

基于遥感的北京市体感温度指数反演研究

李宁, 徐永明*, 何苗, 吴笑涵

南京信息工程大学遥感与测绘工程学院, 江苏 南京 210044

摘要: 体感温度指数综合考虑了温度和湿度对人体的影响, 可有效表征人体舒适度, 对于研究城市热岛效应对人体健康的影响具有重要意义。基于 2017 年 7 月 10 日的 Landsat 8 卫星影像运用单通道算法反演北京市的地表温度, 结合 NDVI、MNDWI、海拔及水汽含量等环境因子, 构建随机森林模型估算近地表气温; 基于同一天的 MODIS 水汽产品提取大气可降水量, 运用逐步回归方法建立近地表水汽含量与大气可降水量、地表温度及海拔之间的关系来估算近地表露点温度, 在此基础上计算 Humidex 指数来表征北京市体感温度的空间分布。结果表明, 模型估算的体感温度平均绝对误差 (MAE) 为 1.40 °C, 均方根误差 (RMSE) 为 1.71 °C。北京市 7 月 10 日的体感温度范围为 24~42 °C, 具有东南高西北低的分布特征。主城区和近郊区的体感温度显著高于远郊区, 并向四周呈递减趋势; 受空气湿度的影响, 平谷南部、密云河谷一带、延怀盆地以及房山东南部等部分远郊地区的体感温度也比较高。就城市内部的体感温度而言, 不同功能区的分布使得体感温度在相邻区域上存在空间差异性, 东城区和西城区体感温度最高, 平均值达到了 39.79 °C, 丰台区、海淀区、石景山区和朝阳区的平均体感温度也达到了 34.29 °C。体感温度与气温在空间分布上具有一致性, 但整体上高于气温, 在主城区和各区中心区域, 体感温度比气温高 5 °C 以上。该研究尝试通过遥感手段反演北京地区体感温度指数, 获取了北京市体感温度的详细空间分布信息, 为城市人居环境和城市热岛效应研究提供了科学参考。

关键词: 北京; 体感温度; 遥感; 随机森林

DOI: 10.16258/j.cnki.1674-5906.2018.06.016

中图分类号: X16

文献标志码: A

文章编号: 1674-5906 (2018) 06-1113-09

引用格式: 李宁, 徐永明, 何苗, 吴笑涵. 2018. 基于遥感的北京市体感温度指数反演研究[J]. 生态环境学报, 27(6): 1113-1121.
LI Ning, XU Yongming, HE Miao, WU Xiaohan. 2018. Retrieval of apparent Temperature in Beijing based on remote sensing [J]. Ecology and Environmental Sciences, 27(6): 1113-1121.

随着经济的发展, 人们在追求高质量生活的同时, 也愈发关心周围环境对自身的影响。以城市为例, 快速的城市化进程使得地表参数发生了巨大改变, 人居环境也随之产生显著变化。在以“热岛效应”为代表的多种因素共同作用下, 城市地区遭受夏季高温灾害的可能性增大 (顾康康等, 2017), 而高温灾害天气将使人体产生明显不适甚至严重损害人体健康 (Yin et al., 2012), 因此评价人体在不同环境气象条件下的舒适感已经成为城市环境气象服务的重要组成部分 (刘梅等, 2002)。传统的气象服务中, 关于夏季高温环境对人体健康影响的研究主要关注温度因素, 但除了温度, 包括湿度、太阳辐射和风在内的多种气象因素都会对人体感觉产生影响 (王远飞等, 1998; Giannopoulou et al., 2013)。体感温度作为评价人体舒适度的一种指标, 综合考虑了温度、湿度等多种因素来反映人体对环境温度高低的感受, 已经被证明与城市热健康、室内温度 (Nguyen et al., 2014) 和高温致死率 (Zhang

et al., 2014; Wichmann, 2017) 的关系最为密切。因此, 基于体感温度指数来评价城市环境对人体健康的影响比单纯的温度指标更合理。

体感温度被定义为人体在热量平衡条件下, 对实时综合环境以热感觉温度表示的生物气象指标 (Nagano et al., 2011)。国外已有许多学者采用不同的体感温度指数研究区域热环境对人体健康的影响。Jacobs et al. (2013) 通过计算 AT 指数分析澳大利亚的体感温度和热舒适度空间分布特征, 并利用耦合模式探讨了未来体感温度的变化趋势。Hung et al. (2016) 基于 Humidex 指数研究了温哥华地区体感温度的空间分布特征并与气温和地温进行对比。在 2003 年意大利夏季高温热浪事件中, Humidex 指数也得到了成功的应用 (Bisanti et al., 2004; Russo et al., 2004; Conti et al., 2005)。国内学者对体感温度的研究相对较晚。吕伟林 (1998) 通过实验得出了体感温度统计模型, 让公众对预报的气温和现实生活中人体将感受到的温度有了一

