

引用格式: 帅晨, 沙晋明, 林金煌, 等. 不同下垫面遥感指数与地温关系的空间差异性研究[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(11): 1657-1666. [Shuai C, Sha J M, Lin J H, et al. Spatial difference of the relationship between remote sensing index and land surface temperature under different underlying surfaces[J]. Journal of Geo-information Science, 2018, 20(11): 1657-1666. ] DOI:10.12082/dqxxkx. 2018.180303

# 不同下垫面遥感指数与地温关系的空间差异性研究

帅晨<sup>1</sup>, 沙晋明<sup>1\*</sup>, 林金煌<sup>1,2</sup>, 季建万<sup>1</sup>, 周正龙<sup>1</sup>, 高尚<sup>1</sup>

1. 福建师范大学地理科学学院, 福州 350007; 2. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101

## Spatial Difference of the Relationship Between Remote Sensing Index and Land Surface Temperature under Different Underlying Surfaces

SHUAI Chen<sup>1</sup>, SHA Jinming<sup>1\*</sup>, LIN Jinhuang<sup>1,2</sup>, JI Jianwan<sup>1</sup>, ZHOU Zhenglong<sup>1</sup>, GAO Shang<sup>1</sup>

1. College of Geographical Science, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China; 2. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographical Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

**Abstract:** Use of remote sensing indices to explain the changes and distribution in urban surface temperature has become a hot topic in the study of urban thermal environment. However, there are obvious differences in interpretation of surface temperature using the same remote sensing index in different studies. The reason for this is that when we use remote sensing index to explain the land surface temperature changes, the spatial differences caused by the interaction of different underlying surfaces are ignored. In this paper, we select Putian metropolitan area as study area to explain the spatial difference of LST using the 2016 Landsat 8 image as the data source. Three remote sensing indices were used for the explanation: normalized difference vegetation index (NDVI), normalized difference building index (NDBI), and modified normalized difference water index (MNDWI). Then we use GF2 image to extract land cover types during the same period. the LST and its relationship with remote sensing indices was analyzed for different underlying surfaces. Then we use the OLS and GWR methods to construct the remote sensing index-LST model, and analyzed the spatial autocorrelation for model residuals. The results show: (1) The underlying surface has a significant impact on LST. Due to the continuity of the geospatial space, LST appear abnormal changes between different underlying surfaces. For example, the high temperature area is mainly concentrated on the artificial surface, but LST drops near water or forest lands as compared to its values on pure artificial surface; (2) NDVI and MNDWI have different positive and negative correlations with LST in water area and non-water area due to their own value range characteristics,

收稿日期: 2018-06-27; 修回日期: 2018-09-17.

基金项目: 欧盟 ERAMUS+ 项目(586037-EPP-1-2017-1-HU-EPPKA2-CBHE-JP、551857-EPP-1-2015-1-DE-EPPKA2-CBHE-JP); 科技部专项(247608); 福建省国际合作重点项目(2018I0005). [ **Foundation items:** International University Cooperation on Land Protection in European-Asiatic Countries IUCLAND, No.586037-EPP-1-2017-1-HU-EPPKA2-CBHE-JP, No.551857-EPP-1-2015-1-DE-EPPKA2-CBHE-JP; Special Project under Ministry of Science and Technology, No.247608; Special Project of International Cooperation of Fujian Province, No.2018I0005. ]

作者简介: 帅晨, (1993-), 男, 硕士生, 主要从事生态遥感与地理信息建模. E-mail: 1628639901@qq.com

\*通讯作者: 沙晋明, (1964-), 男, 广东梅州人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事遥感与地理信息系统应用研究.

E-mail: jmsa@fjnu.edu.cn

while NDBI shows a stable positive correlation when quantifying its relationship with LST. (3) Compared with the OLS model, GWR can better explain the relationship between the remote sensing index and LST by fully considering the spatial difference. Through the spatial autocorrelation analysis for model residuals, there is an aggregation of model residuals under OLS, while the model residual under GWR shows a random distribution. Compared to GWR, OLS has stronger spatial limitations in describing the relationship between remote sensing index and LST.

**Key words:** Land Surface Temperature (LST); Normalized Difference Vegetation index (NDVI); Normalized Difference Building Index (NDBI); Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI); Spatial Heterogeneity; Geographically Weighted Regression (GWR)

**\*Corresponding author:** SHA Jinming, E-mail: jmsaha@fjnu.edu.cn

**摘要:** 利用遥感指数解释城市地温(LST)时空特征是国内外城市热环境研究的热点。但是由于遥感指数针对不同下垫面条件下的差异性表达,造成其在不同研究当中对城市地温的解释存在区别。本文选取莆田市都市区为研究区,以2016年7月27日 Landsat 8 影像为数据源,基于单窗算法反演地温,提取归一化植被指数(NDVI)、归一化建筑指数(NDBI)、改进的归一化水体指数(MNDWI)3种遥感指数,并利用同期 GF-2 影像提取研究区内下垫面类型。本研究对比分析了下垫面与地温的关系、各遥感指数在不同下垫面与地温的关系;构建遥感指数-地温的最小二乘拟合(OLS)模型与地理加权回归(GWR)模型,并对两个模型的分析结果进行对比。分析结果表明:① 下垫面对地温有显著影响,受地理空间连续性影响,人工表面的聚热效应会在临近林地、水体的区域减缓,而林地与水体的降温效果也会在临近人工表面时下降,表明下垫面对地温的影响也具有空间差异。② NDVI 与 MNDWI 因本身值域特征,在水体区域与非水体区域与地温关系呈现不同的正负相关,而 NDBI 在定量解释其与地温的关系时呈现稳定的正向相关,因此基于 NDBI 构建 OLS 模型,在解读 NDBI 与 LST 的关系上,效果会优于 NDVI、MNDWI。③ 相较于 OLS 模型,GWR 因充分考虑遥感指数在定量描述与地温关系时存在的空间差异性,能够更好的解释遥感指数与地温的关系,对2个模型的模型残差进行空间自相关分析发现相较于 GWR 模型,利用 OLS 构建的遥感指数-地温关系模型存在一定空间局限。

