

DOI: 10.5846/stxb202105281408

王煜,唐力,朱海涛,麦有全,何伟彪,王伟民,刘凯,苏红波.基于多源遥感数据的城市热环境响应与归因分析——以深圳市为例.生态学报, 2021, 41(22): 8771-8782.

Wang Y, Tang L, Zhu H T, Mai Y Q, He W B, Wang W M, Liu K, Su H B. The study of urban thermal environment dynamics and attribution analysis based on multiple remote sensing dataset: in the case of Shenzhen. Acta Ecologica Sinica, 2021, 41(22): 8771-8782.

## 基于多源遥感数据的城市热环境响应与归因分析 ——以深圳市为例

王煜<sup>1</sup>, 唐力<sup>1</sup>, 朱海涛<sup>2,\*</sup>, 麦有全<sup>3</sup>, 何伟彪<sup>3</sup>, 王伟民<sup>3</sup>, 刘凯<sup>4</sup>, 苏红波<sup>4</sup>

1 深圳市生态环境监测站, 深圳 518049

2 生态环境部卫星环境应用中心, 北京 100094

3 深圳市环境监测中心站, 深圳 518049

4 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101

**摘要:**城市热环境是城市局部气候与环境的综合表现,它与土地利用格局密切相关,但是相应的机制研究还不充分。以深圳市为例,首先基于 2018 年 LANDSAT 8 遥感影像,采用支持向量机方法和线性光谱混合模型提取土地利用与覆盖度信息,分析了城市土地覆盖对地表温度以及热量收支状况的影响。基于 2003—2018 的 MODIS 地表温度数据,进一步研究了深圳市城市热岛现象的时空变化,从地表能量的角度分析城市热岛变化背后的形成机制。结果表明,深圳市地表温度从西北到东南逐渐降低,城市不透水面温度显著高于植被覆盖区域,城市热岛效应明显。不透水面和城市植被共同影响深圳市的地表温度与热量收支状况,不透水地表与感热具有较好的相关性,城市植被与潜热具有较好的相关性。长时间序列分析表明深圳的城市热岛现象在夏季较高而冬季较低,月均热岛强度为 2.14℃;对于年际变化,深圳在 2003—2018 表现出显著的下降趋势。归因分析显示感热通量的影响在深圳起主导作用,这一模式在全年和季节上都较为明显。结果表明深圳市经过高速扩张阶段,目前发展方向是提高建成区的利用效率,该现象强调了热传输在加强城市热岛效应过程中对近地面湍流的干扰作用。本研究可以为缓解热岛效应与景观格局优化研究提供借鉴。

**关键词:**热环境;城市热岛;遥感;深圳;归因分析;热通量

## The study of urban thermal environment dynamics and attribution analysis based on multiple remote sensing dataset: in the case of Shenzhen

WANG Yu<sup>1</sup>, TANG Li<sup>1</sup>, ZHU Haitao<sup>2,\*</sup>, MAI Youquan<sup>3</sup>, HE Weibiao<sup>3</sup>, WANG Weimin<sup>3</sup>, LIU Kai<sup>4</sup>, SU Hongbo<sup>4</sup>

1 Shenzhen Ecological Environmental Monitoring Station, Shenzhen 518049, China

2 Center for Satellite Application on Ecology and Environment, Ministry of Ecology and Environment, Beijing 100094, China

3 Shenzhen Environmental Monitoring Center, Shenzhen 518049, China

4 Institute of Geographic Sciences and Natural Resources, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

**Abstract:** Urban thermal environment is a comprehensive expression of local climate and environment. While it is closely related to land use patterns, its underlying mechanisms are largely unexplored. Urban heat island affects not only regional climate, vegetation growth and air quality, but also human health. Therefore, the urban thermal environment has been regarded as a critical variable. It is important to characterize the spatial and temporal patterns of urban thermal environments and quantify the response of the associated influencing factors. This study uses the city of Shenzhen as an example where

基金项目:国家自然科学基金(41971315)

收稿日期:2021-05-28; 接收日期:2021-10-15

\* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zhuhaitao@e-mail.secmep.cn

rapid urbanization has occurred. Based on LANDSAT 8 remote sensing images collected in 2018, we first extract land cover types and coverage information using support vector machine and multiple linear spectral analysis models. The accuracies of the estimated land covers are acceptable, which provides confidence for further analyses. The impacts of urban land cover on land surface temperature and heat energy component are then investigated. Using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) land surface temperature dataset obtained from 2003 to 2018, this study further explores the spatiotemporal variations of urban heat island in Shenzhen, and analyzes its potential formation mechanisms from the perspective of surface energy balance. Our results show that the land surface temperature gradually decreases from northwest to Southeast of Shenzhen. This is largely attributed to the spatial distribution of impervious surfaces and the urban vegetation. Specifically, the land surface temperature of impervious surfaces is substantially higher than that of vegetation-covered area, implying that the urban heat island effect is obvious in Shenzhen. Impervious surface and urban vegetation jointly affect the surface temperature and heat budget through, for example, latent heat flux and sensible heat flux. Impervious surface is more correlated with sensible heat flux while urban vegetation is more correlated with latent heat flux. Obvious differences occur in sensible heat and latent heat among land cover types, which provides implications for the formation and elimination of urban heat island. Time series analysis regarding the period of 2003–2018 illustrates that the urban heat island effect in Shenzhen is stronger during summer season whereas relatively weaker during winter season. The urban heat island effect is remarkably exhibited using the time series dataset, with an average monthly intensity of 2.14 °C. Regarding the internal variation, the downward trend in urban heat island intensity is shown from 2003 to 2018. This negative trend is significantly present during all seasons except spring, with a change rate of approximately 0.1 °C/annual. Attribution analysis based on MODIS dataset and FLDAS flux dataset reveals that sensible heat flux plays a more important role in the urban heat island of Shenzhen in comparison to latent heat flux. This is consistent in the both annual and seasonal scales, and the relative contribution of latent heat flux and sensible heat flux is 42% and 58%, respectively. Results indicate that after a rapid urban expansion period in Shenzhen, the current development focus is to improve the utilization efficiency of built-up areas. This emphasizes the interference of heat transfer with the near-surface turbulence that strengthens the urban heat island effect. Our study provides reference values for mitigating the urban heat island effect and optimizing landscape patterns.