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41201369); 教育部人文社会科学研究项目 (17YJCZH205)

作者简介: 李宁 (1995 年生), 男, 硕士研究生, 研究方向为资源环境遥感。E-mail: liningrs@126.com

***通信作者:** 徐永明, E-mail: xym30@263.com

收稿日期: 2018-01-18

个可比较的标准;石磊等(2012)利用站点数据分析了近50年西南区域年夏季体感温度的变化趋势及空间分布特征;尹焰寅等(2017)利用气象资料计算并讨论了体感温度对黄石市夏季气象负荷率变化的影响。目前国内外现有的体感温度研究主要基于点尺度的气象台站观测资料,受制于气象台站的监测范围和布设数量,无法精细反映区域热环境的空间分布差异。然而,高温灾害风险的分布往往具有连续性和空间差异性(何苗等,2017)。运用遥感手段反演体感温度,可以提供比气象资料更好的空间异质度信息(徐永明等,2011),反映体感温度的空间细节变化。本研究结合多源遥感数据与气象观测数据,综合考虑气温和湿度两种因素的影响计算北京市的Humidex体感温度指数,利用遥感手段获取北京市体感温度的空间分布状况,为城市人居环境和城市热岛效应研究提供科学参考。

1 研究区及研究数据

1.1 研究区概况

北京市位于华北平原与燕山山脉、太行山脉的交接处,地理范围为 $115^{\circ}25' \sim 117^{\circ}30'E$, $39^{\circ}28' \sim 41^{\circ}36'N$,总面积达 $16\,410.54\text{ km}^2$ 。北京市主要由西北部山地和东南部平原两大地貌单元组成,地势呈西北高东南低,山地平均海拔 $1\,000 \sim 1\,500\text{ m}$,平原平均海拔 $20 \sim 60\text{ m}$ 。北京是典型的温带半湿润大陆性季风气候,夏季高温多雨,平原地区年平均气温 $11 \sim 13^{\circ}\text{C}$,年极端最高温 $35 \sim 42^{\circ}\text{C}$,年降水量在 $470 \sim 600\text{ mm}$ 之间。作为首都,北京经历了快速的城市化进程,截止到2016年底,北京市的常住人口总数达到2 172.9万人,城镇化率达到86.5%(国家统计局北京调查总队,2017)。人类活动的增加使得北京地区的土地覆盖类型变化比较频繁,而热岛强度与城市土地利用类型有直接关系(刘勇洪等,2017)。2017年北京市土地利用方式分布情况如图1所示。随着城市规模的扩大,北京的“城市热岛”强度表现出逐年增强的趋势(林学椿等,2005;何松蔚等,2017),日益增大的城市下垫面会显著增强白天地表对大气的向上感热输送,增大城区日间出现高温的可能性(郑祚芳等,2012)。

1.2 研究数据及其处理

1.2.1 遥感数据

本研究所使用的遥感数据包括Landsat 8 OLI/TIRS数据、TERRA MODIS水汽产品数据和ASTER GDEM数据。Landsat 8数据为2017年7月10日上午10:53成像的两景上下相邻影像,WRS轨道号分别为123/32和123/33。Landsat 8的陆地成像仪OLI空间分辨率为 30 m ,热红外传感器TIRS的空间分辨率为 100 m 。对OLI和TIRS数据进行辐射定标,将图像灰度值转换成辐射亮度。利用

