

城市热环境多元驱动因素的量化分析研究

——以武汉市为例

王涛

中铁第一勘察设计院集团有限公司

摘要: 由于城市化进程的加快, 地表温度 (LST) 升高引起的热环境问题成为城市可持续发展过程中至关重要的问题之一。本文以武汉市为例, 就下垫面性质和城市形态对LST的影响问题, 开展城市热环境多元驱动因素量化分析研究。研究结果表明: 1) 不透水面丰度、建筑密度与LST的关系为正相关, 归一化植被指数、城市地表水分与LST之间为负相关, 建筑高度LST之间表现为先正相关后负相关; 2) 综合考虑各影响因素, 下垫面性质对城市热环境的影响高于城市空间形态, 植被的降温能力优于地表水分。

关键词: 地表温度; 下垫面性质; 城市形态; 随机森林

【DOI】 10.12254/j.issn.2096-6539.2021.23.001

引言

在全球变暖的大背景下, 城市热环境效应被认为是最突出的城市生态环境问题之一^[1]。目前, 利用卫星遥感手段可以方便地获取地表温度数据, 有利于城市热环境的空间连续分析。

当前研究表明, 地表温度主要受下垫面性质、气候条件和城市形态等因素的影响^[2]。从下垫面的角度来看, 绿色植被由于蒸腾作用产生的冷却效果已被广泛论证。由于强烈的蒸发和高的比热, 水体通常被认为有利于降低温度^[3], 不透水面比其他表面储热更多, 会产生更高的温度。从气候条件来看, 太阳辐射是热环境的直接能量来源, 与地表温度相关密切。在干旱地区, 降水与地表温度之间存在显著负相关^[4]。从城市形态方面来看, 地表温度直接受到城市的规模、配置、形状等影响, 主要使用形态学参数来量化城市空间形态, 其中建筑密度和建筑高度对地表温度的影响较大^[5]。

总的来说, 气候条件是相对固定的, 因此改变城市下垫面性质和优化城市形态已成为缓解热环境的重要途径^[6]。本文以武汉市夏季热环境为例, 分别利用不透水面丰度、归一化植被指数和城市地表水分对不透水面、植被、地表含水量进行量化, 选取建筑密度和建筑高度来表征城市形态, 深入探讨各因素对地表温度的影响, 希望能够对城市管理者制定城市降温政策和规划提供参考。

一、研究区概况和数据源

武汉市地处中国腹地, 位于江汉平原东部、长江中游, 雨量充沛, 热量充足。由于急剧的经济发展和人口增长, 武汉市的热环境正成为一个严重的问题, 历史极端最高气温高达41.3℃。

本文研究区域为武汉市中心城区, 即二环路范围内的区域。研究数据包括卫星遥感和建筑数据。其中, 卫星遥感数据为2016-2018年间3期(2016-07-23, 2017-08-27, 2018-07-29) Landsat-8无云遥感影像, 用来提取下垫面指标和反演地表温度; 建筑数据为高德地图2018年采集的武汉市城区地表建筑物的形状、高度和位置信息, 用来计算城市形态参数。

二、研究方法

(一) 地表温度反演

本文采用Artis提出的基于发射率的反演方法, 使用Landsat-8影像数据来反演地表温度^[7]。根据基尔霍夫定律和简化普朗克公式, 地表温度LST (T_s) 可由如下公式计算:

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

式中: λ 为热红外波段的中心波长; $\alpha = 1.438 \times 10^{-2}$ mK; ε 是地表发射率; T_b 表示亮度温度, 是将地表视为黑体后利用星上辐射强度对LST做一个估计, 可由第10波段计算得到。

考虑到偶然误差, 本研究利用上述公式对武汉市2016-2018年夏季的3景遥感影像进行地表温度反演, 取平均作为武汉市夏季LST数据, 如图1所示。

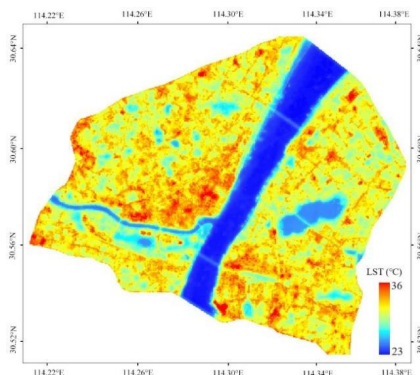


图1 武汉市中心城区夏季地表温度

(二) 热环境驱动因素计算

本研究基于正方形网格来计算各参数, 对网格内数据取均值视作一个单元。现阶段精尺度地表热环境的研究通常采用Man的结论^[8], 即100m尺度, 由于Landsat-8影像可见光波段空间分辨率为30m, 为便于计算各参数, 本文采用90m×90m的网格。其中, 不透水面丰度、归一化植被指数和城市地表水分为3期Landsat-8影像提取结果的均值, 建筑密度和建筑高度基于2018年建筑数据计算得出。