**关键词:** 地表温度;归一化植被指数;归一化建筑指数;改进的归一化水体指数;空间异质性;地理加权回归

## 1 引言

近年来中国的城镇化水平日益提高,据联合国开发计划署和中国社科院共同发布的《2016 中国人类发展》显示,截止到2014年,城市常住人口已经达到中国总人口的54.8%,并预测到2030年中国城镇化水平将达到70%。中国城镇化水平高速增长的同时,也引发了一系列的环境问题<sup>[1-2]</sup>,网络上热议的“火炉城市”充分体现了社会各界对城市热环境的关注。相较于传统的建立固定监测站点的监测方法,遥感监测的地温空间分布特征更加形象直观,且能够全局反映城市热环境的变化情况,遥感技术成为城市热环境监测的重要手段<sup>[3-4]</sup>,遥感指数则能够表征城市下垫面的状况,通过遥感指数-地温模型构建,分析其相关性,量化城市下垫面与城市地温的关系<sup>[5-6]</sup>,对生态城市建设、城市布局及城市发展都有积极意义<sup>[7]</sup>。

相关研究表明,城市热岛效应的加剧主要是由于城镇快速扩张过程中,原有的下垫面性质发生改

变,由植被、水体等自然表面转变为具有高储热性质的城建材质(沥青、水泥等)<sup>[8]</sup>。目前,许多学者针对下垫面性质,在不同遥感指数与地温的相关性方面已开展了大量研究。早期研究主要针对归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)与地温的关系,大量研究表明 NDVI 与地温之间存在明显的负相关性<sup>[9-10]</sup>,但也有研究表明利用 NDVI 来表征地温具有一定的局限性,难以利用简单的线性关系进行描述<sup>[11-12]</sup>。因此,学者尝试使用归一化建筑指数(Normalized Difference Building Index, NDBI),归一化水体指数(Normalized Difference Water Index, NDMI)等遥感指数来表征地温<sup>[13-15]</sup>。然而,不同学者的研究的结论不尽相同。当前,利用遥感指数表征地温的研究主要集中于通过构建不同的遥感指数与地表温度的 OLS 模型来解读遥感指数与地温之间的关系,OLS 模型常用来分析解释变量与被解释变量之间相互依存关系,是一种非空间模型。

遥感指数-地温关系的研究一般会对水体区域进行掩膜,导致各参量在描述地温变化时在地理空

间角度存在断层,另一方面说明利用遥感指数在水体区域描述地温特征时相较于其他下垫面存有差异。下垫面是影响地温的重要因素,利用遥感指数分析地温分布特征可以量化下垫面与地温的关系,但是不同下垫面对地温的影响有所差异,受地理空间连续特征的影响,这种差异在不同下垫面相交处必然会增大,因此,考虑空间非平稳性在遥感指数-地温关系分析中的影响有其必要性。地理加权回归 (Geographically Weighted Regression, GWR) 模型,是1996年由Fortheringham提出一种利用参数变量描述因变量时,加入空间变化参考的局部空间回归分析方法,被广泛的应用于空间非平稳性现象的研究中,在研究城市地温空间布局都取得了不错的成果<sup>[16-17]</sup>。但是应用于遥感指数-地温的相关性研究还较少涉及。本文以NDVI、NDBI、MNDWI 3种遥感指数为研究对象,分析不同下垫面上各遥感指数在表征地温变化的差异。并构建地温关系-遥感指数的OLS模型与GWR模型,探讨研究地温-遥感指数OLS模型与GWR模型的适用性与局限性,为利用遥感指数研究城市地温空间分布及变化提供技术与理论支持。

## 2 数据来源和处理

### 2.1 研究区概况

本文选取莆田市都市区为研究区(图1),北纬25°23'~25°26'、东经118°58'~119°3',共43 km<sup>2</sup>。研究区靠近入海口,地势较为平坦,属亚热带海洋性季风气候,受海洋气团影响,年平均降雨量为900~

1800 mm,年平均气温18~21℃。且该区域土地覆盖类型丰富,包括人工建设用地、林地、耕地、植被、裸地、水域,对研究不同下垫面下各遥感指数表征地温变化特征的空间非平稳性具有一定帮助。

### 2.2 数据来源

本次实验搜集了:①2016年7月27日的Landsat 8影像,条带号119-42,其中热红外波段分辨率为100 m,全色波段分辨率为15 m,其余为30 m,云量为4.77%,研究区内云量接近0%,用于反演地温与遥感指数。②同期2016年7月27日GF-2影像,进行研究区内土地覆盖类型提取,GF-2影像的全色波段分辨率为1 m,多光谱波段分辨率为4 m。

### 2.3 数据处理

#### 2.3.1 地温反演

因Landsat8第11波段值具有较大的不稳定性<sup>[18-19]</sup>,实验采用覃志豪等<sup>[20]</sup>的单窗算法(Mono-window Algorithm)对Landsat8 TIRS数据第10波段进行地温反演,计算公式见式(1)-(3)。

$$T_s = [a(1 - C - D) + (b(1 - C - D) + C + D) / (T_{10} - DT_a)] / C \quad (1)$$

$$C = \varepsilon \tau \quad (2)$$

$$D = (1 - \varepsilon)[1 + (1 - \varepsilon)\tau] \quad (3)$$

式中: $T_s$ 是为地表真实温度(K); $a$ 和 $b$ 是常量,分别为-67.355351和0.458606; $C$ 和 $D$ 是中间变量; $\varepsilon$ 是地表比辐射率; $\tau$ 是大气透过率; $T_{10}$ 是卫星高度上传感器所探测到的像元亮度温度; $T_a$ 是大气平均作用温度,估算方式见表1(因影像获取地点在福州,过

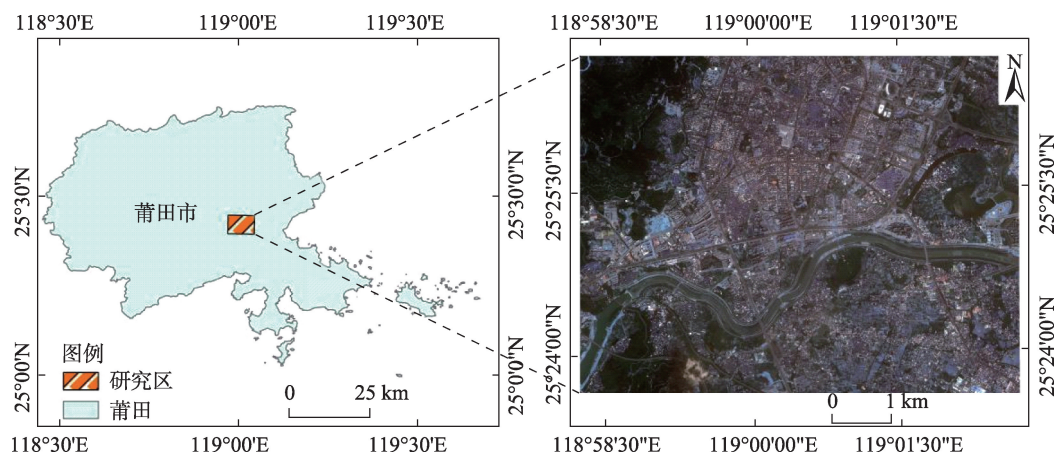


图1 研究区域-莆田市都市区

Fig. 1 Study area-metropolitan area in Putian

境时间为6月,因此采取中纬度夏季大气估算方程进行估算),地表比辐射率则参考覃志豪的混合像元分离法<sup>[21]</sup>,大气透过率则是在NASA网站(<https://atmcorr.gsfc.nasa.gov/>)输入影像的过境时间、中心坐标等参数搜索获取的。