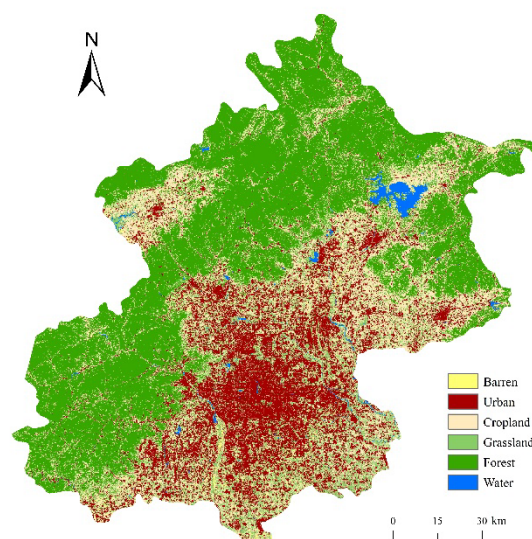


图1 2017年北京市土地利用分布情况

Fig. 1 The distribution of land use of Beijing in 2017

FLAASH模型对OLI数据进行大气校正,获取地表真实反射率。MODIS水汽产品为2017年7月10日10:20成像的MOD05-L2数据,可提供晴空条件下陆面上的气柱水汽含量,与Landsat 8数据成像时间相差33 min,可以认为两个时刻的水汽含量接近。根据MODIS数据自带的经纬度信息建立GLT(Geographic Lookup Table)文件对MOD05-L2数据进行地理重校正,获取北京地区大气可降水量PWV。另外,采用北京市的ASTER GDEM数据作为研究区的高程数据,空间分辨率为 30 m 。为使3种数据分辨率一致,将MOD05-L2数据和ASTER GDEM高程数据进行重采样处理,统一采用基于WGS84基准面的UTM投影,条带号为50N。

1.2.2 地面气象数据

地面气象数据为北京市2017年7月10日的逐小时气象站点观测资料,由于Landsat 8过境时间为上午10:53,因此选取上午11:00的站点观测数据。在去除缺失值后,获得了包括20个国家基本气象站和254个自动气象站在内的观测数据,包含了站点的经纬度、高程、气温和相对湿度等信息,图2所示为北京市11时站点气温和湿度的分布状况。

2 研究方法

2.1 体感温度指数

体感温度指数主要分为经验模型和机理模型两大类,常用的指标包括标准有效温度(SET)、Humidex指数、实感温度(AT)和通用热气候指数(UTCI)等多种指标(Gagge et al., 1971; Masterson et al., 1979; Steadman, 1979; Blazejczyk et al., 2012)。体感温度指数综合考虑了温度、湿度、风速和太阳辐射等要素对人体的影响,其中温度是起决定作用的指标,湿度是重要指标(吴兑,2003)。

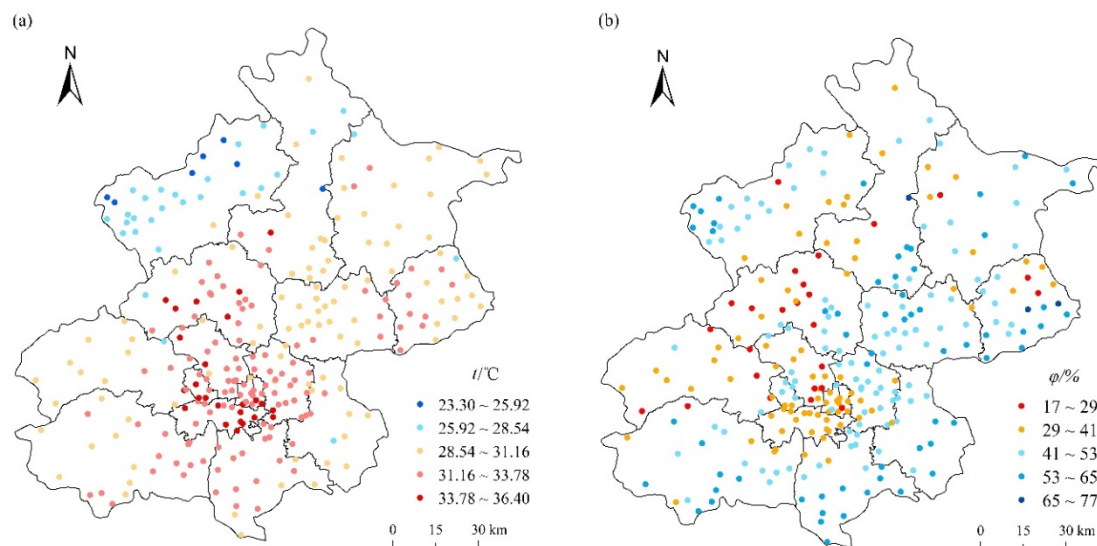


图 2 2017 年 7 月 10 日北京市站点气温 (a) 与相对湿度 (b) 分布图
Fig. 2 Map of observing air temperature (a) and relative humidity (b) in Beijing on July 10th of 2017

