

基于遥感和 GWR 的兰州中心城区夏季热场格局及与土地覆盖的关系^①

董磊磊, 潘竟虎*, 王卫国, 冯娅娅

(西北师范大学地理与环境科学学院, 兰州 730070)

摘要: 兰州是河谷型城市的典型代表, 利用多期 Landsat 遥感影像, 定量反演兰州中心城区 1990—2015 年的夏季地表温度, 分别采用普通线性回归模型(OLS)和地理加权回归模型(GWR)拟合土地覆被变化比例与地表温度的关系, 分析其空间非稳定性。结果表明: 空间分布上, 兰州市中心城区夏季地表温度高的区域主要集中在南北两山的未利用地, 黄河流经的河谷盆地温度较低; 城市热岛比例指数也呈现出先下降后增长的特点。土地覆被变化比例对地表温度的变化影响显著, 且二者之间存在空间上的非稳定性, 地理位置和周边环境是产生空间非稳定性的主要原因。OLS 回归模型会高估或低估不同土地覆被类型的增温或降温能力, GWR 模型的拟合结果优于 OLS 模型, 能够更直观准确地量化土地覆盖比例与地表温度二者关系的空间非稳定性时空格局。

关键词: 地表温度; 土地覆被; 地理加权回归; 热场; 兰州市

中图分类号: P95

文献标识码: A

随着社会经济的快速发展, 城市化已成为当前社会发展的必然趋势, 城市化进程的不断加快, 使得城市热岛效应成为人们关注的焦点问题。地表覆被变化的过程是城市化过程的实质, 由于城市的扩张, 以不透水面为主体的人为景观逐渐替代了以透水表面和蒸腾植被为主的城郊自然景观, 地表的辐射、热容量、湿度和粗糙度等属性也随之发生了变化, 从而为城市热岛的形成创造了地面条件^[1]。早期有关城市热岛的研究主要利用气象站的定点观测, 以及气象车的流动监测。虽然可以很好地揭露温度在时间上的变化, 但对于空间格局上的分布和变化却难以刻画。国外很早就发现城市规模与城市热岛效应之间的相关性^[2], 近年来, 针对城市扩张的热岛效应^[3-4]、城市土地利用类型与地表温度的关系^[5-6]、城市热环境与绿地及植被指数的关系^[7-8]、城市热岛的时空分布及变化规律^[9]、城市热岛产生的原因^[10]等进行了多方面的研究。综合来看, 城市扩张、人为因素和地表性质对城市热岛的影响是研究的主要内容; 城郊温差分析法、数理分析方法和遥感分析法等是主要的研究方法。

Rao^[11]在 1972 年发现 ITOS-1 卫星 SR 热红外数据能识别城区及郊区热辐射差异以后, 利用遥感数据

的热红外波段信息, 可反演得到空间上连续的地表温度 (land surface temperature, LST), 从而使得热红外遥感技术在研究城市和区域尺度上的热环境特征得到广泛应用。兰州市中心城区位于河谷盆地之中, 有限的土地资源、大量的工业废气和干燥的空气是其特征, 随着经济发展, 城市不断扩张, 城市热岛逐渐扩大, 热环境问题也日益明显, 同时为了应对热环境问题所投入的各种能源也逐渐增多。研究该区域的热环境问题, 可为城市规划和生态环境的建设提供科学合理的依据。

土地覆被变化是地表温度差异的主要原因^[12], 不同土地覆被类型的地表温度存在明显差异^[13]。全局回归模型 (如最小二乘法 ordinary linear regressions, OLS) 已被用来研究土地覆被比例与地表温度的关系^[14]。空间位置的不同, 可能导致土地覆被变化对地表温度的影响程度并不一致, 即土地覆被变化对地表温度的影响存在空间上的非稳定性。目前, 此类研究尚比较少见。地理加权回归模型 (geographically weighted regression, GWR) 是一种定量研究空间非稳定性的有效方法^[15], 已经广泛地应用到各个相关领域^[16-17]。本文以 Landsat 遥感影像为数据源,

基金项目: 甘肃省自然科学基金项目(1506RJZA117)和甘肃省高校基本科研业务费项目(2014-63)资助。

* 通讯作者(panjh_nwnu@nwnu.edu.cn)

作者简介: 董磊磊(1990—), 男, 甘肃秦安人, 硕士研究生, 主要从事土地生态评价研究。E-mail: dongleilei90@163.com

反演 6 个时点上兰州市中心城区的地表温度,进而分析 6 个时点上兰州市城市热场的空间格局;创新性地引入地理加权回归模型为基础,结果可落实到空间上的每个“点”(栅格)上,揭示典型河谷型城市兰州市土地覆被比例对地表温度的影响及其空间非稳定性,具有极佳的可视效果,可直观地为兰州市城市生态规划和生态环境建设提供科学参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

兰州 (35°35'~37°7'N, 102°36'~104°34'E) 位于陇西黄土高原西部,青藏高原的东北缘。辖五区三县,由于红古区距离其余城区较远而保持相对独立性。2012 年 8 月 28 日,国务院批复设立西北地区第一个、国家第五个国家级新区——兰州新区,所以本研究中兰州中心城区特指主城区(包括城关、七里河、安宁和西固 4 个城区)以及兰州新区,中心城区的范围取自兰州市城市总体规划(2011—2020)。兰州市属于典型的大陆性干旱气候,降雨量少而集中,年均降水量 324.8 mm,年蒸发量 1 486 mm,年均气温 9.3℃。城市主体位于南北两山之间的黄河谷底,并沿黄河东西呈带状分布,是河谷型城市的典型代表。兰州新区是国务院批准的第五个国家级新区,位于兰州市北部的秦王川盆地,与主城区之间主要有黄土丘陵沟壑区相隔。伴随城市规模的不断扩张,城市下垫面性质和格局变化明显,加之受到地形条件的影响,大量的工业废气流通受到阻碍,导致环境污染严重,城市热岛效应明显。由于地处西北内陆,降水稀少、蒸发量大和水资源短缺使得城市的生态环境建设面临严重问题。秦王川原为兰州重要的粮食和蔬菜生产基地,兰州新区的建设一方面必然要占用大量的优质农田,导致区域热环境发生改变,另一方面城市绿化和湿地保护又会提高城区的环境适宜度,城市化到底对热场产生何种影响?幅度和力度如何?这些都需要深入开展研究。

1.2 数据来源

考虑到遥感卫星数据源的一致性,本文统一采用 Landsat 系列遥感影像。Landsat 数据获取自 United States Geological Survey (USGS, <http://glovis.usgs.gov>) 网站。遥感影像为 Landsat 5 TM 影像,轨道号 131/35,成像时间 1990-7-8、1994-7-19、2000-7-19、2004-7-30、2009-7-28; Landsat 8 OLI/TIRS 影像,轨道号 131/35,成像时间 2015-8-14。土地利用数据通过人工目视解译得到,经验证,土地利用总体分类精度 > 85%,其

