地表气温较高时, NDVI 和 NDBI 与近地表气温间的相关系数显著增加。近地表气温较低的气象观测站主要集中在广州市主城区、花都区以及南沙区; 与之相反的是, 番禺区、增城区和从化区的近地表气温比较高。到了春季, 虽然分区还存在, 但是它们之间相关系数的差异缩小了, 比较接近。近地表气温的气象观测站聚集的区域发生了改变, 近地表气温较低的气象观测站主要集中在广州市主城区、花都区以及增城区。到了夏季和秋季, 分区不复存在, 近地表气温较高的气象观测站主要聚集在荔湾区、越秀区、海珠区、番禺区以及南沙区。从图 4 中也可以看出,

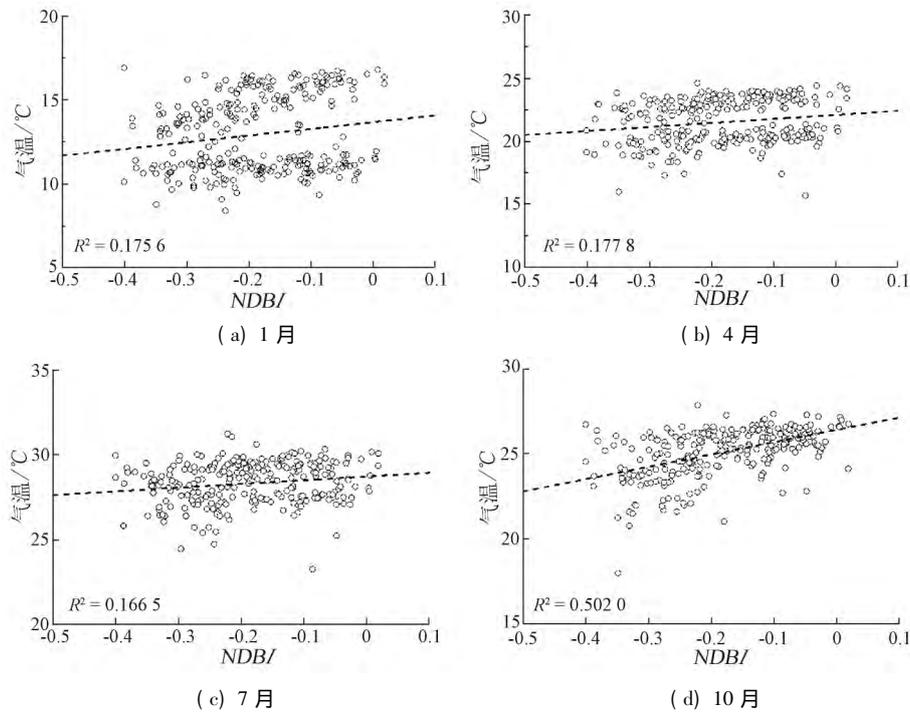


图 5 不同季节的近地表气温与 NDBI 散点图

Fig. 5 Scatter plots of air temperature and NDBI in different seasons

NDVI 越大 植被生长越茂盛,近地表气温越低。这表明通过植树造林,提高城市绿化率可以起到降温的作用。从图 5 中则可以看出,NDBI 越大,城市建筑用地面积越大,近地表气温越高。这表明城市的扩张(建筑物增加、不透水面的增加和植被的减少)提升了城市整体的气温,从而出现城市“热岛”

现象。

### 3.2 空间自回归模型比较

利用 R 语言的 spdep 函数包建立了不同季节的近地表气温与 NDVI 和 NDBI 间的空间自回归模型: OLS, SLM 和 SEM。空间自回归模型的分析及检验结果见表 1—4。

表 1 1 月份近地表气温 3 种空间自回归模型参数

Tab. 1 Parameters of three different spatial autoregressive models for air temperature in January