Humidex 指数因计算简便,可解释性强,被越来越广泛地应用于室内外的热环境评估和人体舒适度的评价 (Beccali et al., 2008)。D'Ambrosio et al. (2011) 根据现行的国际标准对 Humidex 指数的热环境评价结果进行评估,结果表明 Humidex 指数在夏季较高的温度条件下对热舒适性的评价效果良好。本研究选取 Humidex 指数来表征北京市体感温度,该指数采用温度和湿度 (以露点温度表示) 两项指标来综合评价人体对温度和湿度的热耐受程度,可反映当前环境对人体造成的不舒适感和由此引发的健康危害。Humidex 指数定义如下:

$$H = t_a + 0.5555 \times (6.11 \times e^{\frac{5417.753 \times (1}{273.16 + t_d + 273.15}} - 10) \quad (1)$$

式中, H 为体感温度 ($^{\circ}\text{C}$); t_a 为气温 ($^{\circ}\text{C}$), t_d 为露点温度 ($^{\circ}\text{C}$)。

基于多源遥感数据和实测站点数据,分别计算北京市近地表气温和露点温度两个参数,并在此基础上计算 Humidex 指数。

2.2 近地表气温反演

2.2.1 气温影响因子

近地表气温与地表温度之间具有很好的相关性,基于地表温度的近地表气温遥感反演已经得到了广泛应用 (Vancutsem et al., 2010; Scott et al., 2014)。除地表温度外,植被覆盖、土壤湿度、海拔高度及城市不透水面等时空多变因子对近地表气温的影响也较为显著。因此,以气温为因变量,包含地温在内的多个影响因子为自变量,构建气温反演模型,以期获得更好的反演结果。

(1) 地表温度

Yu et al. (2014) 研究发现 TIRS 10 波段比 11 波段更适合于单波段的地表温度反演。本研究采用 Juan et al. (2014) 针对 Landsat 8 改进的单通道算法来反演地表温度。

$$T_s = \gamma [\varepsilon^{-1} (\psi_1 L + \psi_2) + \psi_3] + \delta \quad (2)$$

其中:

$$\gamma = T^2 / b_\gamma L \quad (3)$$

$$\delta = T - T^2 / b_\gamma \quad (4)$$

$$\begin{cases} \psi_1 = 0.04019\omega^2 + 0.02916\omega + 1.01523 \\ \psi_2 = -0.38333\omega^2 - 1.50294\omega + 0.20324 \\ \psi_3 = 0.00918\omega^2 + 1.36072\omega - 0.27514 \end{cases} \quad (5)$$

式中, T_s 为地表温度 (K); T 为亮度温度 (K), L 为辐射亮度 ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$); ε 为地表比辐射率,采用混合像元法 (Sobrino et al., 2004) 进行计算; $b_\gamma = 1324 \text{ K}$; ω 为大气水汽含量 ($\text{g} \cdot \text{cm}^{-2}$)。

(2) 不透水面盖度

城市不透水面盖度与地表温度之间存在正相关关系,不透水面盖度可以作为城市热环境的一个重要指示因子 (徐永明等, 2013; 买买提江·买买提尼亚孜等, 2015)。本研究以 Ridd (1995) 提出的 V-I-S 模型为理论基础,使用混合像元线性光谱分解法,计算各端元的丰度并求解北京市的不透水面盖度。为了确定端元的光谱特征,对遥感影像进行 MNF 变换以减少数据冗余和波段之间的相关性,再通过像元纯净度 PPI 计算寻找影像中最纯的光谱像元,在此基础上选取高反照度地物、低反照度地物、植被和土壤这 4 种端元类型,分别得到各端元的丰度图,最后剔除低反照度端元丰度影像中的水体信息,通过高、低反照度分量的线性组合来获得城市不透水面信息 (Wu

et al., 2003)。

(3) 其他因子

以 ASTER GDEM 数据和 MODIS 水汽产品为数据源, 提取北京市的高程和大气可降水量。使用归一化植被指数 NDVI 和改进型归一化水体指数 MNDWI (徐涵秋, 2005) 来表征植被覆盖和水体分布状况。

$$\text{NDVI} = (\lambda_{\text{NIR}} - \lambda_{\text{R}}) / (\lambda_{\text{NIR}} + \lambda_{\text{R}}) \quad (6)$$

$$\text{MNDWI} = (\lambda_{\text{G}} - \lambda_{\text{MIR}}) / (\lambda_{\text{G}} + \lambda_{\text{MIR}}) \quad (7)$$