中一级分类精度 > 95%。还包括研究区基础地理数据以及气象统计数据。

在 ENVI 5.1 软件支持下,采用多项式法对 2015 年遥感影像进行几何校正,在 1:5 万地形图上选取地面控制点,校正模型选用二元二次多项式,采用双线性进行像元重采样,输出像元大小为 30 m × 30 m, RMS 误差在一个像元内。然后利用校正后的影像对其余年份影像进行配准。通过辐射定标将原始 DN 值转化为大气顶层的辐射亮度值以消除传感器本身的误差,确定传感器入口处的准确辐射值。利用“FLAASH”模型进行大气校正,消除大气散射、吸收和反射引起的误差,得到各个波段的反射率图像。

1.3 研究方法

1.3.1 亮度温度反演 采用 Planck 函数求解亮度温度,公式如下所示^[18]:

$$T_i = K_{i,2} / \ln \left(1 + \frac{K_{i,1}}{I_\lambda} \right) \quad (1)$$

式中: $K_{i,1}$ 和 $K_{i,2}$ 均为常量,可以从遥感数据头文件中获取。对于 TM 影像的第 6 波段, $K_1 = 607.76 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m})$, $K_2 = 1\,260.56 \text{ K}$; 对于 TIRS 影像的第 10、11 波段, $K_{10,1} = 774.89 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m})$, $K_{10,2} = 1\,321.08 \text{ K}$, $K_{11,1} = 480.89 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m})$, $K_{11,2} = 1\,201.14 \text{ K}$ 。 I_λ 是经过辐射定标和大气校正之后的热红外波段辐射强度。

1.3.2 地表温度反演的单窗算法 采用覃志豪^[19]提出的单窗算法反演 Landsat 5 数据的地表真实温度,公式为:

$$T_s = \{a_6(1 - C_6 - D_6) + [b_6(1 - C_6 - D_6) + C_6 + D_6]T_6 - D_6T_a\} / C_6 \quad (2)$$

式中: T_s 为地表温度(K), $a_6 = -60.326$, $b_6 = 0.434$; C_6 、 D_6 为中间变量, $C_6 = \varepsilon_6\tau_6$, $D_6 = (1 - \tau_6)[1 + (1 - \varepsilon_6)\tau_6]$; T_a 为大气平均作用温度; τ_6 为大气透射率; ε_6 为地表比辐射率,限于篇幅,上述参数的估算方法可参考相关文献[4]。

1.3.3 地表温度反演的分裂窗算法 结合 Landsat 8 数据特征,通过深入研究分裂窗算法,进而对 MODIS 分裂窗算法进行改进,提出了适合 Landsat 8 数据的地表温度遥感反演方法^[20],公式如下:

$$T_s = A_0 + A_1T_{10} - A_2T_{11} \quad (3)$$

式中: T_s 为地表温度(K), T_{10} 和 T_{11} 分别是 Landsat 8 数据第 10 和 11 波段的亮度温度; A_0 、 A_1 、 A_2 分别为分裂窗算法的参数,定义如下:

$$A_0 = \frac{a_{10}D_{11}(1 - C_{10} - D_{10})}{(D_{11}C_{10} - D_{10}C_{11})} - \frac{a_{11}D_{10}(1 - C_{11} - D_{11})}{(D_{11}C_{10} - D_{10}C_{11})} \quad (4)$$

$$A_1 = 1 + \frac{D_{10}}{(D_{11}C_{10} - D_{10}C_{11})} + \frac{b_{10}D_{11}(1 - C_{10} - D_{10})}{(D_{11}C_{10} - D_{10}C_{11})} \quad (5)$$

$$A_2 = 1 + \frac{D_{10}}{(D_{11}C_{10} - D_{10}C_{11})} + \frac{b_{11}D_{10}(1 - C_{11} - D_{11})}{(D_{11}C_{10} - D_{10}C_{11})} \quad (6)$$

式中: a_{10} , a_{11} , b_{10} , b_{11} 是常量, 根据热红外波段特征确定。在地表温度 $0 \sim 50^\circ\text{C}$ 范围内, 它们的取值分别为 $a_{10} = -64.603\ 63$, $a_{11} = -68.725\ 75$, $b_{10} = 0.440\ 817$, $b_{11} = 0.473\ 453$ 。 C , D 分别为地表比辐射率和大气透过率的函数, 其计算方法如下:

$$C_i = \varepsilon_i \tau_i(\theta) \quad (7)$$

$$D_i = [1 - \tau_i(\theta)][1 + (1 - \varepsilon_i)\tau_i(\theta)] \quad (8)$$

式中: i 为第 10 和 11 波段, ε_i 为地表比辐射率, $\tau_i(\theta)$ 为天顶角 θ 处的大气透过率。限于篇幅, 其估算方法可参考相关文献[21]。

1.3.4 普通线性回归模型 本研究以 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ 的单元格网^[22]为标准, 分别获取每个格网内的平均地表温度和不同土地利用类型所占的比例, 利用 OLS 和 GWR 两个回归模型拟合不同土地覆被类型比例与地表温度的关系。比较两种方法的拟合程度, 并进一步分析河谷型城市土地覆被类型与地表温度之间的关系和空间非稳定性。

普通线性回归模型是一种对被解释变量和解释变量之间相互关系进行研究的统计方法, 其公式如下:

$$Y_i = \beta_0 + \sum_k \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad (9)$$

式中: Y_i 是第 i 点被解释变量的值, β_0 为截距, X_{ik} 是第 k 个解释变量在第 i 点的值, β_k 是第 k 个解释变量的斜率或者回归系数, ε_i 为残差。

普通线性回归模型是一种非空间模型, 变量的各个点之间相互独立是该模型的前提假设。采用该方法进行土地覆被与地表温度分析, 所得到的回归参数研究区域内的平均拟合, 无法反映出空间上局部的变化情况。因此, 本文采用 GWR 进行进一步分析研究。

1.3.5 地理加权回归分析 基于地理学第一定律的 GWR 在传统 OLS 模型的基础上进一步扩展, 将数据的地理位置加入回归参数中, 同时考虑了相邻点的空间权重, 允许局部的参数估计^[23-24]。GWR 计算公式为:

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_k \beta_k(u_i, v_i) X_{ik} + \varepsilon_i \quad (10)$$

式中: (u_i, v_i) 是第 i 点的空间位置, $\beta_k(u_i, v_i)$ 是连续函数 $\beta_k(u, v)$ 在点 (u_i, v_i) 处的值。 $\beta_k(u_i, v_i)$ 的函数是:

$$\beta_k(u_i, v_i) = [X^T W(u_i, v_i) X]^{-1} X^T W(u_i, v_i) Y \quad (11)$$

式中: $W(u_i, v_i)$ 为距离权重矩阵, 是观测点与其他点之

间的距离函数。

$$W_{ij} = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{b^2}\right) \quad (12)$$