表1 几种标准大气模型下的大气平均作用温度 $T_a$ 估计方程  
Tab. 1 Atmospheric average temperature  $T_a$  estimation equation under several standard atmospheric models

标准大气模型	大气平均作用温度 $T_a$ 估计方程
美国1976大气	$T_a=25.9396+0.88045\times T_o$
热带大气	$T_a=17.9769+0.91715\times T_o$
中纬度夏季大气	$T_a=16.0110+0.92621\times T_o$
中纬度冬季大气	$T_a=19.2704+0.91118\times T_o$

### 2.3.2 土地覆盖类型提取

因GF2影像分辨率更高,对研究区内土地覆盖类型的提取效果更好,有利于不同下垫面下地温状况的分析。本文通过面向对象分类方法,参考《土地利用现状分类》<sup>[22]</sup>将研究区的土地覆盖类型分为6大类:人工表面(主要为城乡居名点、工矿、道路等)、林地(自然林地、人工园林、灌木林等)、草地(自然或半自然的草本植被)、耕地(水田及旱地)、裸地(自然裸地与收割后未耕种的耕地)和水域(河流、湖泊等)。采用随机抽样的方法选取200个随机点,以GF2影像为底图,对分类结果进行人机交互验证,利用混淆矩阵进行精度评价,分类精度达到90%以上,可以满足研究需求,分类结果见图2。

### 2.3.3 遥感指数提取

对Landsat 8数据进行裁剪、辐射定标、Flaash大气校正后,进行NDVI、MNDWI、NDBI 3种遥感指数进行计算。

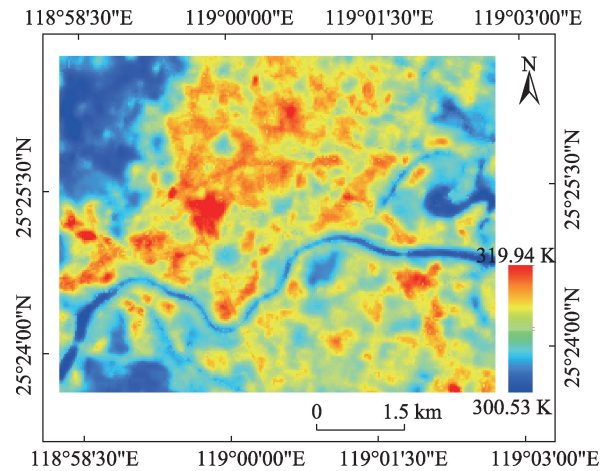


图2 研究区土地覆盖类型划分结果

Fig. 2 Classification results in the study area

归一化植被指数,其原理是利用植被在近红外波段和红光波段拥有不同的吸收情况,通过计算可以突出植被信息,因此常被用以衡量地表植被的覆盖情况。一般情况下,地表植被覆盖越密集,其NDVI值越大,反之其NDVI值越小。NDVI值在水体区域则一般呈现为负值,裸土或城市建筑密集区等其NDVI接近于0,NDVI的常用计算公式如下<sup>[23]</sup>:

$$NDVI=(\rho_{NIR}-\rho_R)/(\rho_{NIR}+\rho_R) \quad (4)$$

式中: $\rho_{NIR}$ 和 $\rho_R$ 分别是近红外波段和红光波段的地表反射率。

徐涵秋<sup>[24]</sup>在Mcfeeters提出的NDWI的基础上,对构成该指数的波长组合进行了修改,提出了改进的归一化水体指数(MNDWI)。能够更好的揭示水体微细特征<sup>[25]</sup>,现今也广泛应用于水体提取研究中。MNDWI的常用计算公式如下:

$$MNDWI=(\rho_{Green}-\rho_{MIR})/(\rho_{Green}+\rho_{MIR}) \quad (5)$$

式中: $\rho_{Green}$ 和 $\rho_{MIR}$ 分别是绿光波段和中红外波段的地表反射率。

归一化建筑指数<sup>[26]</sup>是在NDVI的基础上提出用以区分城镇等建筑信息的一种遥感指数,计算公式如下:

$$NDBI=(\rho_{MIR}-\rho_{NIR})/(\rho_{MIR}+\rho_{NIR}) \quad (6)$$

式中: $\rho_{MIR}$ 和 $\rho_{NIR}$ 分别是中红外波段与近红外波段的地表反射率。

## 2.4 分析方法与工具

根据式(1)–(6),计算得出LST与NDVI、NDBI、MNDWI,结合GF-2影像的分类数据。利用ArcGIS 10.4,通过叠加LST与分类数据,统计不同下垫面上地表温度分布特征,并分析人工表面、水体、林地的面积状况与地温关系变化的关系,在此基础上,对比NDVI、NDBI、MNDWI在不同下垫面上与LST相关关系的变化特征,并构建LST与遥感指数的最小二乘模型(OLS)。OLS模型是一种非空间模型,常用来分析解释变量与被解释变量之间相互依存关系,其计算公式如下:

$$Y_i=\beta_0+\sum_k(\beta_k X_{ik})+\varepsilon_i \quad (7)$$

式中: $Y_i$ 表示第*i*点的因变量值; $\beta_0$ 表示模型的截距; $X_{ik}$ 表示第*k*个自变量在第*i*点的值; $\beta_k$ 为第*k*个自变量的回归系数; $\varepsilon_i$ 残差。

为进一步研究NDVI、NDBI、MNDWI 3种遥感指数与LST相关关系的空间特征,对LST、NDVI、NDBI、MNDWI的空间自相关性进行分析<sup>[27]</sup>,空间自相关理论观点源于Tobler的地理学第一定律,是