式中, λ_{NIR} 表示近红外波段; λ_{R} 表示红波段; λ_{MIR} 表示中红外波段; λ_{G} 表示绿波段。

2.2.2 气温反演模型

气温的反演算法总体上可归纳为: 经验统计法、温度-植被指数法 (TVX)、大气温度廓线外推法、能量平衡方法和机器学习算法。其中, 经验统计法是通过建立地表温度与站点观测气温之间的线性关系来估算气温, 最为简捷但普适性较差。随机森林法作为一种基于分类与回归树的机器学习算法 (Breiman, 2001), 相较于传统的统计方法, 对非线性的数据有更好的拟合效果 (方匡南等, 2011), 对噪声和异常值也有很好的容忍性 (江佳乐等, 2014), 并且不需要顾虑一般回归问题面临的多元共线性的问题 (李欣海, 2013)。利用随机森林模型反演近地表气温被证明是可行的, 并且具有一定的优越性 (白琳等, 2017)。本研究基于随机森林模型来反演北京市近地表气温, 建模过程如图 3 所示, 具体步骤如下:

(1) 采用自举法从训练集中随机抽取样本数据, 生成 n 个新训练样本集合, 未抽到的样本数据构成 n 个袋外数据 (OOB)。

(2) 每个训练样本集合建立 1 棵分类回归树, 生成 n 棵决策树, 决策树在每个节点处从自变量中

随机挑选 m 个, 按照节点不纯度最小原则进行分支生长。根据该训练样本集合对应的袋外数据 (OOB) 对回归树进行 OOB 误差估计。

(3) 所有 n 棵决策树组成随机森林, 预测结果是每棵决策树预测结果的平均值, 预测精度则以每棵决策树的平均 OOB 误差来确定。

构建随机森林模型需要确定的参数包括决策树数目 n_{tree} 和树节点预选的变量个数 m_{try} , n_{tree} 可根据模型误差进行确定, 选择模型误差趋于平稳时的决策树数目。 m_{try} 应小于构建模型的变量个数, 可采用逐一增加变量法, 寻找到最优模型后确定。

2.3 近地表空气湿度反演

相较于近地表气温的遥感反演, 大气水汽遥感的相对较少。针对近地表湿度的遥感估算, 主要是基于大气柱水汽廓线或可降水总量, 结合地面监测数据建立统计回归方程进行反演。然而, 大气湿度廓线垂向分辨率不高, 限制了其在近地表湿度反演中的应用 (张红梅等, 2014), 因此大气可降水量更适合于近地表湿度的遥感估算。空气湿度常用相对湿度 (φ)、露点温度 (t_{dew})、比湿 (Q) 和水汽压 (e_a) 表示, 已有学者在大气可降水量数据的基础上实现了对这 4 种湿度参数的遥感反演 (Han et al., 2005; Peng et al., 2006; 黄耀欢等, 2010; 张丹等, 2012; 杨景梅等, 2002)。

本研究基于 MOD05-L2 产品得到北京市的大气可降水量 PWV, 结合高程 DEM、地表温度 LST、归一化植被指数 NDVI 和改进型的归一化水体指数 MNDWI, 以站点露点温度为因变量, 进行逐步回归分析, 剔除不显著变量之后, 建立多元线性回归模型来估算北京市的露点温度。