**Key Words:** thermal environment; urban heat island; remote sensing; Shenzhen; attribution analysis; heat flux

城市化进程常常导致自然植被下垫面大量被水泥和沥青等不透水地表代替,城市环境的复杂性使得影响地表能量交换的因子发生改变<sup>[1]</sup>。城市化通过人为热排放源改变了近地表热辐射通量交换模式,导致明显的地区性气候变化,即城市热岛现象。城市热岛现象不仅影响局部气候、植被生长和空气质量,而且影响人的身体健康。城市热环境已被广大科研工作者当作一个典型的研究变量,掌握城市热环境影响因子的时空分布特征,定量研究各因素对城市热环境的响应是实现城市可持续发展的重要环节<sup>[2]</sup>。

城市热环境可以通过多种方式进行评估。传统上,城市热环境可以利用自动气象站的地面观测数据进行监测。虽然气象观测数据可以长时间、连续捕捉温度的变化,但是气象站点的空间代表性限制了它的应用。近年来,随着对地观测技术的迅速发展,卫星成像技术已被广泛应用到城市气候与环境研究。遥感技术的可以在不同的空间尺度提供一种有效的城市环境监测手段,动态地监测城市热环境的变化趋势<sup>[3-4]</sup>。相关研究尝试利用 MODIS 和 AVHRR,这些传感器可以描述地表热特征的大致分布<sup>[5-6]</sup>。另一方面,中等分辨率的传感器 LANDSAT 和 ASTER 也被广泛用于研究城市热岛和热环境<sup>[7-9]</sup>。数值模型可以输出模拟得到的气温或地表温度数据,这种数据可以克服气象观测站点数据和遥感数据在空间或时间上的局限。数值模型输出数据的精度依赖于模型和输入数据的精度。为了充分利用已有数据,目前的研究都会综合使用多种数据。

地表覆盖类型与城市热环境变化息息相关。不透水层地表与地表温度的负相关性已经被很多研究报道<sup>[10]</sup>;但是,两者之间的交互机制在复杂的城市区域依然难以确定。基于地表类型确定的遥感植被指数,虽然有着各种不确定性,依然可以描述地表热环境。大量学者尝试利用统计回归的方法分析遥感指数,譬如 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Normalized Difference Built-up Index (NDBI) 以及植被覆盖度与地表温度的关系<sup>[11-13]</sup>。另一些学者利用景观指数和相关性分析,研究了景观格局对城市热岛的影响。这些

研究表明城市规划、植被分布和人类活动等因素对城市热岛产生较大影响<sup>[14-15]</sup>。但是,地表覆盖类型与环境变量之间的交互作用非常复杂,特别是在城市-郊区这一典型区域。因此,亟需深入分析城市土地利用格局对城市地表温度分布和城市热岛热环境的影响,理解城市热环境演变与成因的机制。另外,当前研究多集中在地表要素对城市热岛的作用,较少涉及到地表通量的变化及其影响,对快速城市化过程中驱动城市热岛变化的因素及机理认识还不充分。

地表能量平衡理论可以认识城市热环境的影响因素及其背后的驱动机制<sup>[16]</sup>。基于地表能量平衡理论,生态环境的动态演变以及影响因子可以在能量层面开展定量分析,城市热岛的变化也能够用各个能量分支的动态变化解释。为了对城市热岛的变化做归因分析,学者提出了多种归因方法<sup>[17-18]</sup>。这些方法通常将城市热岛的变化归因于城市与郊区之间的地表热通量差异,包括辐射收支、蒸散发、传输效率和热存储等。传统观点认为城市热岛的是各个地表能量分支变化的结果,这些波动是与城市化进程中下垫面类型转化相关。学者们进一步研究发现城市与郊区间热量传输效率的差异可以导致城市热岛变化。在此基础上,时间序列数据和归因方法被学者用于对城市热岛形成机制的研究<sup>[19-20]</sup>。作为一个复杂的大气-地表能量交换过程,城市热岛背后的机制地域差异化很大,环境因素产生的影响各异。鉴于此,对于不同地区的城市热岛,其形成机制和各种因素在其中的影响值得专门研究和探讨。

深圳市(珠三角区域)是中国改革开放的窗口,自 20 世纪 80 年代起经历了快速工业化和城市化的过程,由此造成的城市热岛成为该区域一个显著的环境问题。不同于中国其他位于中纬度地区的经济中心(环渤海区域和长江三角洲区域),珠三角位于中国东南沿海的亚热带且是季风气候。由于背景气候对城市热岛的影响,深圳城市热岛变化及其背后的驱动因素值得进一步研究。本研究基于深圳市多源数据,分析城市化对地表温度以及热量收支状况的影响。主要包括:(1)基于深圳市 2018 年 LANDSAT 8 遥感影像,提取土地利用类型和覆盖度信息,研究土地利用格局对城市地表热环境的影响;(2)基于 2003—2018 的 MODIS 地表温度数据,研究深圳市城市热岛的时空变化特征,从地表能量的角度分析城市热岛变化的影响机制。本研究希望可以为缓解热岛效应与优化城市景观格局、提供研究支持。

## 1 研究区域和数据

### 1.1 研究区域

深圳市位于中国南部沿海区域,地处 113°46'E—114°37'E,22°27'N—22°52'N。陆域总面积 1953 km<sup>2</sup>(图 1)。深圳地势东南高、西北低,丘陵面积约占全市总面积的 39%。深圳气候温和暖湿,年均气温约 20℃,年均降水量约 1900 mm。深圳市在近几十年间成功实现了由边陲小镇向高度城市化的区域经济中心的转变。近几十年来的快速的城市化不仅为深圳带来了巨大的人口压力,同时也导致了不透水地表覆盖持续上升,城市热环境问题日益严重<sup>[21]</sup>。

### 1.2 数据

本研究应用了多源数据。考虑到数据的时间完整性和空间代表性,遥感数据和陆表同化数据作为温度数据和地表通量数据的主要数据源。

本研究收集了 2018 年 9 月的 LANDSAT 8 (Landsat-8 OLI/TIRS) 遥感影像,其可以提供空间分辨率为 30 m 的多光谱波段和 100 m 的热红外波段。本研究下载的 LANDSAT 8 OLI 数据为 Level-2 级别,已经经过几何校正和辐射校正处理。我们使用 FLAASH 大气校正模块对 OLI 影像进行大气校正,以消除大气因素和传感器本身对图像的影响,获得真实的地表反射率。同时利用地形校正拓展模块实现 OLI 影像的地形校正,有效地减少了地表阴影对地物信息的影响。研究中选取了同时段的高分辨率影像(SPOT-6 和 GF-1),用于分类样本选择与反演精度评价。我们收集了全球人造不透水面(GAIA)数据。该数据基于 30 m 分辨率的 Landsat 影像和其他辅助数据,包含了从 1985 到 2018 年中的高分辨率不透水面的年际变化数据。