地理分析的基本定律之一<sup>[28-29]</sup>。空间自相关分析的基本测度是Moran指数,其来源于Pearson相关系数,是Moran在生物现象的空间分析基础上,将现象之间的相关系数从一维空间扩展到二维空间,由此发展出的一种标准化的空间自协方差<sup>[30]</sup>。空间自相关性是地理加权回归模型构建前的基础步骤,对参数进行空间自相关分析以确保各参数适于构建GWR模型。在OLS模型的基础上,考虑地理空间对解释结果的影响,构建出GWR模型<sup>[31]</sup>计算公式如式(8)。

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_k (\beta_k(u_i, v_i) X_{ik}) + \varepsilon_i \quad (8)$$

式中:  $(u_i, v_i)$  是第  $i$  点的空间坐标,在构建GWR模型过程中,最优带宽的选择是构建函数模型的核心部分,优化特定权重函数的带宽对模型的精度具有很大的影响,实验通过Arcgis 10.4的AICC准则确定最优带宽<sup>[32-33]</sup>。

### 3 数据处理结果与分析

#### 3.1 不同下垫面上地温状况统计

结合土地覆盖类型的分类结果(图2)与研究区域的地温反演结果(图3)可以发现:研究区高温区域主要集中在北部,具有明显的高温区域,中高温区域呈现连续状况;西北与东北方有明显的低温聚集区域,中间有河流通过,出现低温截断中高温分布的状况,南部主要呈现出零散的中高温分布状况。高温区域主要集中于人工表面部分,低温区域则主要集中于水域与林地。但是在对地温影响具有差异的不同下垫面相交部分,地温变化呈现非常

态。例如在研究区西北部,林地与人工表面相邻的区域,出现温度缓冲带;研究区中部,河流通过城市的部分区域,温度也出现明显的上升,显然,地温的变化也会受相邻下垫面的影响。对不同下垫面的平均地温、最高地温、最低地温进行统计(图4)。

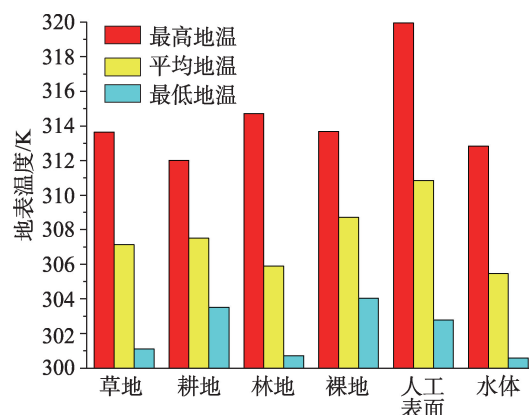


图4 不同土地覆盖类型下地温统计结果

Fig. 4 LST statistics under different land cover types

根据统计结果(图4)可以发现,人工表面作为熟知的热体,具有最高值,接近320 K;而水体与林地,作为具有显著降温效果的冷体,最低温度统计结果分别是第一和第二。平均地温的统计结果更适宜表现不同下垫面与地温的变化特征,而最高地温与最低地温的统计结果则证实不同下垫面相邻区域的地温受多种下垫面对影响,例如人工表面的最低温仅为302.8 K,是因为通过水域的人工表面如桥梁、沿河的道路等,受到水体的降温效果,导致其最低温度低于不受水域影响的耕地与裸地。而林地的最高温超过314 K,位于第二,则是因为位于城市中的林地,受到城市聚热效应的影响,导致建城区内的林地温度有明显的升高。

在不同下垫面地温状况的统计基础上,选取人工表面、林地、水体3种城市地温主要影响要素,进一步分析,降温体与升温体对地温变化的影响。在研究区内构建50 M大小格网,分别统计人工表面、水体、林地在单位格网中所占面积比及单个格网平均地温,其相关关系可见图5(剔除单一地物影响)。

从图5中可以发现,城市中人工表面所占面积与地温具有明显的正向相关,且相关程度极高,并且从图5中可以看到,单位面积下,人工表面占比每提高10%,地温提升0.41 K,是一种稳定的线性关系;而水域与林地与城市地温具有很强的负相关性,但是其表现特征有人工表面有所区别,呈现非

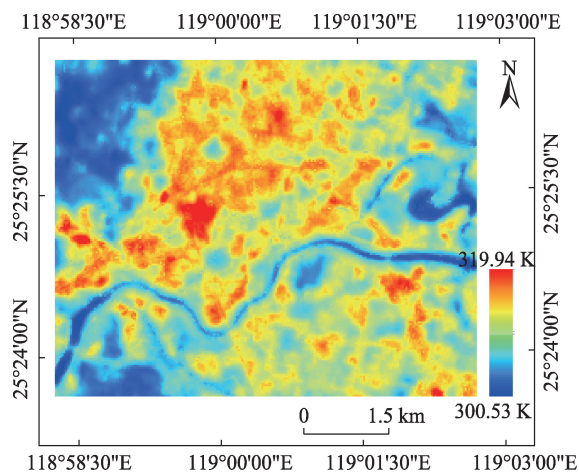


图3 研究区地温反演结果

Fig. 3 LST in study area

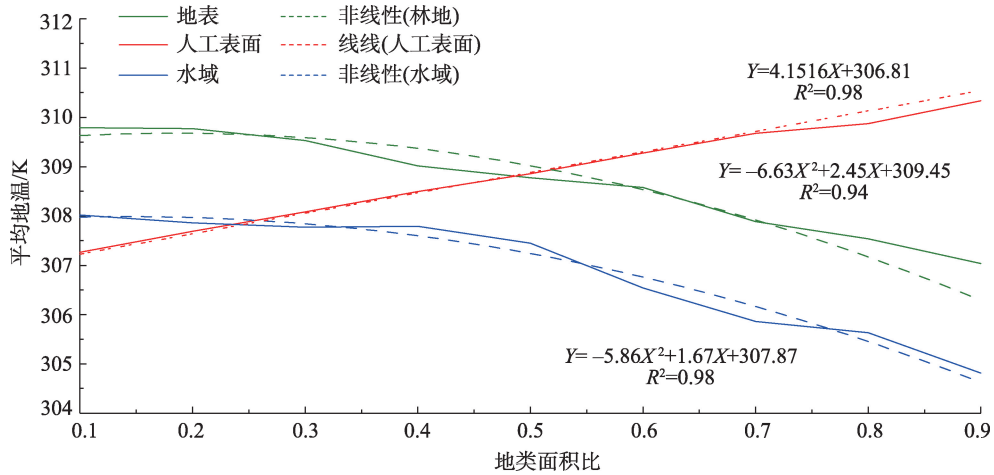


图5 不同下垫面面积占比对地温的影响(单个格网面积:2500 m<sup>2</sup>)