2.4 模型验证方法

从 274 个站点数据中随机分割出 204 个样本作

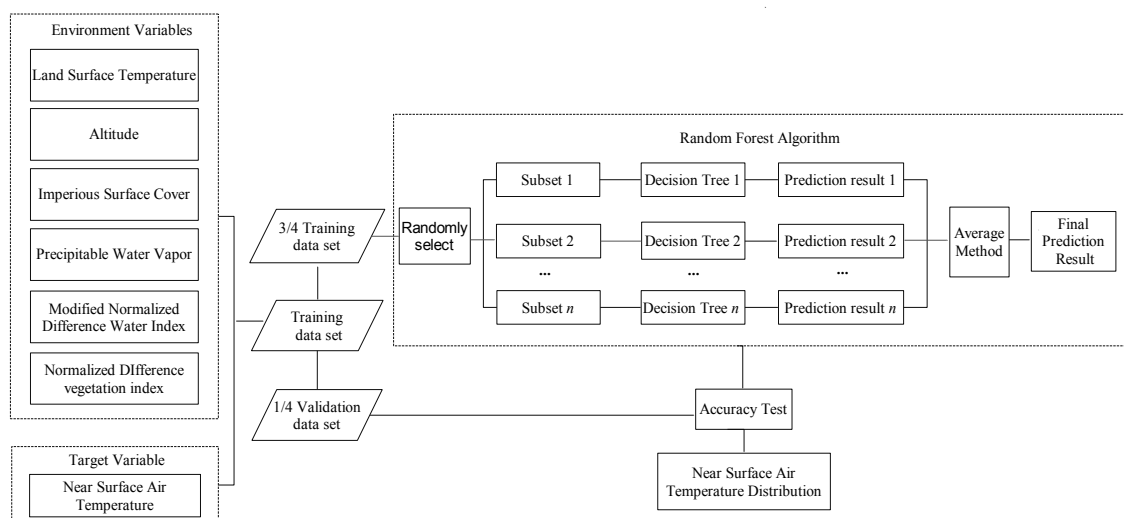


图 3 气温反演流程图

Fig. 3 The process of the air temperature retrieve

为训练集进行建模，估算出近地表气温和露点温度。再以剩余的 70 个样本作为测试集，对反演的近地表气温、露点温度和体感温度进行验证，以判定系数 R^2 、平均绝对误差 MAE 和均方根误差 RMSE 为精度评价指标。

3 结果与讨论

3.1 结果验证

3.1.1 近地表气温验证

根据 OOB 误差最小原则进行多次试验，结果表明，当 $n_{\text{tree}}=100$ 、 $m_{\text{try}}=4$ 时，随机森林模型最优，故基于此模型计算近地表气温。图 4(a)所示为随机森林模型估算的气温与观测气温的散点图，结果表明，估算值与实测气温之间的平均绝对误差 MAE 为 $0.89\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，均方根误差 RMSE 为 $1.13\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，决定系数 R^2 为 0.73 ，表明随机森林模型的反演精度较高，可以合理有效地估算近地表气温。图中样本分布整体聚集在 1:1 线附近，低温区样本离散程度较高，高于 $30\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时的样本分布更贴近 1:1 线，表明随机森林模型在高温地区对气温的反演效果更好，与实测值更接近。

3.1.2 露点温度验证

对由 PWV、LST、DEM、NDVI 和 MNDWI 构成的样本集进行逐步回归分析，经过筛选后确定了 PWV、LST 和 DEM 为 3 个最显著变量，以此构建多元线性回归模型，如下：

$$t_d = 18.754 + 2.777 \times \text{PWV} - 0.116 \times \text{LST} - 0.008 \times \text{DEM} \quad (8)$$

式中， t_d 为露点温度 ($^{\circ}\text{C}$)；PWV 为大气可降水量 (cm)；LST 为地表温度 ($^{\circ}\text{C}$)；DEM 为高程 (m)。图 4(b)所示为多元线性回归模型估算的露点温度与站点露点温度的散点图，结果表明，模拟值和站点露点温度值之间的平均绝对误差 MAE 为 $1.45\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，均方根误差 RMSE 为 $1.80\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，决定系数 R^2 为 0.68 ，显示了较高的拟合度。样本整体分布集

中在 1:1 线周围，露点温度较低的区域样本分布偏上，与实测值间存在一定的误差。而露点温度较高的区域样本点分布更靠近 1:1 线，说明该模型对于高湿度地区的反演效果更好。

3.1.3 体感温度验证

基于建立的模型获取北京市近地表气温和露点温度后，计算 Humidex 指数来表征北京市的体感温度。利用站点计算得到的体感温度进行验证，图 5 所示为基于验证样本反演的体感温度与站点体感温度的散点图，决定系数 $R^2=0.76$ ，MAE= $1.40\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，RMSE= $1.71\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，这表明反演结果较好。无论低温还是高温区域，验证样本都较为集中地分布在 1:1 线附近，说明 Humidex 指数的计算精度较高。