不透水面丰度 (ISA): 本研究利用线性混合像元分解技术从遥感影像提取ISA。

归一化植被指数 (NDVI): NDVI可通过近红外和红光波段计算得出。植被指标和热力指标的关系存在较大的昼夜、季节和尺度变异性, 通常白天NDVI与LST为负相关^[9]。

城市地表水分 (ULSM): Zhang等通过对Landsat-8影像进行缨帽变换, 发现其第三个分量“湿度”可以有效反映地表含水量ULSM, 且ULSM与LST之间存在显著相关性。本文采用相同方法来提取城市地表水分^[10]。

建筑密度 (BD): 等于建筑物基底面积与网格面积的比值。BD的值介于0到1之间, 是表示城市建设强度的一个重要指标, 高建筑密度意味着高强度的土地利用和开发。

建筑高度 (BH): 表示网格内建筑物的加权平均高度, 以每栋建筑的基底面积作为权重, 反映建筑垂直方向上的空间形态。

三、结果

本研究中, LST与各驱动因素间的关系通过随机森林回归方法进行量化。随机森林根据集成学习的思想, 将多棵决策树集成为一个强分类器模型, 通过投票得出

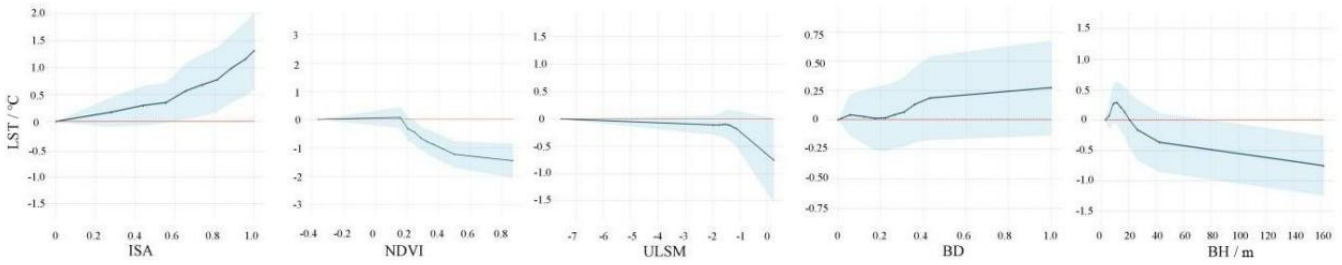


图2 五个热环境驱动因子与LST的部分依赖图

最终预测结论^[11]。模型构建过程中，75%的数据作为训练集，25%的数据作为测试集，决策树的棵树以5为步长，从100-500棵进行测试，实验结果表明决策树为270时模型便趋于收敛。此时训练集上的R²为0.92，测试集上预测值与真实值间的R²和均方根误差RMSE分别为0.62和0.72℃。

(一) 各驱动因子对LST的相对重要性

随机森林算法可以为每个因素提供一个重要性评分，来评价每个因素在回归中的作用。对于每一棵决策树模型，约1/3的数据不会参与到模型训练，这部分数据被称为袋外数据(Out-Of-Bag, OOB)。决策树构建完成后，将OOB代入模型，得到其真实值与预测值间的残差errOOB，然后随机的改变OOB中特征X的值得到OOB1，再将OOB1代入模型计算残差errOOB1，那么特征X的重要性可表示为errOOB1-errOOB。

在本研究中，各个因子的贡献度排序为：ISA (0.41) > NDVI (0.23) > BH (0.15) > ULSM (0.13) > BD (0.08)。反映下垫面性质的两个参数ISA和NDVI的相对重要性最高，说明综合考虑下垫面性质和城市空间形态，不透水面和植被对城市地表温度的影响程度较高。