Fig. 5 Influence of different land cover ratio on ground temperature (Single Grid Area: 2500 m<sup>2</sup>)

线性特征,在单位面积下,水域与林地对城市地温的降温效果随着两种地类所占面积比例的增加而增强,并且相较于林地,含有水体的区域具有更低的基础温度。3种不同下垫面面积占比与地温关系整体表现出高度相关。

### 3.2 不同下垫面各遥感指数与LST相关性分析

根据人工表面、水体、林地面积占比与地温关系分析,结合NDBI、NDVI、MNDWI与LST构建的OLS模型与Pearson相关分析结果(表2),显然在利用NDVI与MNDWI进行LST模型构建时,下垫面性质是重要影响因素。结合研究区下垫面性质,将3种遥感指以0.1值域为区间,分别统计不同土地覆盖类型下的NDVI、NDBI、MNDWI与平均地温变化状况,结果见图6-8。

表2 遥感指数-地温的OLS模型

Tab. 2 LST Model based on remote sensing index (OLS)

指数	OLS	R <sup>2</sup>	Adjust R <sup>2</sup>	Pearson coefficient
NDVI	$Y=311.01-6.003X$	0.32	0.31	-0.566
NDBI	$Y=311.31+14.54X$	0.60	0.59	0.775
MNDWI	$Y=310.78+6.07X$	0.25	0.24	0.499

通过3种遥感指数与LST的关系比较可以发现,相较于NDVI、MNDWI,NDBI与LST的关系最为稳定,受下垫面性质的影响最小。NDBI在描述LST变化趋势时(图7),总体表现出正向相关,不同下垫面之间的平均地温伴随NDBI的变化趋势类似,伴随着NDBI值上升,LST的值也逐渐增大,变化趋势没有表现出明显差别,不同下垫面具有不同

的基础地温,以人工表面最高。

而根据图6中的NDVI与图8中的MNDWI在描述LST变化趋势时,展现出明显的分化状态。在

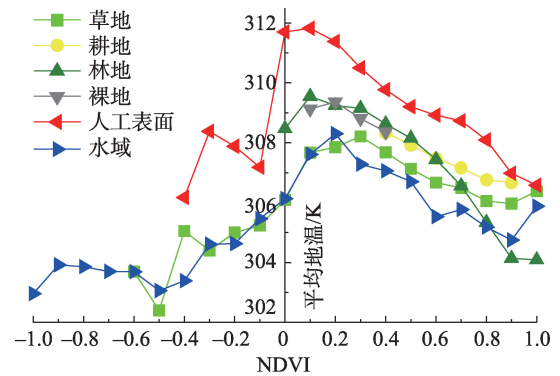


图6 不同土地覆盖类型下的NDVI与LST的关系图

Fig. 6 The relationship between NDVI and LST in different land cover

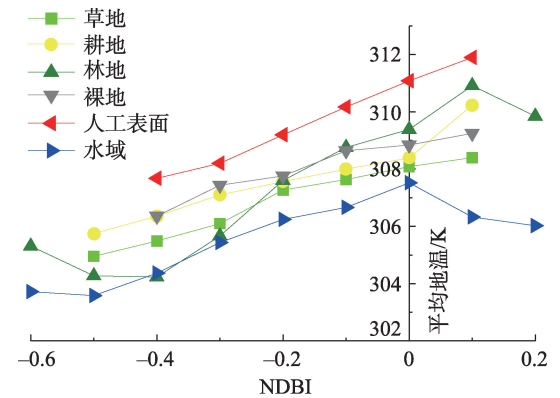


图7 不同土地覆盖类型下的NDBI与LST的关系图

Fig. 7 The relationship between NDBI and LST in different land cover

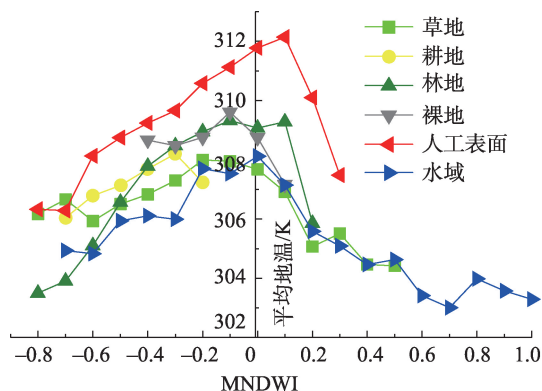


图8 不同土地覆盖类型下的MNDWI与LST的关系图

Fig. 8 The relationship between MNDWI and LST in different land cover

NDVI 低于 0 时, LST 伴随着 NDVI 的增长而增加; NDVI 高于 0 时, LST 伴随着 NDVI 的增长而减小。其原因在于 NDVI 小于 0 时, 像元的主要构成为水体, 相比植被, 水体具有更强的降温效果, 在 NDVI 的值域为 (1, 0) 时, 伴随着 NDVI 的增长, 表示像元内的水体减少, 因此 LST 会表现出下降的趋势; 而 NDVI 大于 0 时, 像元内的主要构成为人工表面与植被, 此时 NDVI 增长, 表示区域内的植被覆盖增加, 而植被也具有降温效应, 因此导致地温下降。由此可以发现, NDVI 因本身值域的特征, 导致在研究区内有水域存在时, 利用 NDVI 进行 LST 模型构建与相关性描述时, 如果不对区域内的水体进行掩膜, 则总是不能取得良好的效果。

而 MNDWI 与 NDVI 类似, 使用 MNDWI 进行 LST 描述时, 以 0 值为分割线, 表现出 2 种不同的描述趋势。MNDWI 大于 0 时, 一般为水体, 随着 MNDWI 值的增加, 温度呈现下降趋势; 而 MNDWI 小于 0 时, 构成像元的主要下垫面类型为植被、裸地、人工表面等非水体, 且 MNDWI 的值越低, 表示像元内的植被面积越高, 因此在 MNDWI 值域为 (-1, 0) 时, LST 会伴随着 MNDWI 的增长而上升。