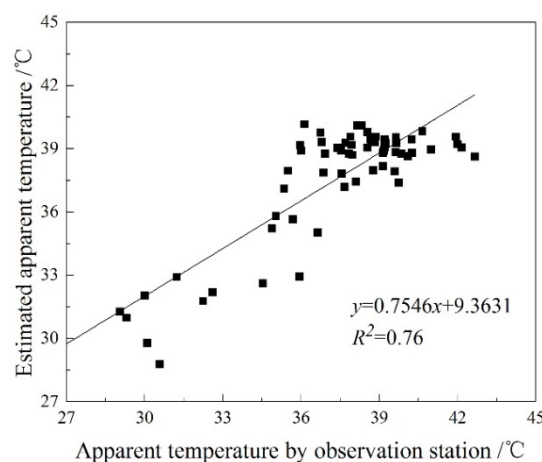


图 5 估算体感温度与站点体感温度散点

Fig. 5 Scatter plot of estimated apparent temperature versus calculated apparent temperature from station

3.2 温度与湿度分布特征

图 6(a)所示为 7 月 10 日北京市近地表气温的空间分布状况，总体上反演的气温范围在 $25\sim 35\text{ }^{\circ}\text{C}$ 之间。气温的分布呈现显著的空间差异性，中心城区气温高，并逐渐向郊区递减，呈现出城市热岛的特

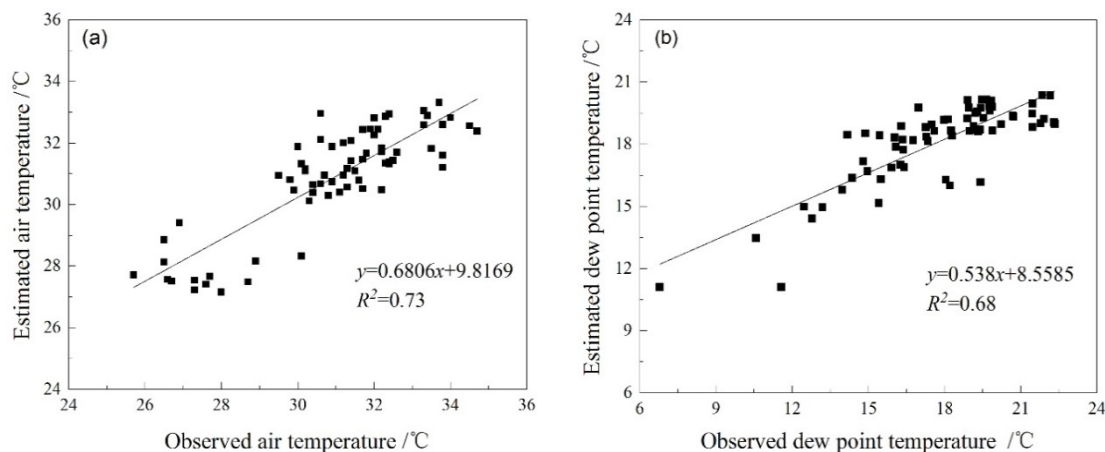


图 4 气温 (a) 和露点温度 (b) 估算值与实测值散点图

Fig. 4 Scatter plot of estimated air temperature (a) and dew point temperature (b) versus observed data