参数	空间自回归模型		
	OLS	SLM	SEM
(截距)	13.852(35.866) ①***②	4.222(4.855) ***	13.719(23.749) ***
NDVI	-0.871(-0.767)	-0.538(-0.585)	-1.139(-1.003)
NDBI	3.103(1.712) ’	1.792(1.224)	1.668(1.054)
$\rho$	—	0.716(12.304) ***	—
$\lambda$	—	—	0.721(12.286) ***
$R^2$	0.026	0.310	0.309
AIC	1 177.300	1 090.200	1 090.600
N	264.000	264.000	264.000
Moran's I	0.371	-0.006	-0.009

①括号里的值表示显著性检验 t 或者 z 统计值; ②\*\*\*表示显著性水平  $P < 0.000$ ; \*\*表示  $P < 0.001$ ; \*表示  $P < 0.01$ ; .表示  $P < 0.05$ ; ’表示  $P < 0.1$ 。下表中含义相同。

表 2 4 月近地表气温 3 种空间自回归模型参数

Tab. 2 Parameters of three different spatial autoregressive models for air temperature in April

参数	空间自回归模型		
	OLS	SLM	SEM
(截距)	23.379(77.378) ***	8.127(5.582) ***	22.660(51.261) ***
NDVI	-4.661(-6.086) ***	-1.783(-2.704) **	-1.766(-2.198) .
NDBI	-1.348(-1.060)	0.765(0.727)	2.088(1.825) ’
$\rho$	—	0.665(10.687) ***	—
$\lambda$	—	—	0.698(11.288) ***
$R^2$	0.145	0.373	0.370
AIC	1 019.200	941.600	942.700
N	264.000	264.000	264.000
Moran's I	0.328	-0.017	-0.024

表 3 7 月近地表气温 3 种空间自回归模型参数  
Tab. 3 Parameters of three different spatial autoregressive models for air temperature in July

参数	空间自回归模型		
	OLS	SLM	SEM
(截距)	29.588(129.219) ***	10.455(5.6350) ***	29.456(93.347) ***
NDVI	-2.804(-5.343) ***	-1.397(-3.125) ***	-1.687(-3.296) ***
NDBI	-1.095(-1.120)	0.265(0.328)	1.272(1.484)
$\rho$	—	0.658(10.505) ***	—
$\lambda$	—	—	0.692(11.049) ***
$R^2$	0.117	0.356	0.365
AIC	860.500	781.300	777.400
N	264.000	264.000	264.000
Moran's I	0.366	-0.006	-0.022

表 4 10 月近地表气温 3 种空间自回归模型参数  
Tab. 4 Parameters of three different spatial autoregressive models for air temperature in October

参数	空间自回归模型		
	OLS	SLM	SEM
(截距)	28.086(136.991) ***	9.754(7.021) ***	26.295(79.770) ***
NDVI	-5.414(-10.900) ***	-2.264(-5.345) ***	-2.069(-4.238) ***
NDBI	0.949(1.096)	1.003(1.504)	1.353(1.888) *
$\rho$	—	0.665(13.108) ***	—
$\lambda$	—	—	0.791(16.491) ***
$R^2$	0.482	0.673	0.648
AIC	771.700	654.000	674.000
N	264.000	264.000	264.000
Moran's I	0.299	-0.051	-0.045

从表 1 中可以看出, OLS 中自变量 NDVI 的系数为负数, NDBI 的系数为正数, 表明冬季近地表气温与 NDVI 存在负的相关性, 与 NDBI 存在正的相关性, 即地区的植被生长越茂盛, 建筑用地越少, 近地表气温越低。然而, OLS 的  $R^2$  仅为 0.026, 拟合度较差; OLS 残差的 Moran's I 高达 0.371, 具有很强的空间自相关。这进一步说明, 不考虑空间相关的 OLS 不能有效地解释变量之间的关系。

SLM 中  $R^2$  为 0.310, 明显高于 OLS 的 0.026; AIC 为 1090.2, 小于 OLS 的 AIC, 说明 SLM 的拟合效果优于 OLS。另外, SLM 中  $\rho$  为正且显著, 表明因变量之间具有很强的空间自相关。Moran's I 接近 0, 表明 SLM 的残差在空间上不再聚集。SEM 中  $\lambda$  为正且显著, 说明模型误差具有很强的空间依赖。SLM 的检验参数与 SEM 检验参数非常接近, 总体上, SLM 略优于 SEM。