(二) 各驱动因子对LST的部分依赖性

部分依赖性可以给出特征如何影响了预测结果，表达了特征对拟合模型预测结果的边际效应。部分依赖性的定义如下：

$$f_{X_s}(x_s) = E_{X_c}[f(x_s, x_c)] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(x_s, x_c) \quad (2)$$

式中，f 为部分依赖函数，X_s是我们感兴趣的特征，X_c为随机森林模型中其他几个特征，X_s和X_c构成总特征空间X，n为数据集中样本的个数。部份依赖函数通过把感兴趣的特征X_s固定在选定的几个值上，并将X_c特征集取平均，便得到一个只依赖于X_s的函数。

图2显示了热环境驱动因子与LST的部分依赖关系图。Y轴表示模型预测的LST与最左侧基准LST之差，蓝色阴影区域代表置信区间。从PDP曲线的增减性可以得到，ISA、BD与LST之间表现为正相关，说明城市不透水面的扩张会导致LST显著升高，加剧热环境效应。NDVI大于0代表地物覆盖为植被，因此我们只关心NDVI > 0部分，可以看出，NDVI与LST之间表现为显著负相关。ULSM达到一定阈值后与LST也表现为负相关，曲线中NDVI的极值(-1.5℃)约为ULSM(-0.75℃)的两倍，说明城市植被和水分能够起到降低LST的作用，同时植被的降温能力优于地表水分。BH在10m左右LST出现一个峰值，在此之前表现为短暂的递增，随后表现为递减，主要归因于太阳短波辐射能量、建筑阴影和热交换效率的平衡。

四、讨论与结论

本研究立足于武汉市中心城区，对多元驱动因素与地表温度间的关系进行分析，结果表明：

(1) 综合考虑下垫面性质和城市空间形态，不透水面丰度、建筑密度与地表温度的关系为正相关，归一化植被指数、城市地表水分与地表温度之间为负相关，

建筑高度与地表温度之间表现为先正相关后负相关。

(2) 不透水面丰度和归一化植被指数对地表温度的影响最大，这说明下垫面性质对城市热环境的重要性高于城市空间形态。城市的植被和水分都能够起到降低地表温度的作用，有效缓解城市热环境，但两者降温潜力不同，植被的降温能力优于地表水分。

在城市规划建设过程中，保持居住面积不变的前提下，通过增加建筑高度、降低建筑密度、增加植被和水域面积，将低层空间让位于绿地、水体等自然要素，可以有效缓解城市热环境。

参考文献

[1] 顾朝林, 吴莉娅. 中国城市化研究主要成果综述[J]. 城市问题, 2008, 000 (012): 2-12.
 [2] 蔡智, 韩贵锋. 山地城市空间形态的地表热环境效应——基于LCZ的视角[J]. 山地学报, 2018 (4): 617-627.
 [3] 樊智宇, 詹庆明, 刘慧民, 等. 武汉市夏季城市热岛与不透水面增温强度时空分布[J]. 地球信息科学学报, 2019.
 [4] Trenberth K E, Shea D J. Relationships between precipitation and surface temperature[J]. Geophysical Research Letters, 2005, 32 (14).
 [5] Li H, Li Y, Wang T, et al. Quantifying 3D building form effects on urban land surface temperature and modeling seasonal correlation patterns[J]. Building and Environment, 2021, 204 (2): 108132.
 [6] Huang X, Wang Y. Investigating the effects of 3D urban morphology on the surface urban heat island effect in urban functional zones by using high-resolution remote sensing data: A case study of Wuhan, Central China[J]. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2019, 152 (JUN.): 119-131.
 [7] Artis D A, Carnahan W H. Survey of emissivity variability in thermography of urban areas[J]. Remote Sensing of Environment, 1982, 12 (4): 313-329.
 [8] Man S W, Nichol J E. Spatial variability of frontal area index and its relationship with urban heat island intensity[J]. International Journal of Remote Sensing, 2013.
 [9] 李元征, 尹科, 王亚婷, 等. 地表城市热岛影响因素研究进展[J]. 世界科技研究与发展, 2017, 039 (001): 51-61.
 [10] Yu Z, Chen L, Wang Y, et al. Research on the Contribution of Urban Land Surface Moisture to the Alleviation Effect of Urban Land Surface Heat Based on Landsat 8 Data[J]. Remote Sensing, 2015, 7 (8): 10737.
 [11] Breiman. Random forests[J]. MACH LEARN, 2001, 2001, 45 (1X-): 5-32.