式中: b 为带宽, 本研究利用 AIC 准则确定带宽, d_{ij} 是观测点 j 与 i 之间的距离。

2 结果与分析

2.1 兰州市地表温度空间格局及热岛响应

根据前人^[25-26]的研究结论, 单窗算法和分裂窗算法的反演精度约在 $0.3\text{ K} \sim 1.6\text{ K}$ 之间, 精度较高, 但区域差异明显。利用 Landsat 影像, 通过单窗算法和分裂窗算法对兰州中心城区夏季地表温度进行反演, 获得兰州中心城区 6 个时点上的地表温度空间分布(图 1)。由于兰州市地处大陆内部, 属于典型的大陆性干旱气候, 并且黄河穿城而过, 又是河谷型城市, 从地表温度的空间分布分析可知, 兰州市地表温度高的区域主要集中分布在中心城区和新区过渡的黄土丘陵沟壑地带, 该区域是未利用地集中分布的地区, 受降雨量稀少、蒸发量大等自然条件的制约, 该区域绝大多数地方植被覆盖稀少, 多为裸土和裸岩, 地表温度的变化趋势主要呈现出从未利用地中心向周围逐渐递减的趋势; 黄河流经的地区温度较低, 主要是因为水的比热小。中心城区与周围郊区相比较, 中心城区地表温度明显高于城郊地区。

就兰州市主城区与兰州新区的地表平均温度来看(图 2), 在反演得到的 1990-7-8 和 1994-7-19 的地表温度分布图上, 兰州市主城区的地表平均温度要远高于兰州新区, 其时秦王川盆地尚未开发, 地表覆被还以耕地、草地为主。2004 年以后, 随着中川机场建设, 特别是兰州新区的规划和大规模建设铺开, 兰州新区的地表温度已超过主城区, 在 2004-7-30 和 2009-7-28 的地表温度图上, 均呈现出这样的趋势。值得注意的是, 兰州新区建区伊始就提出了“北御风沙、中兴产业、南建景观”的生态建设思路, 按照打造“产业强城、生态绿城、多湖水城、现代新城”的战略思路, 通过基础生态工程建设, 实现新区生态建设大提升。2015-8-14 的地表温度图则显示, 兰州新区的地表平均温度已低于人口密集的主城区。

由于影像成像时间不同, 为了消除时相差异对地表温度的影响, 通过自然断裂法(natural break)对反演得到的地表温度进行归一化处理, 最终分为最低温、低温、偏低温、中温、偏高温、高温和极高温 7 个等级(图 3), 并对各个等级的像元个数和面积进行统计(表 1)。

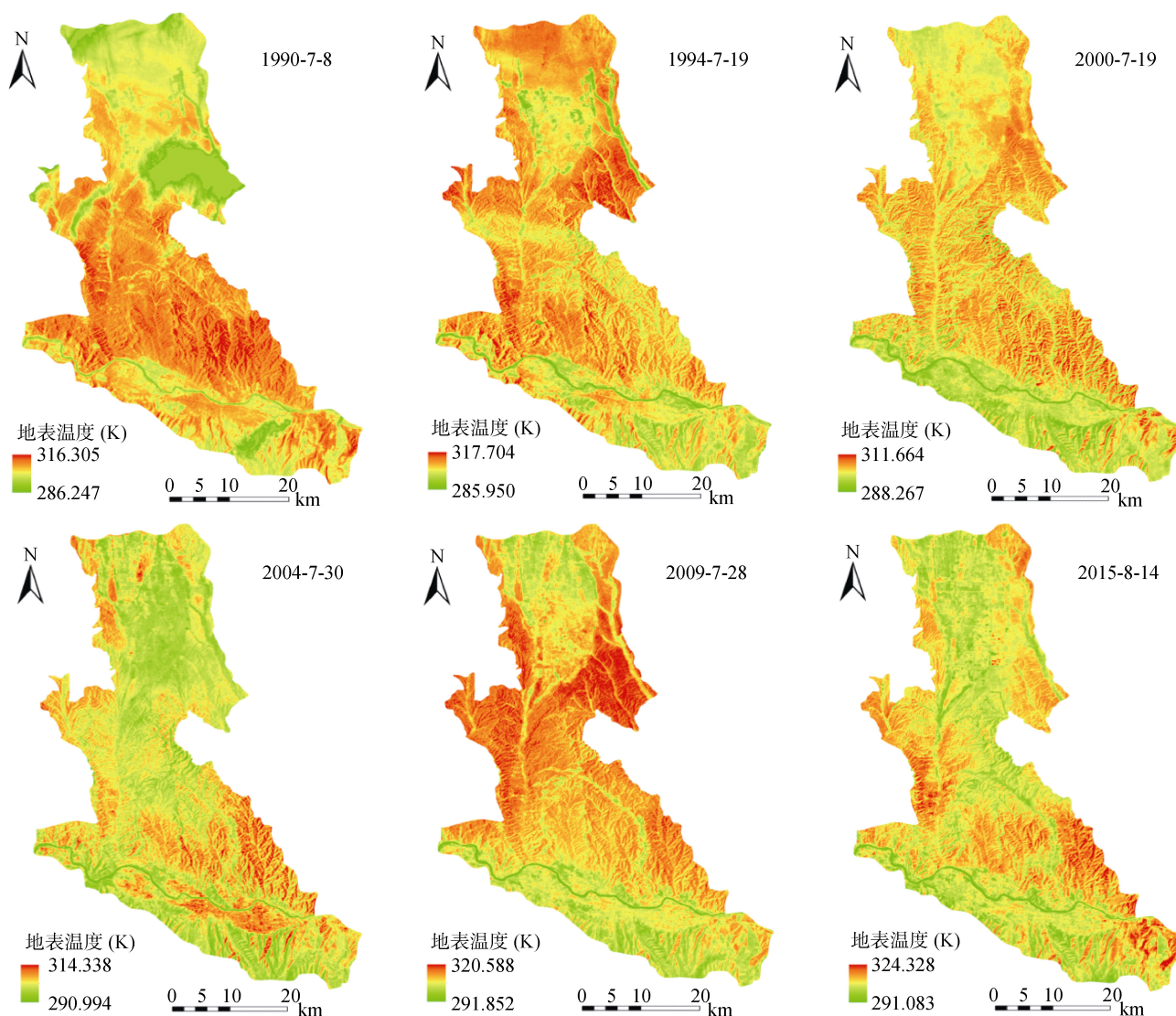


图 1 兰州中心城区不同时期地表温度空间分布示意图

Fig. 1 Spatial distribution of land surface temperature in Lanzhou in different time

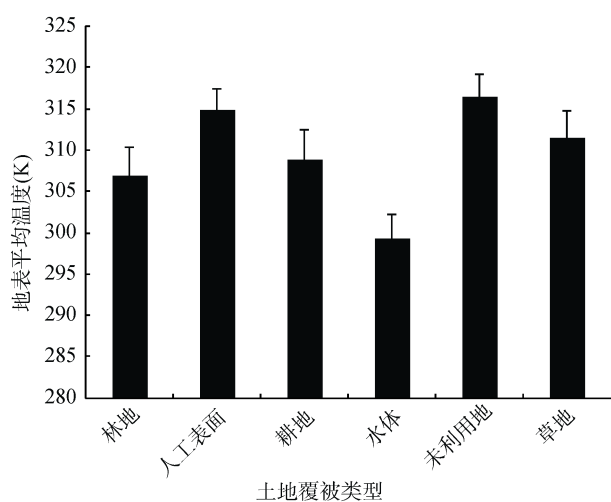


图 2 各土地利用类型地表温度的均值与标准差(2009-7-28)