在 SLM 中, 从冬季到秋季, NDVI 的回归系数分别为 -0.538(表 1)、-1.783(表 2)、-1.397(表 3) 和 -2.264(表 4), 总体上随季节减少, 而 NDBI 的回归系数从 1.792(表 1) 减少到 0.265(表 3), 然后又增加到 1.003(表 4), 但整体上还是呈现出一种随季节减少的趋势。这表明从冬季到秋季, NDVI 对近地表气温的影响逐渐增大, 而 NDBI 对近地表气温的影响逐渐减少。这是因为从冬季到秋季植物处在生长过程, NDVI 值在不断增加, 到秋季植物茂

盛时 NDVI 值达到最大, 而城市建设用地基本变化不大, 在这个时间段内, 植被对近地表气温的影响大于城市建设用地。在冬季, 由于部分植被绿叶变黄掉落, NDVI 值达到最小, 此时建设用地对近地表气温的影响占主导地位。

从表 1—4 可以看出, SLM 的空间自回归系数  $\rho$  显著, 广州市各气象站点不同季节的近地表气温不仅受到 NDVI 和 NDBI 的影响, 还与相邻气象站点的近地表气温显著相关。从表 1—表 4 也可以发现, 不同季节的 SLM 的空间自回归系数  $\rho$  变化不大, 基本都在 0.66 左右, 这说明了每个气象站点的气温都受到相邻气象站点气温较恒定的显著正影响。

表 2—4 表示 SLM 和 SEM 的拟合效果都远优于 OLS; 回归模型的决定系数  $R^2$  最小值为 0.356(表 3), 最大值为 0.673(表 4)。春季近地表气温与 NDVI 和 NDBI 的 SLM 的  $R^2$ 、AIC 以及回归模型残差的 Moran's I 指数都优于 SEM。夏季时, SEM 的  $R^2$  和 AIC 优于 SLM, 但是其模型残差的 Moran's I 大于 SLM, Moran's I 为 -0.006, 表明 SLM 残差是相互独立, 在空间上不聚集。冬季与夏季相反, 尽管 SLM 残差的 Moran's I 的绝对值略大于 SEM, 但是 SLM 的  $R^2$  和 AIC 远优于 SEM。因此, 从整体上看, SLM 的拟合效果略优于 SEM。利用 SLM 来分析不同季节近地表气温与 NDVI 和 NDBI 间的空间关系更合理。

### 4 结 论

本文结合 2015 年月均站点近地表气温、MOD13A3 的 NDVI 以及用 Landsat8 OLI 提取的 ND-BI 等数据,采用相关性分析以及空间自回归模型,研究了广州地区不同季节近地表气温与 NDVI 和 NDBI 之间的相关关系,得到以下结论:

1) 从冬季到秋季,NDVI 指数随时间增加;从秋季到冬季,NDVI 指数随时间减少。4 个季节的 NDVI 与近地表气温间存在显著的负相关关系,NDBI 与近地表气温间存在正相关关系。

2) 4 个季节的近地表气温与 NDVI 和 NDBI 的 OLS 的残差的 Moran's I 都大于等于 0.299,表明普通回归模型的残差存在显著的空间自相关性,说明了 OLS 并没有考虑近地表气温本身以及与 NDVI 和 NDBI 间的空间自相关性的影响。因此,需采用空间自回归模型来分析近地表气温与 NDVI 和 NDBI 之间的相关关系。

3) 分别建立不同季节近地表气温与 NDVI 和 NDBI 间的 SLM 与 SEM。经过 SLM 与 SEM 回归后,回归模型的  $R^2$  有了很大的提高,AIC 减少较多,说明 SLM 与 SEM 的拟合度优于普通回归模型。SLM 与 SEM 的残差的 Moran's I 接近 0,表明残差的空间自相关性已消失。因此,SLM 与 SEM 都能较好地解释不同季节近地表气温与 NDVI 和 NDBI 间的相关关系。通过比较分析  $R^2$ ,AIC 以及回归模型残差的 Moran's I,发现整体上 SLM 的拟合效果略优于 SEM。