本研究收集了 2003—2018 年的月均 1 km 分辨率地表温度合成数据,这一数据通过合成 MODIS Terra 逐

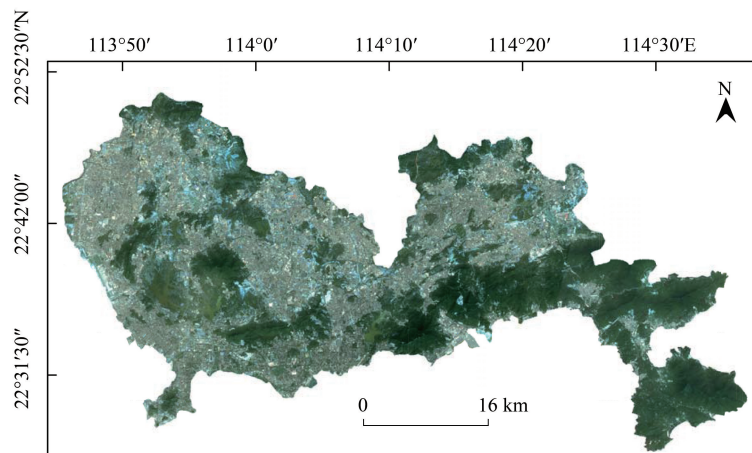


图1 深圳市研究区域

Fig.1 The location of study region

日地表温度产品 (MOD11A1) 获得, 其过境时间大约为 10:30。我们使用了同时段的地表通量数据, 来自于饥荒早期预警网络的数据同化系统 (FLDAS)<sup>[22]</sup>。FLDAS 是美国国家宇航局的土地信息系统的一个应用, 它的主要目标是利用 LIS 框架下的数据管理和建模能力对现有的观测数据进行建模和分析, 该数据基于 Noah 陆面模型获取。研究中主要使用 FLDAS 生产的短波净辐射、长波净辐射、感热、潜热以及土壤热存量数据, 这些地表通量数据与地表温度数据通过时间序列匹配。

## 2 方法

本研究综合应用遥感数据和数值模型数据分析深圳市的城市热岛现象。首先基于 LANDSAT 8 遥感影像, 获取地表热通量参数和土地利用格局信息, 研究土地利用格局对城市地表热环境的影响。进一步基于时间序列 MODIS 地表温度数据和 FLDAS 热通量数据, 研究城市热岛的时空变化特征, 使用 M-K 检验在季节和年时间尺度上分析其动态变化, 结合地表温度差异和地表通量数据对感热和潜热的变化对城市热岛强度变化的贡献率做归因分析, 从地表能量的角度分析城市热岛变化的影响机制。

### 2.1 LANDSAT 地表温度反演

研究中采用辐射传输法反演地表温度<sup>[23]</sup>。该方法先估算地表热辐射强度, 然后转化为相应的地表温度。热红外辐射信息 ( $L$ ) 可以通过以下公式转化为亮度温度 ( $T_b$ )。

$$L = a \times DN + b$$

$$T_b = \frac{K_2}{\ln((K_1/L) + 1)}$$

式中,  $a$  和  $b$  为增益和偏移量,  $K_1$  和  $K_2$  是预设的常量。亮度温度可以利用地表比辐射率  $\varepsilon$  校正为地表温度  $T_s$ 。

$$T_s = \frac{T_b}{1 + (\lambda \times T_b / \rho) \ln \varepsilon}$$

$$\rho = \frac{h \times c}{\sigma}$$

式中,  $\lambda$  是发射波长,  $\sigma$  是波尔兹曼常数,  $h$  是普朗克常量,  $c$  为光速。

地表比辐射率基于 NDVI 阈值法获取<sup>[24]</sup>。该方法广泛应用于热红外遥感数据反演中, 其考虑了不同 NDVI 值情况下地表比辐射率的估计: (i) 像元 NDVI 值小于最小阈值时被看作是裸地, 采用裸地的地表比辐



射率值;(ii)像元 NDVI 值大于最大阈值时被看作是植被完全覆盖区,采用植被的地表比辐射率值;(iii)像元 NDVI 值在其它情况下,研究对象被看作是裸土和植被混合区,这时需要估计混合像元的地表比辐射率值。

## 2.2 城市地表热通量获取

为了对城市局部区域能量收支平衡进行定量估算和分析,遥感数据已经被用于驱动物理-经验模型,以提高建模精度。对于在植被不太茂密或者植被稀疏地区(如城市区域),为了更精确的定量表达地表实际状况,需要将植被和非植被分开考虑,即整个地表的显热通量或潜热通量是土壤和植被显热通量、潜热通量之和,其城市遥感领域被广泛用于研究城市地表热量收支。本研究中采用了一个常见的城市热通量模型<sup>[25-26]</sup>。对于单角度观测的卫星数据,在一个混合像元内准确分离植被和非植被地表组分温度是不实际的。因此,采用了一种有效阻抗方法来获得感热通量  $H$ ,如式:

$$H = \rho C_p \frac{T_s - T_a}{F_c \times R_{av} + (1 - F_c) \times R_{an} + R_s}$$

式中,  $\rho$  是空气密度,  $C_p$  是空气的定压比热。  $T_s$  是地表温度;  $T_a$  是空气温度。  $R_{av}$  和  $R_{an}$  是植被和非植被的空气动力学阻抗,  $F_c$  是植被覆盖度。

$$R_a = \frac{\ln\left(\frac{Z_m - d}{Z_{0m}}\right) \ln\left(\frac{Z_h - d}{Z_{0h}}\right)}{k^2 u}$$

式中,  $Z_m$  是风速的观测高度,  $Z_h$  是湿度的观测高度,  $d$  是零平面位移高度,  $Z_{0m}$  是制约动量传递的粗糙长度,  $Z_{0h}$  是制约热和水汽传递的粗糙长度。  $k$  是冯卡曼常数,  $u$  是风速,  $R_s$  是边界层地表阻抗。参数  $d$ ,  $Z_{0m}$  和  $Z_{0h}$  根据每个地物类别进行设定,基于现有的文献,所需参数的值列于表 1。

表 1 热通量模型参数设置

Table 1 The configuration of parameters required for urban heat flux model

| 土地类型<br>Land type | $Z_{0m}$             | $Z_{0m}/Z_{0h}$ | $d$  | 土地类型<br>Land type | $Z_{0m}$ | $Z_{0m}/Z_{0h}$ | $d$  |
|-------------------|----------------------|-----------------|------|-------------------|----------|-----------------|------|
| 水体 Water          | $0.3 \times 10^{-4}$ | 0.32            | 0    | 草地 Grass          | 0.001    | 50              | 0.13 |
| 裸土 Bare soil      | 0.001                | 50              | 0    | 森林 Forest         | 0.5-1.0  | 1000            | 4    |
| 农田 Cropland       | 0.12                 | 100             | 0.02 | 建筑用地 Building     | 1        | 1000            | 5    |