与 NDBI 类似, NDVI、MNDWI 在表征地温变化特征时, 不同下垫面, 总体趋势相似, 基础地温有所差异。因此, 利用遥感指数构建地温模型时, 仅注意两者之间的简单线性关系, 忽视了遥感指数在表征地温时不同地理空间、不同下垫面的空间差异性, 是导致不同研究中结论差异的主要原因。

### 3.3 遥感指数-地温 OLS 模型与 GWR 模型构建

本文利用 ArcGIS 10.4 软件进行研究区内模型

构建的样点选取, 在确保样点之间的间隔不低于 100 m 的基础上, 研究区内生成 778 个随机点, 提取样点的 NDVI、NDBI、MNDWI 与 LST 值, 用以本研究的模型构建。在 Pearson 相关分析的基础上, 进行 OLS 模型构建, 模型构建基于 ArcGIS 10.4 实现, 结果见表 2。

根据表 2 可以发现 3 种模型中, 基于 NDBI 构建的模型  $R^2$  最高, 达到 0.59, NDVI-LST 模型的  $R^2$  为 0.31, MNDWI-LST 的  $R^2$  是 3 种模型中最低的, 仅有 0.25。对比 Pearson 分析结果可知, 在不考虑下垫面性质与模型构建空间异质特征的状况下, NDBI 与地温的相关性相较于 NDVI、MNDWI 要更优, 构建的 OLS 模型也更为可靠。

在构建 GWR 模型之前, 首先需对各参数进行空间自相关分析, 以确保各个参数具有空间相关, 能够利用 GWR 模型进行分析, 各参数空间自相关分析结果见表 3。

表3 空间自相关分析结果

Tab. 3 Spatial autocorrelation analysis results

	LST	NDVI	NDBI	MNDWI
Morans'I	0.96	0.72	0.63	0.71
Z	177.03	133.06	116.86	131.65
P	0	0	0	0
Type	Clustered	Clustered	Clustered	Clustered

通过对地温与遥感指数进行空间自相关分析可以发现, 无论是地温, 还是 3 种遥感指数, 其都具有明显的空间自相关性。其中 LST 具有高度的空间自相关, Moran 指数达到 0.96, 通过 P 值与 Z 得分可以判定, 地温的分布在地理空间上具有表现出集聚的特征。对于 3 种遥感指数: NDVI、NDBI、MNDWI 其 Moran 指数分别达到 0.72、0.63、0.71, 也表现出较强的空间自相关, 其 P 值与 Z 得分同样显示出 3 种遥感指数在地理空间上的集聚现象。LST 与遥感指数在地理空间上的集聚与高强度的空间自相关也符合研究区的城市空间布局与地温分布, 即高度集中的城建区, 具有明显的热岛效应。而城市中公园绿地及城市郊区林地、经过城市的河流等区域则形成降温区, 与城市中心的热岛现象形成鲜明的对比。因此 GWR 可以用于遥感指数-地温的关系模型构建。本文 GWR 模型构建基于 ArcGIS 10.4 实现, 通过多次试验的 AIC 值对比, 最终确定带宽为 400 m, 模型结果见表 4。

基于 ArcGIS 10.4 构建 GWR 模型, 模型自变量

表 4 遥感指数-地温的 GWR 模型  
Tab. 4 LST Model based on remote sensing index(GWR)

指数	回归系数			R <sup>2</sup>
	最小值(Min)	最大值(Max)	均值(Mean)	
NDVI	-13.07	3.49	-4.70	0.83
NDBI	-1.32	21.65	9.56	0.87
MNDWI	-4.53	15.08	4.87	0.83

的系数不是固定值。表 4 中基于 GWR 模型构建的 NDVI-LST 模型,系数的最小值为-13.07,最大值为 3.49,表明 NDVI 与 LST 并不一直呈现负相关,符合图 6 中 NDVI 与 LST 的相关性变化,且相较于 OLS 模型,其 R<sup>2</sup>也显著提高。NDBI 模型的系数最小值为-1.32,最大值为 21.65,模型 R<sup>2</sup>为 0.87;MNDWI 模型的系数最小值为-4.53,最大值为 15.08,模型 R<sup>2</sup>为 0.83。

3.4 OLS 模型与 GWR 模型对比

参考模型统计量 AIC、决定系数 R<sup>2</sup>、校正系数 R<sup>2</sup>、残差平方和(RSS),对构建的 OLS 模型与 GWR 模型进行比较。并对模型回归残差进行空间自相关分析,以确保模型的残差属于随机分布状态,保证模型的准确性与可靠性。AIC 值作为度量模型性能的重要指标,同一变量下,具有较低 AIC 的模型能够更好的拟合观测数据;决定系数 R<sup>2</sup>与校正系数 R<sup>2</sup>则揭示模型的可靠性,一般而言 R<sup>2</sup>和 Adjust R<sup>2</sup>越高表面模型越优;RSS 代表模型的残差平方和,同一变量下,RSS 值越低,模型越好。对模型的回归残差进行空间自相关分析,如果分析结果为聚集或者离散状态则表示模型结果并不理想。比较结果可见表 5。

根据 GWR 与 OLS 各参量的对比,可以发现,在考虑地理空间差异性的情况下,利用遥感指数表征地温的效果有显著的提高。首先依据 AIC 准则,2 个模型的 AIC 值相差大于 3 时,AIC 值的低的模型效果更好。对于 3 种遥感指数 NDVI、NDBI、MND-

WI 而言,其 GWR 模型下的 AIC 值相较 OLS 模型分别减少了:707.92、480.19、771.06,表示基于 GWR 构建的模型都有显著的改善。而 R<sup>2</sup>在一定程度上表示模型的可靠性和解释度,可以看到,相较于 OLS 模型,GWR 的模型下,NDVI、NDBI、MNDWI 的 R<sup>2</sup>都有巨大的提升,分别提升了:0.51、0.23、0.54,表示模型的解释度有了巨大的提升,模型的可靠性增强。残差平方和则表示构建模型的拟合度,相同变量下,残差平方和越低,表示模型的拟合效果越好。GWR 模型下,NDVI 的残差平方和相比减少了 3565.46,仅为 OLS 模型的 24.87%;而 NDBI 的残差平方和相较减少了 1817.64,为 OLS 模型的 32.8%;MNDWI 的残差平方和减少 4039.59,为 OLS 模型的 22.96%,拟合程度都有巨大的提升。