4) 在 SLM 中,NDVI 对近地表气温的影响随着季节逐渐增大,而 NDBI 对近地表气温的影响随着季节逐渐减少。SLM 的空间自回归系数  $\rho$  为正数且显著,表明近地表气温受到相邻气象站点的近地表气温显著的正影响。

本文仅分析了 NDVI 和 NDBI 与气温的回归关系;实际上,除了 NDVI 与 NDBI 外,其他很多因素都直接影响气温的变化,如降雨、地形和风速等。未来的研究可以将这些因素融合到空间自回归模型中,以获取更为客观合理的分析结果。此外,本文在时间尺度上仅利用了 2015 年 4 个月的数据分析气温与 NDVI 和 NDBI 间的关系,尚未将长时间序列的数据纳入研究,今后需利用长时间序列数据更加深入地分析、探讨城市气温的时空变化特征。

#### 参考文献 (References):

[1] 肖荣波,欧阳志云,李伟峰,等.城市热岛的生态环境效应[J].

生态学报 2005,25(8):2055-2060.

Xiao R B ,Ouyang Z Y ,Li W F ,et al. A review of the eco - environmental consequences of urban heat islands [J]. Acta Ecologica Sinica 2005 25( 8) : 2055 - 2060.

[2] 岳文泽,徐丽华.城市土地利用类型及格局的热环境效应研究——以上海市中心城区为例[J].地理科学,2007,27(2):243-248.

Yue W Z ,Xu L H. Thermal environment effect of urban land use type and pattern: A case study of central area of Shanghai City [J]. Scientia Geographica Sinica 2007 27( 2) : 243 - 248.

[3] Yuan F ,Bauer M E. Comparison of impervious surface area and normalized difference vegetation index as indicators of surface urban heat island effects in Landsat imagery [J]. Remote Sensing of Environment 2007 ,106( 3) : 375 - 386.

[4] 韩雅,朱文博,李双成.基于 GWR 模型的中国 NDVI 与气候因子的相关分析[J].北京大学学报(自然科学版),2016,52(6):1125-1133.

Han Y ,Zhu W B ,Li S C. Modelling relationship between NDVI and climatic factors in China using geographically weighted regression [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis , 2016 52( 6) : 1125 - 1133.

[5] 沈斌,房世波,余卫国.NDVI 与气候因子关系在不同时间尺度上的结果差异[J].遥感学报,2016,20(3):481-490.

Shen B ,Fang S B ,Yu W G. Different correlations between NDVI and meteorological factors at temporal - time scales [J]. Journal of Remote Sensing 2016 20( 3) : 481 - 490.

[6] 仙巍,邵怀勇.长江上游安宁河流域植被生长变化对气候条件的响应[J].国土资源遥感,2015,27(3):108-113. doi: 10.6046/gtzyyg.2015.03.18.

Xian W ,Shao H Y. Responses of vegetation changes to climatic variations in Anning River Basin of upper Yangtze River Region [J]. Remote Sensing for Land and Resources 2015 27( 3) : 108 - 113. doi: 10.6046/gtzyyg.2015.03.18.

[7] 殷刚,孟现勇,王浩,等.1982—2012 年中亚地区植被时空变化特征及其与气候变化的相关分析[J].生态学报,2017,37(9):3149-3163.

Yin G ,Meng X Y ,Wang H ,et al. Spatial - temporal variation of vegetation and its correlation with climate change in Central Asia during the period of 1982—2012 [J]. Acta Ecologica Sinca 2017 , 37( 9) : 3149 - 3163.

[8] 梁守真,禹定峰,王猛,等.应用遥感时序数据研究植被变化与气候因子的关系——以环渤海地区为例[J].国土资源遥感,2015,27(3):114-121. doi: 10.6046/gtzyyg.2015.03.19.