$Z_m$ : 风速的观测高度;  $Z_h$ : 湿度的观测高度;  $d$ : 零平面位移高度;  $Z_{0m}$ : 制约动量传递的粗糙长度;  $Z_{0h}$ : 制约热和水汽传递的粗糙长

潜热通量  $LE$  可以通过分别估算植被地区的潜热通量  $LE_v$  和非植被地区的潜热通量  $LE_{nv}$  获取。

$$LE = F_c \times LE_v + (1 - F_c) \times LE_{nv}$$

$$LE_v = \frac{\rho C_p}{\gamma} \cdot \frac{e^o - e_a}{R_{av} + r_{sv}}$$

$$LE_{nv} = \frac{\rho C_p}{\gamma} \cdot \frac{e^o - e_a}{R_{an} + r_{sv}}$$

式中,  $e^o$  是饱和水汽压,  $\gamma$  是干湿表常数。  $r_{sv}$  和  $r_{sn}$  分别是植被区域和非植被区域的气孔阻抗。

## 2.3 土地类型分类与覆盖度估算

本研究采用常规的支持向量机方法对 LANDSAT 数据进行分类。与常规的监督分类方法不同,支持向量机方法并不要求数据符合高斯分布,该方法常常能够用较少的训练样本得到较好的分类精度<sup>[27]</sup>。本研究中选取了高斯径向基核函数,在训练过程中有两个重要的参数:一是控制最大化边距和最小化训练误差之间平衡的正则化参数  $C$ ,另一个是核宽度  $\gamma$ 。这两个输入参数是利用 10 折交叉验证方法训练得到,本研究中的  $C$  和  $\gamma$  被设置为 300 和 3。根据深圳市土地利用/覆盖的具体特点,将土地利用类型划分为以下几类:城市用地、农田/草地、林地、水体、裸地等。图 2 给出了 2018 年 9 月 LANDSAT 图像生成的土地利用分类。进一步对

分类精度进行评估,从高空间分辨率图像上随机选取验证样本点,结果表明评价的整体精度和 Kappa 系数分别为 92% 和 0.93。

城市下垫面的面积丰度信息是影响城市热环境的关键因素,采用多端元光谱解混方法提取城市关键地表(植被和不透水地表)的丰度信息。多端元光谱混合分解模型允许端元数目、类型和光谱不断改变来应对端元光谱变异问题,可以减少城市景观空间异质性对地表面积提取的影响<sup>[28]</sup>。图 2 给出了 2018 年 9 月的 LANDSAT 图像生成的不透水层面积丰度图。为了确保不透水层丰度的反演精度,将 LANDSAT 估算结果与利用高空间分辨率图像数字化得到的参考值进行比较。验证发现,不透水层丰度反演精度为整体 RMSE 为 9.1%,欠密集地区(小于 30)和密集地区(大于或等于 30)的 RMSE 分别为 9.74% 和 8.16%。与基于光谱混合分析的现有研究,如<sup>[29-30]</sup>,进行比较,可以看出我们的研究结果是可靠的和可以接受的。

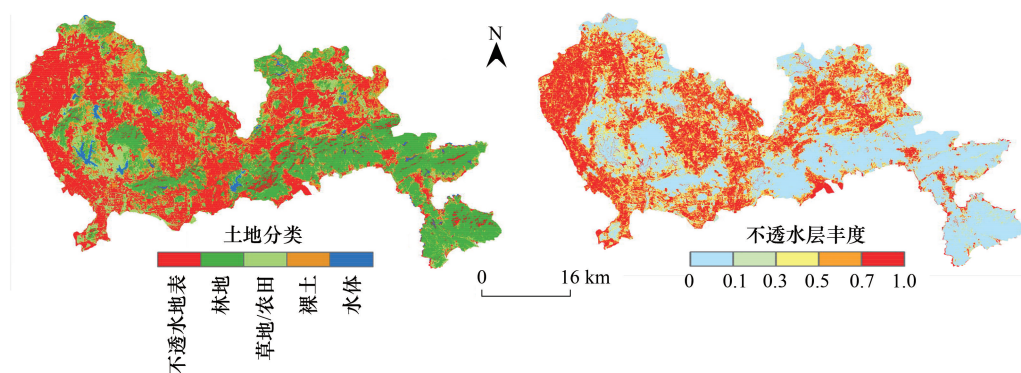


图 2 土地分类结果和不透水层丰度图

Fig.2 Spatial distribution of the land cover classification and the abundance of impervious surface

## 2.4 长时间序列热岛分析

本研究中城市热岛强度定义为有大量人类活动和高不透水面覆盖率的市中心和其临近的、较少受到人类活动扰动的郊区之间的温度差异。已有研究表明,由于长期的城市化进程和气候变化会对局部气候产生显著影响,城市热岛强度在时间和空间上有较大的异质性。由此,代表市中心与郊区的像元集需要谨慎选择,以避免在长时段内产生偏差。为了保证选取像元集的连续性,在市中心和郊区分别选取 3 组  $2 \times 2$  的像元集以计算平均温度。城市热岛效应强度(UHII)可以具体描述为:

$$UHII = \overline{LST}_{urban} - \overline{LST}_{rural}$$

式中,  $\overline{LST}_{urban}$  为城市中心区域样本点的平均温度,  $\overline{LST}_{rural}$  为郊区样本点的平均温度。

Mann-Kendall(M-K)检验广泛应用于趋势分析。作为一个非参数化算法,M-K 检验不受数据中的异常值影响且对数据分布没有要求。我们使用 M-K 检验检测城市热岛是否存在随时间变化的趋势。

基于地表能量平衡理论,本研究探讨了感热和潜热通量对城市热岛的贡献<sup>[18]</sup>。在不考虑近地面水平对流的影响的情况下,一个城市的地表能量平衡可以用下式表达:

$$R_n + A = H + LE + G$$

式中,  $R_n$  是全波段的净辐射,  $A$  是人为排放的热通量,  $H$  是感热通量,  $LE$  是潜热通量,  $G$  是土地热储量。城市热岛的变化可以归因为以上几个地表通量的变化:

$$\Delta T = a + \frac{\partial T}{\partial R_n} \Delta R_n + \frac{\partial T}{\partial H} \Delta H + \frac{\partial T}{\partial LE} \Delta LE + \frac{\partial T}{\partial G} \Delta G$$

式中,  $a$  是常数项,  $\Delta R_n$ ,  $\Delta H$ ,  $\Delta LE$  和  $\Delta G$  分别是净辐射、感热、潜热和土壤热通量的变化量。偏导数是  $\Delta T$  对几个地表热通量变化的敏感度。地表热通量的值来源于 FLDAS 的地表通量数据集,为了量化比较感热和潜热的贡献率,对它们的敏感度做归一化处理。