从模型回归残差的空间自相关分析对比也可以发现,基于 OLS 构建的模型,其回归残差产生明显的聚集,表示 OLS 模型下,利用遥感指数解读地温具有空间局限。而 GWR 模型的残差分布呈现随机特征,表示 GWR 模型对利用遥感指数解读地温空间分布变化时,具有更优的效果。

4 结 论

本研究以高分二号影像土地覆盖分类结果与 Landsat 8 反演的地温数据与遥感指数数据,分析下垫面与城市地温的空间分布规律。通过探讨 OLS 与 GWR 模型下遥感指数与城市地温的关系,揭示了其定量关系在空间分布上具有非平稳特征。主要结论如下:

(1)城市环境下,下垫面类型是影响城市地温空间分布变化的主要因素。其中人工表面具有强聚热效应,是城市热岛效应的主要贡献因素,通过构建格网,统计单位格网内 3 种下垫面(人工表面、水体、林地)所占面积比与地表温度的关系可以发

表 5 基于遥感指数的地温 OLS 模型与 GWR 模型统计量比较  
Tab. 5 Comparison of model statistics between OLS and GWR

Model	指数	AIC	R <sup>2</sup>	Adjust R <sup>2</sup>	RSS	回归残差 Moran's I	Z	P	类型
OLS	NDVI	3620.75	0.32	0.31	4745.81	0.43	24.86	0	Clustered
	NDBI	3207.18	0.60	0.59	2788.98	0.33	18.86	0	Clustered
	MNDWI	3698.29	0.25	0.24	5243.22	0.46	26.59	0	Clustered
GWR	NDVI	2912.83	0.83	0.77	1180.35	-0.002	-0.03	0.97	Random
	NDBI	2726.99	0.87	0.82	917.34	-0.01	-0.53	0.60	Random
	MNDWI	2927.23	0.83	0.76	1203.63	0.002	0.19	0.85	Random

现,区域内人工表面所占比例与地温具有强线性关系,区域内人工表面面积每增长10%,区域地温增长0.41K;而林地与水体具有明显的降温效应,降温效应伴随着区域内水体、林地面积所占比例的上升而逐渐增强,呈现非线性状态。

(2)NDVI和MNDWI受自身值域属性的影响,其正值与负值在表征地温上呈现一种矛盾状态。例如NDVI<0时,一般表征水体,因此地温状况会伴随着NDVI的增长而增加,呈现正相关,而NDVI>0时,一般表征非水体区域,并且伴随着其值的增加,植被覆盖增加,地温也会逐渐降低,呈现负相关。MNDWI也具有类似现象。在简单线性关系下,NDBI表征地温变化则要优于NDVI、MNDWI,与地表温度呈现较为稳定的正向相关,受不同下垫面的影响较小。因此,利用NDVI、MNDWI进行地温相关性描述时,应充分考虑其下垫面不同对其相关关系的影响。

(3)GWR模型因为考虑了遥感指数在表征其与地温关系时,不同下垫面带来的空间差异性,模型结果明显优于OLS模型。对比所选取的3种遥感指数,基于GWR构建的遥感指数-地温关系模型的AIC值、 $R^2$ 与RSS都有较大的改善,表明模型的可靠性、解释度和拟合效果都要优于OLS。对比3种遥感指数的GWR模型可以发现,NDBI的在表征地温时的稳定性要优于NDVI与MNDWI,相较于NDVI与MNDWI,NDBI更适宜于城市环境下描述与地温的关系。通过对OLS与GWR模型的回归残差进行空间自相关分析可以发现,OLS模型下的回归残差,都呈现聚集与空间自相关现象,而GWR模型下的回归残差,则呈现随机分布状态,表明相较于GWR模型,利用OLS构建的遥感指数-地温关系模型具有一定的空间局限性。

## 5 讨论

本文以南方沿海城市进行小范围的机理性研究,通过对比不同下垫面下各遥感指数与地表温度的定量关系,构建OLS与GWR两种模型,可以发现遥感指数-地表温度定量关系的研究中,不考虑下垫面性质产生的空间差异影响下,NDBI与地表温度的关系更为稳定。其原因在于3种遥感指数本身值域不同区间对应地表状况出现差异。NDVI能够较好的表征地表植被状况,NDVI>0时,随着值增

加,表示地表植被越多,而NDVI<0时,更多的是表征水体,而水体的降温效果又要优于植被,因此利用NDVI描述与地表温度的定量的研究中,多对水体进行掩膜。MNDWI在描述与地表温度的定量关系时,出现的状况与NDVI类似。而NDBI与上述的2种遥感指数都不同,根据值域区间判断,伴随着NDBI值的增加,所表征的地表状况依次为:水体-植被-人工表面或裸地,对地表温度的影响是强降温-降温-升温的变化,因此NDBI与地表温度的关系一直呈现为正向相关。在考虑空间差异的状况下,构建的GWR模型中,3种遥感指数与地表温度的定量关系都出现了提升,其中NDVI与MNDWI的提升尤为明显。因此,利用遥感指数定量描述地表温度,应该多考虑研究区域的地表状况,采用合适的遥感指数。本文的研究区地势较为平缓,没有考量了地形对地温影响,今后的研究中,应扩大研究范围,对比不同气候、地理条件的城市,分析不同季节下不同遥感指数表征地温的适宜性,为城市热环境空间分布及变化研究提供理论与技术支持。

### 参考文献(References):

- [1] Perry J, Hardin, Ryan R, et al. The effect of urban leaf area on summertime urban surface kinetic temperatures: A Terre Haute case Study. *Urban Forestry and Urban Greening*, 2007,6:63-72
- [2] 张好,徐涵秋,李乐,等.成都市热岛效应与城市空间发展关系分析[J]. *地球信息科学学报*,2014,16(1):70-78. [Zhang H, Xu H Q, Li L, et al. Analysis of relationship between urban heat island effect and urban expansion in Chengdu, China[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2014,16(1):70-78.]
- [3] 彭少麟,周凯,叶有华.城市热岛效应研究进展[J]. *生态环境*,2005,14(4):574-579. [Peng S L, Zhou K, Ye Y H. Research progress in urban heat island[J]. *Ecology and Environment*, 2005,14(4):547-579.]
- [4] Essa W, J van der Kwast, Verbeiren B, et al. Downscaling of thermal images over urban using the land surface temperature-impervious percentage relationship[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013,23:95-108.
- [5] 聂建亮,武建军,杨曦,等.基于地表温度-植被指数关系的地表温度降尺度方法研究[J]. *生态学报*,2011,31(17):4961-4969. [Nie J L, Wu J J, Yang X, et al. Downscaling land surface temperature based on relationship between surface temperature and vegetation index[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2011,31(17):4961-4969.]
- [6] 叶钰,秦建新,胡顺石.长沙市热岛效应时空特征变化研究[J]. *地球信息科学学报*,2017,19(4):518-527. [Ye Y, Qin J X, Hu S S. Spatial-temporal evolution of urban heat island effects in Changsha city[J]. *Journal of Geo-infor-*