Fig. 2 Means and standard deviations of land surface temperatures of land use types (2009-7-28)

徐涵秋和陈本清^[27]构建了城市热岛比例指数 URI, 公式为:

$$URI = \frac{1}{100m} \sum_{i=1}^n w_i p_i \quad (13)$$

式中: m 为归一化等级指数; i 为城区高于郊区的温度等级; n 为城区高于郊区的温度等级数; w_i 为权重值, 取第 i 级的级值; p_i 为第 i 级的百分比。本文将地表温度分为 7 级, 所以 m 为 7。极高温区和高温区主要分布在城市 and 周围两山的裸土等为利用土地, 极高温和高温表示城市热岛的范围, 所以 n 为 2; 通过计算, 兰州中心城区 1990 年、1994 年、2000 年、2004 年、2009 年和 2015 年的城市热岛比例指数分别为 0.281、0.279、0.237、0.260、0.376 和 0.403, 说明兰州市中心城区热岛效应呈现先增加后减小的趋势, 这与前述地表温度反映出的趋势是一致的。但

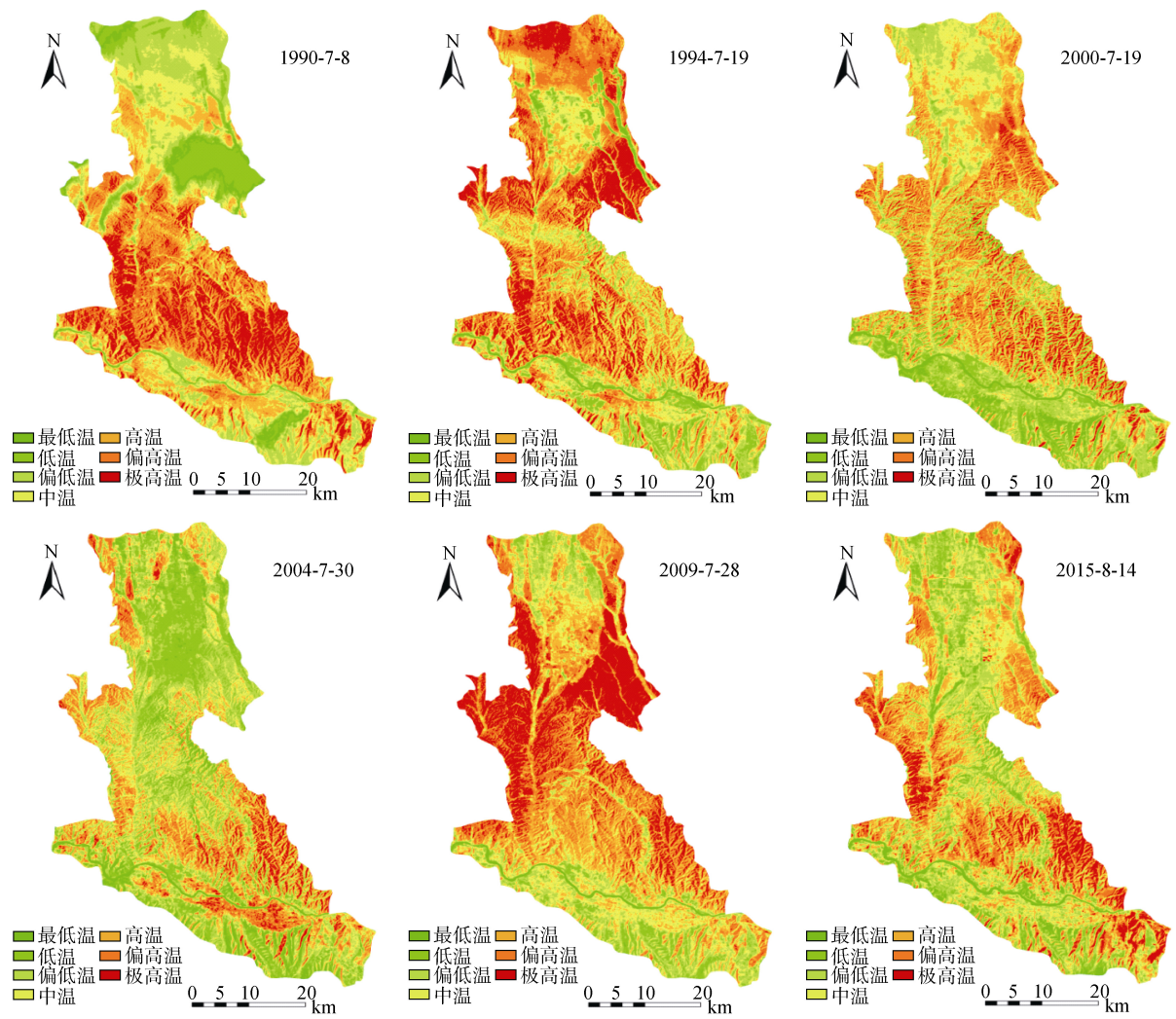


图 3 兰州中心城区地表温度等级示意图
Fig. 3 Grades of land surface temperatures in Lanzhou in different time

表 1 地表真实温度分级面积统计

Table 1 Area statistics of land surface temperatures in different grades

地温分区	面积(km ²)		
	1990 年	1994 年	2000 年
最低温区	58.23 (286.23K ~ 292.02K)	30.22 (285.95K ~ 298.02K)	63.97 (288.27K ~ 294.13K)
低温区	215.12 (292.03K ~ 296.50K)	150.16 (298.03K ~ 301.51K)	234.43 (294.14K ~ 296.89K)
偏低温区	359.74 (296.51K ~ 300.15K)	236.83 (301.52K ~ 303.88K)	416.83 (296.90K ~ 298.81K)
中温区	427.23 (300.16K ~ 303.34K)	532.20 (303.89K ~ 305.87K)	521.44 (298.82K ~ 300.56K)
偏高温区	513.25 (303.35K ~ 306.40K)	617.69 (305.88K ~ 307.86K)	445.27 (300.57K ~ 302.58K)
高温区	416.72 (306.41K ~ 309.11K)	366.61 (307.87K ~ 309.98K)	363.92 (302.59K ~ 304.78K)
极高温区	281.11 (309.12K ~ 316.19K)	319.67 (309.99K ~ 317.58K)	225.51 (304.79K ~ 311.66K)
地温分区	面积(km ²)		
	2004 年	2009 年	2015 年
最低温区	87.22(290.99K ~ 297.31K)	15.32 (291.85K ~ 298.61K)	63.63 (291.08K ~ 302.81K)
低温区	377.83 (297.31K ~ 299.04K)	118.27 (298.62K ~ 302.89K)	235.27 (302.82K ~ 305.68K)
偏低温区	361.53 (299.05K ~ 300.33K)	256.27 (302.90K ~ 305.60K)	325.92 (305.69K ~ 308.03K)
中温区	484.06 (300.33K ~ 301.70K)	411.13 (305.61K ~ 308.30K)	275.02 (308.04K ~ 310.24K)
偏高温区	398.07 (301.71K ~ 303.26K)	541.65 (308.31K ~ 310.89K)	366.88 (310.25K ~ 312.46K)
高温区	415.19 (303.27K ~ 305.01K)	515.39 (310.90K ~ 313.71K)	624.35 (312.47K ~ 315.20K)
极高温区	237.46 (305.02K ~ 314.34K)	413.33 (313.72K ~ 320.59K)	380.32 (315.21K ~ 324.33K)