### 3 结果和讨论

#### 3.1 地表温度、热通量分布与土地利用格局的关系

土地利用格局对于城市热环境变化具有重要作用,其与环境变量之间的交互作用非常复杂,特别是对于快速城市化区域。我们首先利用 100 m 分辨率的 LANDSAT 图像分析了深圳市的城市热环境分布。图 3 显示了 2018 年 9 月的 LANDSAT 图像生成的卫星过境时的地表温度结果。从图像上可以发现,西部区域的温度明显要高于东部,这与植被和建成区的空间分布相关。特别地,高温区主要分布在城市建筑区域,如居民生活区、商业区和工业区等等,这些地方主要是由水泥、沥青和金属等不透水层构成,而且人类活动强烈,排放的热源较多。相反地,城市绿地、水体以及与农田等对应的地表温度则较低。城市和郊区地表温度的显著差异揭示了的城市热岛效应的存在。我们的研究基本与前人的研究吻合<sup>[31-32]</sup>。

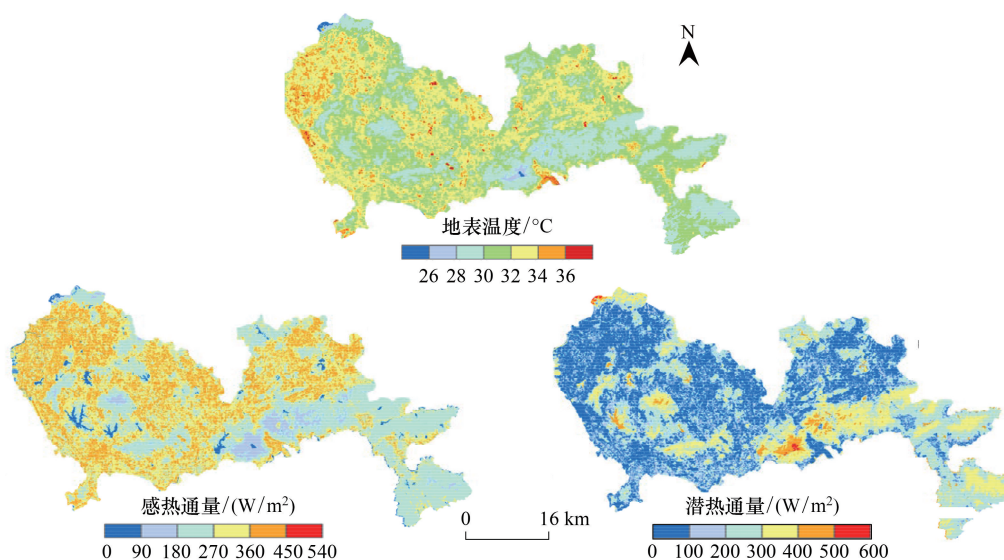


图 3 LANDSAT 地表温度分布,感热通量分布和潜热通量分布

Fig.3 Spatial distribution of land surface temperature, sensible heat flux and latent heat flux

城市热通量与土地利用格局紧密相关,已有学者关注城市植被和不透水层对地表能量交换的贡献。但是,土地利用格局对城市热耗散的定量分析比较复杂,并没有形成一个统一的共识。我们进一步研究了城市热通量与土地利用格局的关系。基于城市地表热通量模型和 LANDSAT 数据,生成了 2018 年 9 月的地表潜热和地表感热分布图,如图 3 所示。可以看到,各地物间的热通量分布具有明显差异。特别地,城市建成区与周围林地(和农田)的热环境存在显著的区别,城区与郊区之间的边界明确。由于地表下垫面大部分为不透水层,城区的地表温度与感热通量高于郊区的植被覆盖区域,而潜热通量却较低。这主要是因为不透水地表的表层水分难以通过水汽的形式扩散到大气中,从而使得城市区域的蒸散发量(潜热通量)明显降低。于此同时,由于缺乏植被覆盖,地表粗糙度相对较效,容易形成强烈大气湍流活动,城市区域的感热通量相对于郊区明显增加。

进一步检查了不同土地利用类型所对应热通量的平均值和标准差(表 2),以及不同植被覆盖度类型和不透水层丰度所对应温度与热通量的平均值和标准差(表 3 和表 4)。结果显示,植被与潜热通量具有较好的相关性,显示出了较大的潜热通量,而不透水层的潜热通量仅占地面净辐射的一部分。相反地,不透水层地表(水泥路面和建筑物表面)与感热通量具有较好的相关性,其感热通量要明显高于植被;而植被覆盖区域的感热通量仅占地面净辐射的一小部分。我们的研究表明城市植被覆盖的分布状况对城市热环境的具有显著的影响。

表 2 不同土地利用类型所对应热通量的平均值和标准差

| 土地类型<br>Land type           | 感热通量 /(W/m <sup>2</sup> )<br>Sensible flux |       | 潜热通量 /(W/m <sup>2</sup> )<br>Latent flux |       | 地表温度 /℃<br>Surface temperature |       |
|-----------------------------|--|-------|--|-------|--------------------------------|-------|
|                             | 均值 Mean                                    | 方差 SD | 均值 Mean                                  | 方差 SD | 均值 Mean                        | 方差 SD |
|                             |  |       |  |       |                                |       |
| 水体 Water                    | 1.9  | 3.4   | 407.3                                    | 25.6  | 24.5                           | 2.5   |
| 裸土 Bare soil                | 27.8                                       | 8.2   | 147.1                                    | 37.6  | 31.4                           | 2.3   |
| 农田 Cropland                 | 31.1                                       | 18.8  | 342.2                                    | 92.2  | 28.7                           | 2.9   |
| 草地 Grass                    | 20.9                                       | 11.5  | 272.8                                    | 47.5  | 29.5                           | 1.8   |
| 森林 Forest                   | 23.2                                       | 21.4  | 452.6                                    | 86.6  | 27.6                           | 1.6   |
| 低密度城区 Low density building  | 100.4                                      | 42.4  | 201.9                                    | 64.7  | 31.8                           | 2.7   |
| 高密度城区 High density building | 114.9                                      | 51.7  | 41.8                                     | 76.4  | 32.7                           | 2.9   |