Liang S Z ,Yu D F ,Wang M ,et al. Application of remote sensing time - series data to investigate the relationship between vegetation change and climatic factors: A case study of Circum - Bohai Sea area [J]. Remote Sensing for Land and Resources 2015 27( 3) : 114 - 121. doi: 10.6046/gtzyyg.2015.03.19.

[9] 孟丹,李小娟,宫辉力,等.京津冀地区 NDVI 变化及气候因子驱动分析[J].地球信息科学学报,2015,17(8):1001-1007.

Meng D ,Li X J ,Gong H L ,et al. Analysis of spatial - temporal change of NDVI and its climatic driving factors in Beijing - Tianjin - Hebei metropolis circle from 2001 to 2013 [J]. Journal of Geo - Information Science 2015 17( 8) : 1001 - 1007.

[10] Li J Z ,Zheng J G. Study on the relationship between urban surface

- temperature and vegetation index in Xuchang City [J]. Applied Mechanics and Materials 2013 321-324:2496-2500.
- [11] Huang C D ,Ye X Y. Spatial modeling of urban vegetation and land surface temperature: A case study of Beijing [J]. Sustainability , 2015 7( 7 ):9478-9504.
- [12] Walther G R ,Post E ,Convey P ,et al. Ecological responses to recent climate change [J]. Nature 2002 416( 6879 ): 389-395.
- [13] Liu J H ,Wu J J ,Wu Z T ,et al. Response of NDVI dynamics to precipitation in the Beijing-Tianjin sandstorm source region [J]. International Journal of Remote Sensing ,2013 34( 15 ): 5331-5350.
- [14] 侯光雷,张洪岩,王野乔,等. 基于 MODIS 数据的吉林省中部分地区温度反演及空间分布研究[J]. 地理科学 2010 30( 3 ): 421-427.  
Hou G L ,Zhang H Y ,Wang Y Q ,et al. Retrieval and spatial distribution of land surface temperature in the middle part of Jilin Province based on MODIS data [J]. Scientia Geographica Sinica 2010 , 30( 3 ): 421-427.
- [15] 贾虎军,杨武年,周丹,等. 基于 MODIS 地表温度和归一化植被指数的生态环境变化分析[J]. 遥感信息 2014 29( 3 ): 44-49.  
Jia H J ,Yang W N ,Zhou D ,et al. Analysis of the ecological environment changes in land surface temperature and NDVI based on MODIS remote sensing data [J]. Remote Sensing Information , 2014 29( 3 ): 44-49.
- [16] Kumar D ,Shekhar S. Statistical analysis of land surface temperature-vegetation indexes relationship through thermal remote sensing [J]. Ecotoxicology and Environmental Safety 2015 121: 39-44.
- [17] 崔林丽,史军. 中国华东及其周边地区 NDVI 对气温和降水的季节响应[J]. 资源科学 2012 34( 1 ): 81-90.  
Cui L L ,Shi J. Characteristics of seasonal response of NDVI to variations in temperature and precipitation in east China and its surrounding areas [J]. Resources Science 2012 34( 1 ): 81-90.
- [18] 历华,柳钦火,邹杰. 基于 MODIS 数据的长株潭地区 NDBI 和 NDVI 与地表温度的关系研究[J]. 地理科学 2009 29( 2 ): 262-267.  
Li H ,Liu Q H ,Zou J. Relationships of LST to NDBI and NDVI in Changsha-Zhuzhou-Xiangtan Area based on MODIS data [J]. Scientia Geographica Sinica 2009 29( 2 ): 262-267.
- [19] 宋瑞祥,张庆国,孟庆岩,等. 基于 Landsat8 OLI 数据的合肥市热岛时空特征分析[J]. 安徽农业大学学报 2016 43( 3 ): 474-480.  
Song R X ,Zhang Q G ,Meng Q Y ,et al. Landsat8 OLI data-based analysis of spatial-temporal characteristics of heat island in Hefei [J]. Journal of Anhui Agricultural University 2016 43( 3 ): 474-480.
- [20] 薛晓娟,孟庆岩,王春梅,等. 北京市热岛效应时空变化的 HJ-1B 监测分析[J]. 地球信息科学学报 2012 14( 4 ): 474-480.  
Xue X J ,Meng Q Y ,Wang C M ,et al. Monitoring spatio-temporal changes of heat island effect in Beijing based on HJ-1B [J]. Journal of Geo-Information Science 2012 14( 4 ): 474-480.
- [21] Grover A ,Singh R B. Analysis of urban heat island( UHI ) in relation to normalized difference vegetation index( NDVI ): A comparative study of Delhi and Mumbai [J]. Environments 2015 2( 2 ): 125-138.
- [22] 樊亚鹏,徐涵秋,李乐,等. 广州市城市扩展及其城市热岛效应分析[J]. 遥感信息 2014 29( 1 ): 23-29.  
Fan Y P ,Xu H Q ,Li L ,et al. Analysis of urban expansion and urban heat island effect in Guangzhou City [J]. Remote Sensing Information 2014 29( 1 ): 23-29.
- [23] 查勇,倪绍祥,杨山. 一种利用 TM 图像自动提取城镇用地信息的有效方法[J]. 遥感学报 2003 7( 1 ): 37-40.  
Zha Y ,Ni S X ,Yang S. An effective approach to automatically extract urban land-use from TM imagery [J]. Journal of Remote Sensing 2003 7( 1 ): 37-40.
- [24] Tan B ,Hu J N ,Zhang P ,et al. Validation of moderate resolution imaging spectroradiometer leaf area index product in croplands of Alpylles, France [J]. Journal of Geophysical Research 2005 110 ( D1 ): D01107.
- [25] Anselin L. Spatial Econometrics: Methods and Models [M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers ,1988.
- [26] Akaike H. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle [M]//Petrov B N ,Csáki F. Second International Symposium on Information Theory. Budapest: Académiai Kiadó ,1973: 267-281.