- mation Science, 2017,19(4):518-527. ]
- [7] 张春玲,余华,宫鹏,等.基于遥感的土地利用空间格局分布与地温的关系[J].遥感技术与应用,2008,23(4):378-384. [ Zhang C L, Yu H, Gong P, et al. Relationship between landscapes spatial pattern and land surface[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2008,23(4):378-384. ]
- [8] 刘宇,匡耀求,吴志峰,等.不同土地利用类型对城市地温的影响—以广东东莞为例[J].地理科学,2006,26(5):597-602. [ Liu Y, Kuang Y Q, Wu Z F, et al. Impact of land use on urban land surface temperature: A case study of Dongguan, Guangdong Province[J]. Scientia Geographica Sinica, 2006,26(5):597-602. ]
- [9] Goetz S J. Multi-sensor analysis of NDVI surface temperature and biophysical variables at a mixed grassland site [J]. International Journal of Remote Sensing, 1997,18(1): 71-94.
- [10] 宫阿都,陈云浩,李京,等.北京市城市热岛与土地利用/覆盖变化的关系研究[J].中国图象图形学报,2007,12(8): 1476-1482. [ Gong A D, Chen Y H, Li J, et al. Study on relationship between urban heat island and urban land use and cover change in Beijing[J]. Journal of Image and Graphics, 2007,12(8):1476-1482. ]
- [11] 钱乐祥,崔海山.归一化水汽指数与地温的关系[J].地理研究,2008,27(6):1358-1366. [ Qian L X, Cui H S. Relationship between normalized difference moisture index and land surface temperature[J]. Geographical Research, 2008,27(6):1358-1366. ]
- [12] 孙常峰,孔繁花,尹海伟,等.山区夏季地温的影响因素——以泰山为例[J].生态学报,2014,34(12):3396-3404. [ Sun C F, Kong F H, Yin H W, et al. Analysis of factors affecting mountainous land surface temperature in the summer: A case study over Mount Tai[J]. Acta Ecologica Sinica, 2014,34(12):3396-3404. ]
- [13] 李昕瑜,杜培军,阿里木·赛买提.南京市地表参数变化与热岛效应时空分析[J].国土资源遥感,2014,26(2):177-183. [ Li X Y, Du P J, Alim S. Spatial-temporal analysis of urban heat island effect and surface parameters variation in Nanjing city[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2014,26(2):177-183. ]
- [14] 李斌,王慧敏,秦明周,等. NDVI, NDMI 与地温关系的对比研究[J].地理科学进展,2017,36(5):585-596. [ Li B, Wang H M, Qin M Z, et al. Comparative study on the correlations between NDVI, NDMI and LST[J]. Progress in Geography, 2017,36(5):585-596. ]
- [15] Mallick J, Singh C K, Shashtri S, et al. Land surface emissivity retrieval based on moisture index from LAND-SAT TM satellite data over heterogeneous surfaces of Delhi city[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012,19:348-358.
- [16] Geary R C. The contiguity ratio and statistical mapping [J]. Incorporated Statistician, 1954,5(3):115-145.
- [17] Sokal R R, Oden N L. Spatial autocorrelation in biology methodology[J]. Biological Journal of the Linnean Society, 1978,10:199-228.
- [18] USGS. Landsat 8(L8) operational land imager (OLI) and thermal infrared sensor (TIRS). [http://landsat.usgs.gov/calibration\\_notices.php](http://landsat.usgs.gov/calibration_notices.php), 2013.
- [19] 徐涵秋. Landsat 8 热红外数据定标参数的变化及其对地温反演的影响[J].遥感学报,2016,20(2):229-235. [ Xu H Q. Change of Landsat 8 TIRS calibration parameters and its effect on land surface temperature retrieval[J]. Journal of Remote Sensing, 2016,20(2):229-235. ]
- [20] 覃志豪, Minghuazhang, Amon Karniel, 等.用陆地卫星 TM6 数据演算地温的单窗算法[J].地理学报,2001,56(4): 456-466. [ Qin Z H, Zhang M H, Arnon Karniel, et al. Mono-window algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat TM6 data[J]. Acta Geographica Sinica, 2001,56(4):456-466. ]
- [21] 覃志豪, Li W J, Zhang M H, 等.单窗算法的大气参数估计方法[J].国土资源遥感,2003,15(2):37-43. [ Qin Z H, Li W J, Zhang M H, et al. Estimating of the essential atmospheric parameters of mono-window algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat TM6[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2003,15(2):37-43. ]
- [22] 中华人民共和国国家标准(GB/T 21010-2017).土地利用现状分类[S].2017-11-01. [ China's national standard (GB/T21010-2017). Current Land Use Condition Classification. 2017-11-01. ]
- [23] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS[C]//NASA, Goddard Space Flight Center 3d ERTS-1 Symp, 1974,1: 309-317.
- [24] 徐涵秋.利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J].遥感学报,2005,9(5):589-595. [ Xu H Q. A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water index (MNDWI)[J]. Journal of Remote Sensing, 2005,9(5):589-595. ]
- [25] Ji L, Zhang L, Wylie B. Analysis of dynamic thresholds for the normalized difference water index[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2009,75(11): 1307-1319.
- [26] 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. ]
- [27] Odland J. Spatial autocorrelation[M]. London: Sage Publications, 1988.
- [28] Tobler W. On the first law of geography: A reply[J]. Annals of the Association of American Geographers, 2004,94 (2):304-310.
- [29] Tobler W. A computer movie simulating urban growth in the detroit region[J]. Economic Geography, 1970,46(2): 234-240.
- [30] Moran P. The interpretation of statistical maps[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1948,10(2):243-251.
- [32] Fotheringham A S, Brunson C, Charlton M. Geographically weighted regression: The analysis of spatially varying relationships[M]. Wiley: Hoboken, 2002.
- [33] Agency E E. Effectiveness of urban waster treatment policies in selected countries[M]. Copenhagen: European Environment Agency, 2005.