26年间总体上热岛比例指数增加了0.122,热岛比例指数的大幅增加反映出城市热岛效应在增强。

2.2 土地覆盖比例对地表温度的影响

2.2.1 基于普通线性回归模型的分析

土地覆被的变化是引起地表温度差异的主要原因,不同土地覆被类型的地表温度存在明显差异。本文以2009-7-28的数据为例,研究不同土地利用类型变化比例与地表温度的关系。由表2可知,地表温度的显著变化与不同土地覆被类型所占的比例关系密切,林地、耕地、水体的增加会降低地表温度,而草地、未利用地和人工表面(不透水面)的增加则会导致地表温度升高。其中,水体的降温作用最为明显($r = -0.31$, $P < 0.01$),水体与地表温度的回归系数为 -2.2 ,表明水体每增加10%,地表温度会下降 2.2°C ;其次为林地(回归系数为 -0.054 , $P < 0.01$)和耕地(回归系数为 -0.013 , $P < 0.01$)。相反,未利用地($r = 0.57$, $P < 0.01$)的增温作用最为显著,未利用地与地表温度的回归系数为 0.182 ,意味着未利用地每增加10%,地表温度也随之上升 1.82°C ;其次为人工表面和草地,回归系数分别为 0.045 和 0.033 。不同土地覆被类型对地表温度的解释能力依次为未利用地(32%)、林地(16%)、耕地(15%)、草地(11%)、人工表面(10%)和水体(10%)。

表2 基于OLS的土地覆被类型与地表温度回归关系
Table 2 Regression relationship between land cover types and land surface temperatures from OLS

土地覆被	普通线性回归	R_{OLS}^2	Pearson 系数
林地	$y = -0.054x + 35.72$	0.16*	-0.40
草地	$y = 0.033x + 37.29$	0.11*	0.33
耕地	$y = -0.013x + 34.48$	0.15*	-0.39
水体	$y = -0.22x + 26.73$	0.10*	-0.31
未利用地	$y = 0.182x + 39.56$	0.32*	0.57
人工表面	$y = 0.045x + 36.72$	0.10*	0.32

注：* 表示回归达到 $P < 0.01$ 显著水平。

2.2.2 基于地理加权回归模型的分析

本文采用地理加权回归模型(GWR)进一步分析土地覆被变化与地表温度关系之间的空间非稳定性。由图4、表3可知,GWR拟合结果与普通线性回归的结果总体趋势是一致的,即林地、耕地和水体都具有降温的作用,未利用地、草地和人工表面则都具有增温效果,但是GWR回归显示土地覆盖对地表温度变化的影响存在空间非稳定性,不同的土地覆被类型的降温能力在空间上存在很大差异。水体的降温作用相比林地和耕地更加明显,GWR拟合的回归系数在 $-2.33 \sim 1.26$ 之间,由于黄河横穿主城区而过,黄河流经的地区降温

作用明显高于其他地区。林地的回归系数在 $-0.52 \sim 0.84$ 之间,兰州位于大陆内部,属于典型的大陆性干旱气候,受自然条件和人为因素的影响,林地稀少并且集中,主要呈带状分布,降温能力最高的地区主要分布在林地相对集中的地带,回归系数小于 -0.328 。耕地主要分布在城市郊区以及兰州新区的秦川和南部台地,耕地拟合的回归系数在 $-1.01 \sim 1.02$ 之间,空间上破碎化程度高,总体上呈现出降温的趋势,回归系数在 $-0.092 \sim -0.024$ 之间的区域所占比例较大,并且呈片状分布。未利用土地对地表温度的增温能力最强,其回归系数在 $-0.03 \sim 1.86$ 之间;未利用地主要集中分布在秦王川盆地周边的黄土丘陵沟壑区,从空间上表现为由未利用地内部向周围呈逐步递减趋势;在未利用地集中部分的地区,回归系数大于 1.435 ,这是因为该地区主要以裸土和裸岩为主,植被稀少,降雨量少,蒸发量大,所以增温效果明显高于其他土地覆被类型。草地的空间变化存在较大差异,拟合的回归系数在 $-1.79 \sim 0.22$ 之间;研究区草地主要以稀疏荒草地为主,集中分布在兰州新区与中心城区的过渡地带和主城区周围南北两山,其空间表现形式为位于新区和中心城区的过渡地带破碎化程度较高;由于研究区的草地类型均为植被覆盖度很低的荒草地,空间分布上非常破碎,因此,在黄土丘陵沟壑区的草地并未起到降温作用,反而有一定的增温效果,在草地集中分布地区,回归系数大于 0.031 ;而拟合的回归系数在 $-1.787 \sim -0.214$ 的草地,则位于中心城区和周边郊区以及新区的绝大部分地区,多为人工草坪或河谷、平原中覆盖度较高的草地,该区域草地具有明显的降温效果。人工表面主要分布在城市内部以及兰州新区的部分地区,拟合的回归系数在 $-0.55 \sim 0.08$ 之间,在城市内部增温能力较强,回归系数大于 0.01 ,并且从空间上表现为在中心城区内部呈带状分布,并且逐步向周围地区呈递减趋势。