表 3 不同植被覆盖度类型所对应温度的平均值和标准差

| Table 3 The average value and standard error of latent heat and land surface temperature corresponding to different vegetation fractional coverage |                                      |       |                            |       |
|--|--------------------------------------|-------|----------------------------|-------|
| 植被覆盖度<br>Vegetation fractional coverage  | 潜热通量 Latent flux/(W/m <sup>2</sup> ) |       | 地表温度 Surface temperature/℃ |       |
|  | 均值 Mean                              | 方差 SD | 均值 Mean                    | 方差 SD |
| <10%   | 56.6                                 | 104.5 | 31.3                       | 2.8   |
| 10%—30%  | 164.7                                | 112.8 | 31.9                       | 2.4   |
| 30%—50%  | 234.2                                | 101.5 | 30.6                       | 2.4   |
| 50%—70%  | 307.5                                | 88.4  | 30.1                       | 2.3   |
| >70%   | 351.2                                | 73.2  | 29.2                       | 2.2   |

表 4 不同不透水层丰度所对应热通量的平均值

| Table 3 The average value and standard error of sensible heat and land surface temperature corresponding to different impervious surface percentage |   |       |                            |       |
|---|---|-------|----------------------------|-------|
| 不透水层丰度<br>Impervious surface percentage   | 感热通量 Sensible flux /(W/m <sup>2</sup> ) |       | 地表温度 Surface temperature/℃ |       |
|   | 均值 Mean                                 | 方差 SD | 均值 Mean                    | 方差 SD |
| <10%  | 27.5                                    | 24.2  | 29.6                       | 2.1   |
| 10%—30%   | 53.6                                    | 45.1  | 30.8                       | 2.3   |
| 30%—50%   | 72.7                                    | 49.5  | 31.2                       | 2.5   |
| 50%—70%   | 81.3                                    | 52.7  | 32.1                       | 2.3   |
| >70%  | 96.2                                    | 57.6  | 32.8                       | 2.7   |

3.2 长时间序列观测

中等分辨率 LANDSAT 8 数据倾向于表征地表热环境的单一状态。城市景观常常经历着复杂的地表能量循环和气象条件的高变异性,因此可靠而有效的时间序列的数据亟需用来评估一个较长的时间周期里热环境的动态变化。长时间序列分析有助于研究城市热环境的年际和季节变化趋势。我们进一步分析了深圳 2003—2018 年的月均地表温度,如图 4 所示。结果显示,相对高温出现在 6 月到 9 月之间,相对低温出现在冬季(12 月、1 月和 2 月)。与 LANDSAT 结果相吻合,MODIS 地表温度分布的空间格局从西向东逐渐降低。低温区域主要分布在东部的植被覆盖区域,同时高温区域主要分布在西边中心城区。图 5 显示了深圳年均城市热岛强度。在 2003—2018 年间,城市的平均热岛强度为 2.14℃,而且大致呈现趋于平稳的趋势,这主要是由于地方采取了生态红线管控策略。

在研究时段内,深圳经历了显著的人口和经济增长、以及快速城市化的过程,这些因素都影响了城市热岛的变化。这里我们使用 M-K 检验探测年均城市热岛是否存在显著变化的趋势。图 6 显示深圳城市热岛整体上呈现下降的趋势。考虑到季节变化和人为活动的影响,对季均数据也开展了同样的 M-K 检验。季均城市



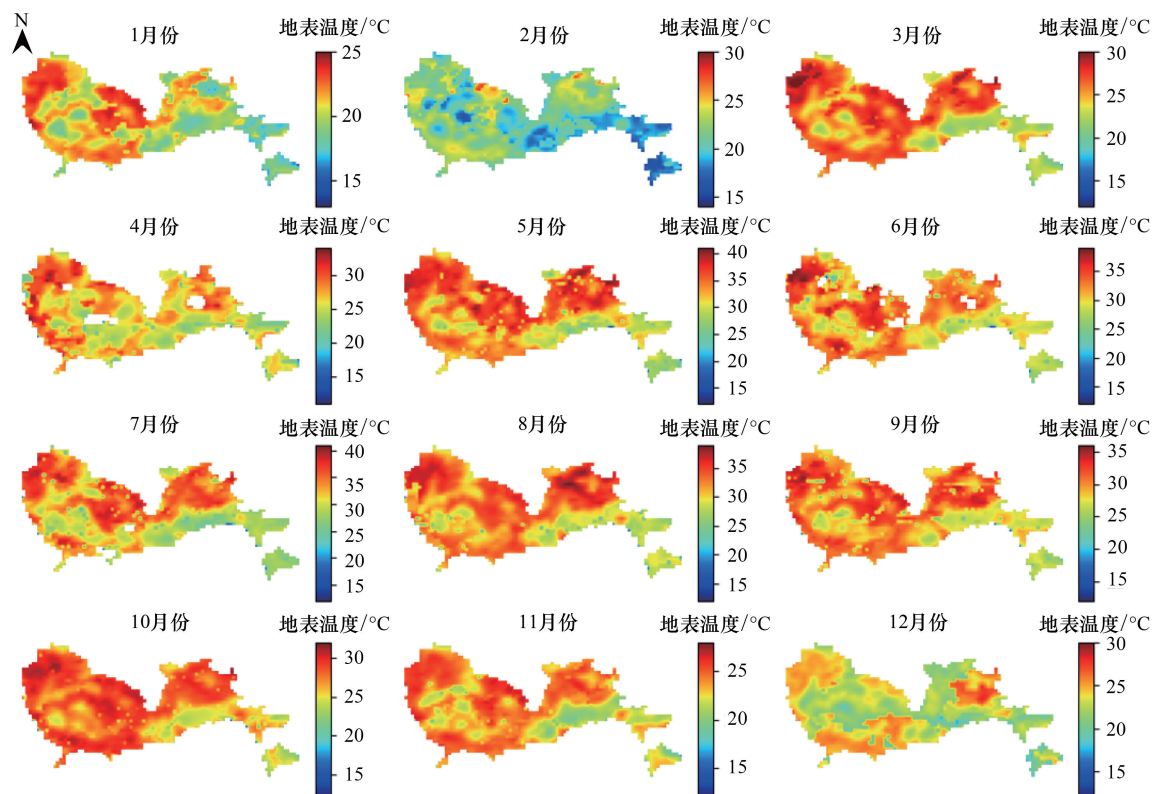


图 4 2003—2018 月均地表温度

Fig.4 Spatial distribution of monthly land surface temperature during 2003—2018

热岛的检验结果与年均变化率的检验结果趋于一致的。城市热岛在春季显示下降趋势,不过在统计学上并不显著。但是,这一下降趋势在其他季节上具有统计显著性。

已有研究普遍采用基础变量,如地表反照率、地表发射率、大气阻力以及土地覆盖等,作为输入参数计算各个地表能量通量的值。这些研究不适用于长时间序列分析,本研究中直接采用数值模型输出的地表能量通量数据作为输入数据,简化了归因分析的算法且降低了收集输入数据的难度。利用 MODIS 月均温度和 FLDAS 通量数据,基于归因分析方法进一步研究了感热和潜热对城市热岛变化的贡献。图 6 分别给出了感热和潜热的相对贡献率。可以看到,感热通量在深圳城市热岛强度变化中发挥了主要作用。这主要是由于城市化和人类活动显著地改变了城市结构,譬如提高了城市中的建筑物密度和高度,从而导致热辐射、热存储以及热传导模式都发生了改变。另外,人为生活方式也改变了热辐射和热存储模式,是热岛强度改变的一个显著因素。因此,经过了快速城市化的过程后,深圳市目前发展方向是提高城市区域的利用效率。