## Relationship of air temperature to NDVI and NDBI in Guangzhou City using spatial autoregressive model

XU Jianhui<sup>1 2 3</sup> , ZHAO Yi<sup>4 5</sup> , XIAO Minghong<sup>6</sup> , ZHONG Kaiwen<sup>1 2 3</sup> , RUAN Huihua<sup>7</sup>

- ( 1. Guangzhou Institute of Geography , Guangzhou 510070 , China; 2. Key Laboratory of Guangdong for Utilization of Remote Sensing and Geographical Information System , Guangzhou 510070 , China; 3. Guangdong Open Laboratory of Geospatial Information Technology and Application , Guangzhou 510070 , China; 4. Guangzhou Institute of Geochemistry , China Academy of Sciences , Guangzhou 510640 , China; 5. University of Chinese Academy of Sciences , Beijing 100049 , China; 6. Guangxi Institute of Geographic Information Surveying and Mapping , Liuzhou 545006 , China; 7. Guangdong Meteorological Observation Data Center , Guangzhou 510080 , China)

**Abstract:** To study the spatio-temporal pattern of the air temperature in Guangzhou City , the authors used MODIS monthly normalized difference vegetation index ( NDVI ) acquired in 2015 and extracted the normalized difference built-up index ( NDBI ) with Landsat8 OLI data. The correlation analysis method was used to explore the

relationship between air temperature and NDVI , NDBI. The experimental results show that there is a negative relation between NDVI and air temperature and a positive relation between NDBI and air temperature. On such a basis , the spatial lag model ( SLM) and spatial error model ( SEM) were established to discuss the spatial relations between air temperature and NDVI , NDBI in different seasons , respectively. The SLM and SEM results were compared with the ordinary least square regression ( OLS) model , which shows the best performance of the SLM and SEM models. The SLM model with higher  $R^2$  and lower  $AIC$  values performs slightly better than the SEM model. NDVI has more influence on air temperature from spring to autumn than NDBI. In the SLM model , the positive and significant spatial autoregressive coefficients indicate an active influence from neighboring meteorological stations.

**Keywords:** spatial autoregressive model; normalized difference built - up index( NDBI) ; normalized difference vegetation index( NDVI) ; air temperature

(责任编辑: 李 瑜)