2.2.3 OLS 与 GWR 回归结果的对比

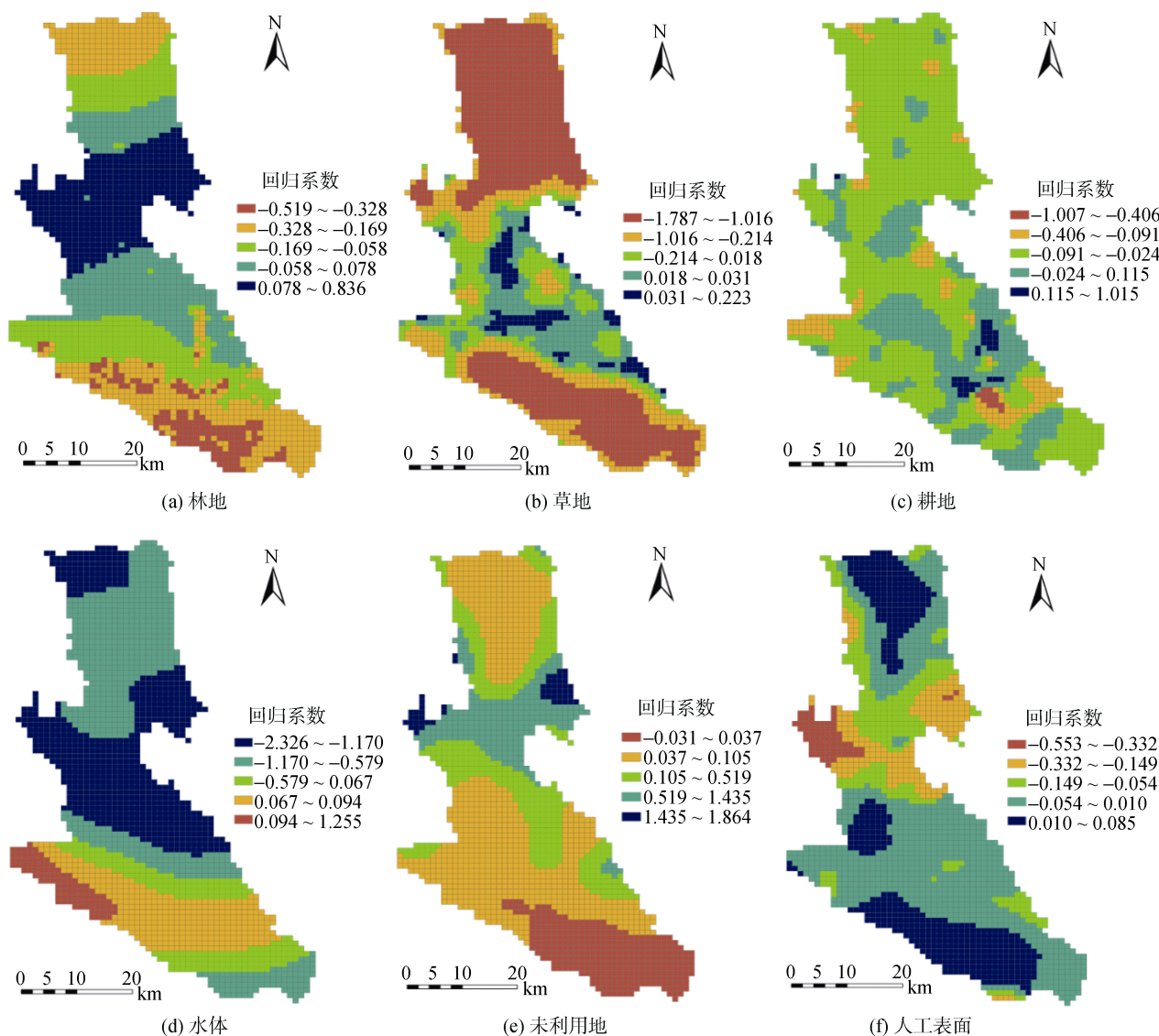
利用OLS和GWR模型可有效地模拟不同土地覆被比例与地表温度之间的定量关系。OLS所获得的参数是研究区内的平均拟合,无法反映土地覆被变化对地表温度在空间上的影响,而GWR模型则可以反映出变量的空间非稳定性并揭露土地覆被类型对地表温度的影响在空间上的变化,地理加权回归模型(GWR)将地理位置引入到回归参数中,通过相邻观测值的子样本数据信息对局部进行回归估计,随着空间上局部地理位置的变化,估计的参数也随之不同。地理加权回归模型(GWR)的主要优势在于把空间权重矩阵应用在线性回归模型中,可以形象地展示空间结构分异^[28-30]。对

两种模型的拟合优度 R^2 进行比较, OLS 模型的拟合优度整体比 GWR 模型要小得多, OLS 模型的平均拟合优度为 0.16, 而 GWR 模型的平均拟合优度为 0.80。从空间变化的局部拟合优度来看, 黄河流经的地区, 拟合程度较高, 局部 $R^2 > 0.36$, 但是其他地区水体比例较少, GWR 拟合程度较小。未利用地、林地、人工表面的 GWR 拟合结果与水体相类似。耕地与草地的分布较零散, 破碎化程度高是其空间表现形式。OLS 拟合的林地的回归系数(回归系数 = -0.05 , $P < 0.01$)比 GWR 的拟合结果要高, 说明 OLS 会高估林地的降温能力。相反, OLS 拟合的未利用土地的回归系数(回归系数 = 0.18 , $P < 0.01$)明显比 GWR 的拟合结果低, 表明 OLS 会低估未利用土地的增温能力。

3 讨论

本文利用遥感影像数据, 在基础地理信息数据和

土地利用数据的辅助下, 反演出兰州市中心城区夏季 6 个时点上的地表温度, 并分析地表温度的空间分布特征。以 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 格网为基本单元, 采用普通线性回归模型和地理加权回归模型, 对不同土地覆被类型与地表温度的关系进行模拟, 并分析各个变量之间的空间非稳定性。主要结论如下: 空间分布上, 兰州市中心城区地表温度高的区域主要集中在中心城区和新区过渡的未利用土地区域, 这部分区域绝大多数地方植被覆盖稀少, 多为裸土和裸岩, 变化趋势主要呈现出从未利用地中心向周围逐渐递减的趋势; 黄河流经的地区温度较低, 主要是因为水的比热小。城市热岛比例指数呈现出先下降后增长的特点。1990—2000 年的城市热岛比例指数从 0.281 下降到 0.237, 出现小幅度下降。2000—2015 年城市热岛比例指数上升了 0.143, 增加到 0.403, 上升趋势较为显著。土地覆被变化比例对地表温度的变化产生强烈