### 3.3 进一步讨论和意义

时空分析和归因结果表明城市热岛强度的变化与城市的发展紧密相关。与此前的研究发现一致,城市

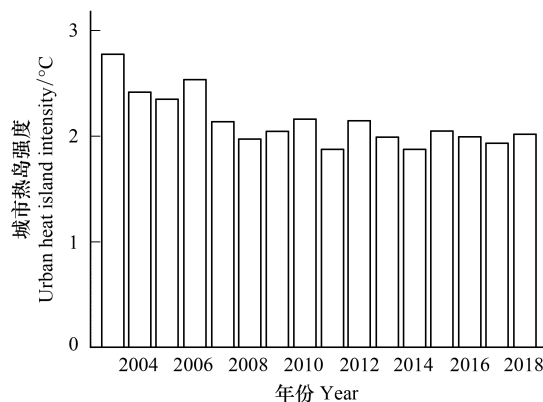


图 5 2003—2018 年均热岛强度

Fig.5 The urban heat island intensity during 2003—2018

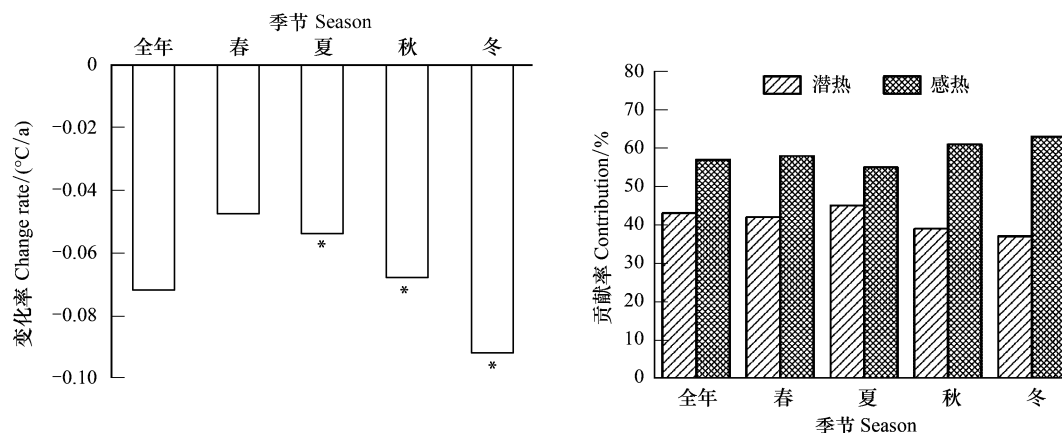


图 6 2003—2018 城市热岛强度变化, 潜热通量与感热通量对城市热岛的相对贡献

Fig. 6 The change rate of urban heat island intensity during 2003—2018, and the relative contribution of latent heat flux and sensible heat flux to urban heat island

热岛强度的变化主要受包括植被覆盖、不透水面等在内的环境因素的影响。全球人造不透水面数据进一步表明, 尽管在 2003—2018 年深圳不透水面的面积有显著的增长。在经历几十年的工业化与城市化之后, 深圳的生态环境发生了显著变化。不透水面与经济活动的快速增长不可避免的改变了城市结构和建筑物密度, 并对深圳城市热环境的动态变化产生了巨大影响。

对于如何缓解城市热岛, 本研究对城市管理者 and 规划者有几点建议。结果表明通过适当的城市规划, 大城市也可以降低城市热岛强度。在连续的不透水面上增加植被斑块不仅能提高蒸散发, 而且能改变地表粗糙度, 这可以提高地表向外传输热能的效率。同时对于长期是不透水面的区域, 不应该过分依赖植被去缓解城市热岛。在潜热通量始终都处于较低水平时, 城市热岛的变动受到城市结构与材质的影响大于植被变化的影响, 尤其是建筑物的密度和高度。为了缓解城市热岛, 需要全面考虑地表热通量和其他地表生物物理要素的影响。

在解读本研究的发现时有几点需要注意。已有研究表明城市热环境不仅随着季节变动而变动, 而且在日间和夜间也有不同表现。然而本研究所用的月均温度数据主要针对日间温度, 因此本研究的结果可能无法完全揭示城市热岛在一天中的变化过程。此外, 由于 FLDAS 输出的地表能量通量数据同样是月均值, 以此为基础的归因分析也应从适当的时间尺度上去解读。本研究强调的是感热和潜热在一个较长的时间段内对城市热环境的影响。显然, 具备高分辨率的, 长时间序列的, 连续的, 覆盖广泛的地表温度和地表能量通量数据是未来进一步研究的基础。本研究使用了一种归因分析的方法分析感热与潜热对城市热岛变化的影响, 未来的研究中可以采取多种归因方法探索这些影响。

#### 4 结论

本文基于多源影像, 分析了深圳城市土地覆盖对地表温度以及热量收支状况的影响。考虑到城市化进程和气候变化会对局部城市热岛强度的影响, 城市热岛强度由代表市中心与郊区的像元集合计算得出。本研究使用一个基于地表能量平衡理论的归因方法确定感热通量和潜热通量对城市热岛变化的贡献率, 讨论了引起城市热岛变化的机制和缓解城市热岛的可能策略。

研究发现深圳存在城市热岛现象, 城市地物间有着明显的地表温度差异。城市不同土地覆盖类型的感热和潜热存在着较大差异, 这些差异对城市热岛的形成和消除具有重要影响。时间序列分析表明深圳的城市热岛强度夏季较高而冬季较低, 月均热岛强度的最大值出现在 6 月。对于年际变化, 深圳在 2003—2018 表现出显著的下降趋势, 大约下降  $0.1^{\circ}\text{C}/\text{a}$ 。归因分析显示感热通量的影响在深圳起主要作用, 这一模式在全年和季