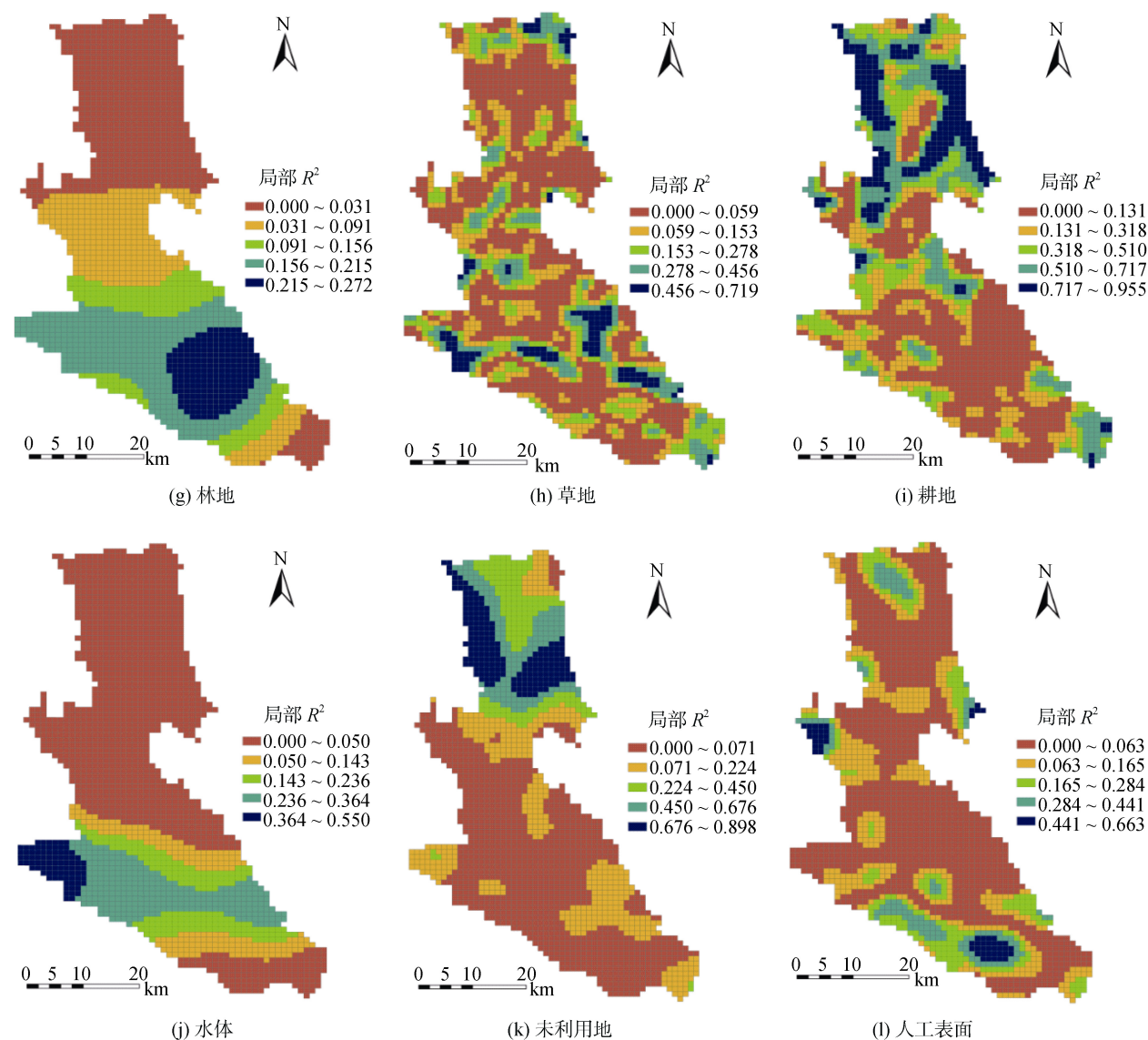


图 4 不同土地覆被类型比例与地表温度关系的空间变异(GWR 拟合)

Fig. 4 Spatial variation in regression outputs from GWR analyses of land surface temperatures against percentages of different land cover types

表 3 土地覆被与地表温度的 GWR 回归关系
Table 3 Regression relationship between land cover types and land surface temperatures from GWR

土地覆被	回归系数		平均值	R^2_{GWR}
	最小值	最大值		
林地	-0.52	0.84	-0.04	0.66
草地	-1.79	0.22	0.05	0.87
耕地	-1.01	1.02	-0.01	0.92
水体	-2.33	1.26	-0.26	0.72
未利用地	-0.03	1.86	0.21	0.81
人工表面	-0.55	0.08	0.05	0.81

的影响,且二者之间存在空间上的非稳定性。例如黄河流经的区域地表温度明显低于其他地区,这是由于地理位置和周边环境影响的差异所导致的结果,所以

地理位置和周边环境是产生空间非稳定性的主要原因。对两种模型拟合的结果综合对比分析可知,OLS 回归模型会高估或低估不同土地覆被类型的增温或降温能力,GWR 模型可以深刻地反映出不同空间位置的 土地覆被变化对地表温度的响应,结果具有极好的可视化效果,且 GWR 模型的拟合结果优于 OLS 模型。所以,在进行大尺度或大区域范围内土地覆被类型与地表温度关系研究时,GWR 模型能够更加直观准确地表达土地覆被与地表温度的关系。

土地覆被变化对地表温度具有显著影响,兰州市地处大陆内部,以干旱气候为主,地理环境相比全国其他发达地区较差,又是河谷型城市的典型代表,由于地形等各种因素的影响,建设用地紧张、环境问题突出、热岛效应明显等现象成为其面临的主要问题。

研究发现^[4],城市扩张与热岛扩张趋势具有时空的一致性。城市扩张、人口增长和工业用地的不断扩大是兰州市城市热岛产生的主要原因,土地覆被类型的变化和人为废气等的排放也对城市热岛产生重要影响。随着城市的不断扩张,旧城区热岛减弱的同时,新的热岛由于在城市扩张中不断改变土地覆被类型而有所增加。水体、林地和耕地对地表温度有一定的降温能力,而未利用地、草地和人工表面(不透水面)的增温效果明显,为了减轻热岛效应对城市发展的影响,在城市规划、设计与建设中,应当以保护黄河湿地生态环境为主,尽量减少黄河两岸修建高层建筑,修建通风设施;增加城市绿地和公园覆盖面积,保证城市景观的多样性,减少不透水面覆盖面积,完善城市道路结构,防止不透水面的过度聚集,进而抑制城市热岛的形成;合理配置土地资源,优化土地利用结构与空间布局;加强对林地集中区域的保护,在南北两山进行植树造林,增加林草地的覆被面积;提高耕地的集约化程度,改变生产方式,发展生态农业;合理开发未利用土地,降低未利用土地对城市热岛的增温作用;加强对工业企业的管理,通过科技手段提高能源利用效率,减少废气等的排放,走资源节约型、环境友好型的发展之路。此外,兰州新区作为西北地区第一个、国家第五个国家级新区,在某种程度上对疏解兰州市人口和产业起到一定积极作用。因此,在今后的开发建设过程当中更应该注重生态环境建设,将生态环境建设与城市规划有机结合,从源头上防止城市热岛的发展。该研究结果对区域尺度上热环境调控有一定参考作用。

本研究采用夏季遥感影像对兰州市中心城区地表温度进行反演分析,由于兰州市是河谷型城市的典型代表,逆温层增温导致冬季的热岛效应更为明显^[31],若能将冬季与夏季遥感影像同时进行研究,结论则更加全面客观。此外,受到时间分辨率的限制,无法利用 Landsat 数据来求取年均或月均的地表温度,尽管本研究通过 Landsat 热红外影像反演的瞬时温度不等于全年或某个月份的地表温度,但在一定程度仍然可以反映出区域内热环境的变化情况,这也是目前学界常见的分析方法。气象站点的实测温度与地表温度的差别较大,利用气象站点的实测数据无法对地表温度进行验证。本文以城市为视角进行土地覆被变化与地表温度关系研究,在后续研究中,可以扩展到城市群尺度来探究河谷型城市土地覆被与地表温度关系的异同。本研究为了避免多重共线性影响只考虑土地覆被类型比例与地表温度之间的关系,在后续研究中,可从不同方面探讨多因素与地表温度的关系。

参考文献:

- [1] 樊辉. 基于 Landsat TM 的城市热岛效应与地表特征参数稳健关系模型[J]. 国土资源遥感, 2008, 19(3): 45-51
- [2] Oke T R. The energetic basis of the urban heat island[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 1982, 108: 1-24
- [3] 崔耀平, 刘纪远, 秦耀辰, 等. 北京城市扩展对热岛效应的影响[J]. 生态学杂志, 2015, 34(12): 3485-3493
- [4] 潘竟虎, 韩文超. 兰州中心城区用地扩展及其热岛响应的遥感分析[J]. 生态学杂志, 2011, 30(11): 2597-2603
- [5] Amiri R, Weng Q, Alimohammadi A, et al. Spatial-temporal dynamics of land surface temperature in relation to fractional vegetation cover and land use/cover in the Tabriz urban area, Iran[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113: 2606-2617
- [6] 王佳, 钱雨果, 韩立建, 等. 基于 GWR 模型的土地覆盖与地表温度的关系——以京津唐城市群为例[J]. 应用生态学报, 2016, 27(7): 2128-2136
- [7] 周媛, 石铁矛, 胡远满, 等. 基于城市土地利用类型的地表温度与植被指数的关系[J]. 生态学杂志, 2011, 30(7): 1504-1512
- [8] 谢启姣. 武汉城市热岛特征及其影响因素分析[J]. 长江流域资源与环境, 2016, 25(3): 462-469
- [9] 莫玉琴, 沈瑶, 史俊国, 等. 近 15 年天津市城市热岛时空演变分析[J]. 遥感信息, 2015, 30(5): 102-110
- [10] Bohm R. Urban bias temperature time series: A case study for the city of Vienna, Austria[J]. Climate Change, 1998, 38: 113-128
- [11] Rao P K. Remote sensing of urban "heat island" form an environmental satellite[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 1972, 53: 647-648
- [12] 杜习乐, 吕昌河, 王海荣. 土地利用/覆被变化(LUCC)的环境效应研究进展[J]. 土壤, 2011, 43(3): 350-360
- [13] Weng Q, Liu H, Lu D. Assessing the effects of land use and land cover patterns on thermal conditions using landscape metrics in city of Indianapolis, United States[J]. Urban Ecosystems, 2007, 10: 203-219
- [14] Asgarian A, Amiri B J, Sakieh Y. Assessing the effect of green cover spatial patterns on urban land surface temperature using landscape metrics approach[J]. Urban Ecosystems, 2015, 18: 209-222
- [15] 姚永慧, 张百平. 基于 MODIS 数据的青藏高原气温与增温效应估算[J]. 地理学报, 2013, 68(1): 95-107
- [16] Huang J L, Huang Y L, Pontius R G, et al. Geographically weighted regression to measure spatial variations in correlations between water pollution versus land use in a coastal watershed[J]. Ocean & Coastal Management, 2015, 103: 14-24
- [17] Cohen J P, Cromley R G, Banach K T. Are homes near water bodies and wetlands worth more or less? An analysis of housing prices in one connecticut town[J]. Growth and Change, 2015, 46: 114-132
- [18] 潘竟虎, 杨旺明. 基于分形网络演化算法和混合光谱分解的兰州市中心城区热岛的时空格局[J]. 生态学杂志, 2013, 32(1): 178-185

- [19] 覃志豪. 用陆地卫星 TM6 数据演算地表温度的单窗算法[J]. 地理学报, 2001, 56(4): 456–466
- [20] 权维俊, 韩秀珍, 陈洪滨. 基于 AVHRR 和 VIRR 数据的改进型 Becker “分裂窗”地表温度反演算法[J]. 气象学报, 2012, 70(6): 1356–1366
- [21] 李瑶, 潘竟虎. 基于 Landsat 8 劈窗算法与混合光谱分解的城市热岛空间格局分析——以兰州市中心城区为例[J]. 干旱区地理, 2015, 38(1): 111–119
- [22] Peng J, Xie P, Liu Y, et al. Urban thermal environment dynamics and associated landscape pattern factors: A case study in the Beijing metropolitan region[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 173: 145–155
- [23] Fotheringham A S, Charlton M, Brunson C. Geographically weighted regression: A natural evolution of the expansion method for spatial data analysis[J]. Environment and Planning A, 1998, 30: 1905–1927
- [24] Brunson C, Fotheringham A S, Charlton M E. Geographically weighted regression: A method for exploring spatial nonstationarity[J]. Geographical Methodology & Techniques, 1996, 28: 281–298
- [25] Jimenez-Munoz J C, Sobrino J A, Skokovic D, et al. Land surface temperature retrieval methods from landsat-8 thermal infrared sensor data[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2014, 11(10): 1840–1843
- [26] Yu X, Guo X, Wu Z. Land surface temperature retrieval from Landsat 8 TIRS—comparison between radiative transfer equation-based method, split window algorithm and single channel method[J]. Remote Sensing, 2014, 6(10): 9829–9852
- [27] 徐涵秋, 陈本清. 不同时相的遥感热红外图像在研究城市热岛变化中的处理方法[J]. 遥感技术与应用, 2003, 18(3): 129–133
- [28] 瞿明凯, 李卫东, 张传荣, 等. 地理加权回归及其在土壤和环境科学上的应用前景[J]. 土壤, 2014(1): 15–22
- [29] Fotheringham A S, Brunson C, Charlton M. Geographically weighted regression: The analysis of spatially varying relationships[M]. Chichester: Wiley, 2002
- [30] 郭龙, 张海涛, 陈家赢, 等. 基于协同克里格插值和地理加权回归模型的土壤属性空间预测比较[J]. 土壤学报, 2012, 49(5): 1037–1042
- [31] 白虎志, 任国玉, 方锋. 兰州城市热岛效应特征及其影响因子研究[J]. 气象科技, 2005, 33(6): 492–495

Spatiotemporal Pattern of Summer Thermal Field and Its Relationship with Land Cover in Lanzhou Based on RS and GWR

DONG Leilei, PAN Jinghu*, WANG Weiguo, FENG Yaya

(College of Geography and Environmental Science, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: By using the Landsat remote sensing images, land surface temperature (LST) of Lanzhou City, a valley city in Northwest China, in the summer was retrieved during 1990–2015. Ordinary linear regressions (OLS) models and geographically weighted regressions (GWR) models were used to investigate the relationships between the proportions of land cover change and LST and analyzed the spatial non-stability. The results indicated that the high summer land surface temperature mainly focus on unused land in north and south mountains, the valley basin where the Yellow river runs across has low temperature. Urban-heat-island ratio index decreased firstly and then increased. The proportions of land cover change were significantly correlated to LST, but with spatial non-stability which is mainly due to the different geographical locations and surrounding environments of different areas. OLS model might overestimate or underestimate the adjusting ability of different cover types on temperature, which may decrease or increase LST. The results obtained by GWR models are better than those by OLS models. What's more, GWR models could intuitively and accurately reveal the spatial non-stability of the relationships between the proportions of different land cover and LST.

Key words: Land surface temperature; Land cover; Geographic weighted regression; Heat field; Lanzhou City