节上都较为明显。深圳市经过了高速扩张的阶段,目前发展方向应是提高建成区的利用效率,这一研究强调了热传输作用对城市热环境演变的作用。

总之,本研究探讨了过去近 20 年深圳市的城市热岛强度变化以及感热和潜热在其中的作用。本文的研究可以为缓解热岛效应与景观格局优化研究提供借鉴。随着珠三角的不断发展,城市间的边界逐渐模糊。如将本研究扩展到城市群尺度上,则能加强对城市化如何影响局部环境的认识。

#### 参考文献 (References):

- [ 1 ] Rizwan A M, Dennis L Y C, Liu C H. A review on the generation, determination and mitigation of Urban Heat Island. *Journal of Environmental Sciences*, 2008, 20(1): 120-128.
- [ 2 ] Mirzaei P A, Haghighat F. Approaches to study Urban Heat Island—Abilities and limitations. *Building and Environment*, 2010, 45(10): 2192-2201.
- [ 3 ] Zhou D C, Xiao J F, Bonafoni S, Berger C, Deilami K, Zhou Y Y, Froking S, Yao R, Qiao Z, Sobrino J A. Satellite remote sensing of surface urban heat islands: progress, challenges, and perspectives. *Remote Sensing*, 2019, 11(1): 48.
- [ 4 ] Coutts A M, Harris R J, Phan T, Livesley S J, Williams N S G, Tapper N J. Thermal infrared remote sensing of urban heat: hotspots, vegetation, and an assessment of techniques for use in urban planning. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 186: 637-651.
- [ 5 ] Schwarz N, Lautenbach S, Seppelt R. Exploring indicators for quantifying surface urban heat islands of European cities with MODIS land surface temperatures. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(12): 3175-3186.
- [ 6 ] Clinton N, Gong P. MODIS detected surface urban heat islands and sinks: global locations and controls. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 134: 294-304.
- [ 7 ] Chen X L, Zhao H M, Li P-X, Yin Z Y. Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 104(2): 133-146.
- [ 8 ] Liu K, Su H B, Li X K, Wang W M, Yang L J, Liang H. Quantifying spatial - temporal pattern of urban heat island in Beijing: an improved assessment using land surface temperature (LST) time series observations from LANDSAT, MODIS, and Chinese new satellite GaoFen-1. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(5): 2028-2042.
- [ 9 ] 林荣平, 祁新华, 叶士琳. 沿海河谷盆地城市热岛时空特征及驱动机制. *生态学报*, 2017, 37(1): 294-304.
- [ 10 ] 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. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 106(3): 375-386.
- [ 11 ] Zhou W Q, Wang J, Cadenasso M L. Effects of the spatial configuration of trees on urban heat mitigation: a comparative study. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 195: 1-12.
- [ 12 ] Liu K, Su H B, Zhang L F, Yang H, Zhang R H, Li X K. Analysis of the urban heat island effect in Shijiazhuang, China using satellite and airborne data. *Remote Sensing*, 2015, 7(4): 4804-4833.
- [ 13 ] 郭宇, 王宏伟, 张喆, 唐明, 吉喜燕, 侯梅芳. 南京市热环境与地表覆被的时空尺度效应及驱动机制研究. *生态环境学报*, 2020, 29(7): 1403-1411.
- [ 14 ] Du S H, Xiong Z Q, Wang Y C, Guo L. Quantifying the multilevel effects of landscape composition and configuration on land surface temperature. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 178: 84-92.
- [ 15 ] 刘焱序, 彭建, 王仰麟. 城市热岛效应与景观格局的关联: 从城市规模、景观组分到空间构型. *生态学报*, 2017, 37(23): 7769-7780.
- [ 16 ] Oke T R. The energetic basis of the urban heat island. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 1982, 108(455): 1-24.
- [ 17 ] Li D, Liao W L, Rigden A J, Liu X P, Wang D G, Malyshev S, Shevliakova E. Urban heat island: aerodynamics or imperviousness? *Science Advances*, 2019, 5(4): eaau4299.
- [ 18 ] Zhao L, Lee X, Smith R B, Oleson K. Strong contributions of local background climate to urban heat islands. *Nature*, 2014, 511(7508): 216-219.
- [ 19 ] Sun T, Kotthaus S, Li D, Ward H C, Gao Z Q, Ni G H, Grimmond C S B. Attribution and mitigation of heat wave-induced urban heat storage change. *Environmental Research Letters*, 2017, 12(11): 114007.
- [ 20 ] Hou H R, Liu K, Li X K, Chen S H, Wang W M, Rong K. Assessing the urban heat island variations and its influencing mechanism in metropolitan areas of Pearl River Delta, South China. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 2020, 120: 102953.
- [ 21 ] 宋艳曦, 余世孝, 李楠, 龚友夫. 深圳特区表面温度空间分异特征. *生态学报*, 2007, 27(4): 1489-1498.
- [ 22 ] Agutu N O, Awange J L, Zerihun A, Ndehedehe C E, Kuhn M, Fukuda Y. Assessing multi-satellite remote sensing, reanalysis, and land surface

- models' products in characterizing agricultural drought in East Africa. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 194: 287-302.
- [23] 胡德勇, 乔琨, 王兴玲, 赵利民, 季国华. 单窗算法结合 Landsat 8 热红外数据反演地表温度. *遥感学报*, 2015, 19(6): 964-976.
- [24] Valor E, Caselles V. Mapping land surface emissivity from NDVI: application to european, African, and South American areas. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 57(3): 167-184.
- [25] Kato S, Yamaguchi Y. Estimation of storage heat flux in an urban area using ASTER data. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 110(1): 1-17.
- [26] Liu K, Su H B, Li X K. Comparative assessment of two vegetation fractional cover estimating methods and their impacts on modeling urban latent heat flux using landsat imagery. *Remote Sensing*, 2017, 9(5): 455.
- [27] Pal M, Mather P M. Support vector machines for classification in remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(5): 1007-1011.
- [28] Degerickx J, Roberts D A, Somers B. Enhancing the performance of Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (MESMA) for urban land cover mapping using airborne lidar data and band selection. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 221: 260-273.
- [29] Fan F L, Deng Y B. Enhancing endmember selection in multiple endmember spectral mixture analysis (MESMA) for urban impervious surface area mapping using spectral angle and spectral distance parameters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, 33: 290-301.
- [30] Deng C B, Wu C S. A spatially adaptive spectral mixture analysis for mapping subpixel urban impervious surface distribution. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 133: 62-70.
- [31] Wang W M, Liu K, Tang R, Wang S D. Remote sensing image-based analysis of the urban heat island effect in Shenzhen, China. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 2019, 110: 168-175.
- [32] 丁硕毅, 乔冠瑾, 郭媛媛, 伍雨轩, 王宝民. 珠三角城市群热岛及其气象影响因子研究. *热带气象学报*, 2015, 31(5): 681-690.