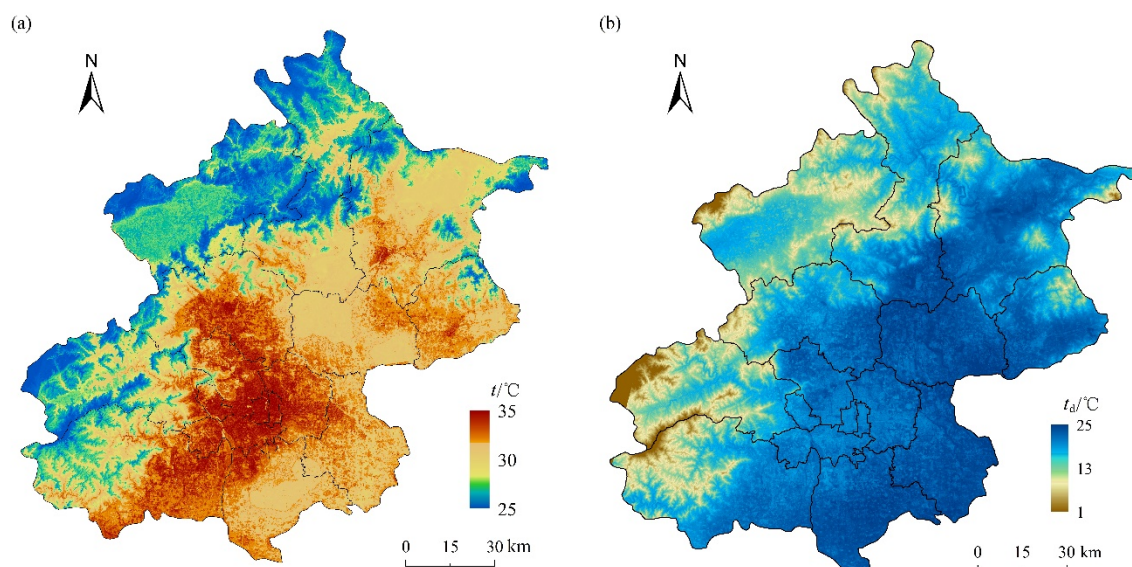


图6 2017年7月10日北京市近地表气温(a)和露点温度(b)分布图

Fig. 6 Map of near surface air temperature (a) and dew point temperature (b) in Beijing on July 10th of 2017

征。山区的气温显著低于平原地区,且呈现出海拔越高气温越低的趋势。反演的气温与站点实测气温的分布情况一致,效果较好。

图6(b)所示为7月10日北京市露点温度的空间分布情况。总体而言,东南部平原区的露点温度高于西部和北部的山区,由于空气的实际水汽压等于露点温度对应的饱和水汽压,而水汽压具有随着海拔高度增加而递减的规律,因此山区整体的露点温度低于平原区域。而中心城区受“城市热岛”和“城市干岛”效应的影响,使其在晴空条件下的相对湿度较低,水汽压平均值低于同时期周围郊区的平均水汽压,造成露点温度偏低。从中心城区开始向外延伸,露点温度整体呈现山区<城区<郊区的分布趋势,与当日站点实测相对湿度的分布一致,较好地反映了北京市的湿度分布情况。

3.3 体感温度分布特征

图7所示为北京市体感温度的空间分布状况,由图可知,北京市的体感温度主要在24~42℃之间变化,平均体感温度为35.18℃,在空间分布上具有显著差异性。西部和北部的山区体感温度较低,在30℃以下,东南部平原地区体感温度普遍较高,大多在35℃以上。平原地区的体感温度高于山区,一方面是因为其海拔较低,水汽压随着海拔的降低而增加,导致了较高的露点温度;另一方面,北京市的城区集中于此,这部分地区建筑密集,植被覆盖率低,下垫面以不透水面为主,导致城市热岛效应显著,气温明显高于周围地区,温度和湿度两方面的共同作用使得平原区整体的体感温度较高。除了中心城区之外,北京北部的密云河谷一带、西北部的延怀盆地和东北部的怀柔等地的体感温度也

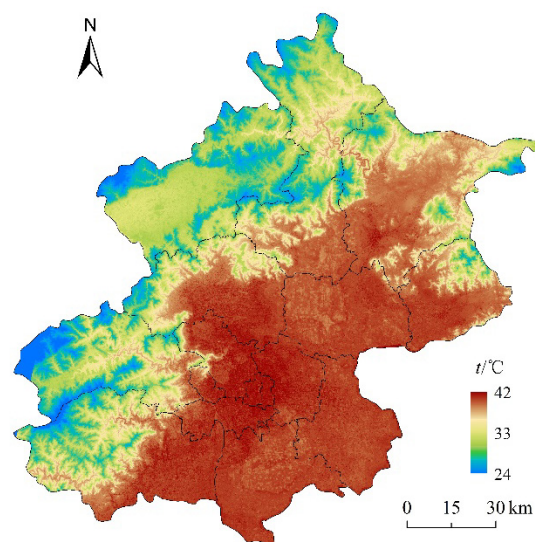


图7 2017年7月10日北京市体感温度分布图

Fig. 7 Map of apparent temperature in Beijing on July 10th of 2017

比较高,这些地区属于各区的中心地带,人口聚集,城镇化水平较高,下垫面以不透水面为主,加之较低的海拔带来的露点温度的提升,使得体感温度也偏高。而山区由于海拔较高,植被覆盖条件好,植被的蒸散作用和冠层的遮蔽效应有效降低了地表温度,进而降低了近地表气温,使得山区体感温度普遍较低。

为了进一步反映北京市体感温度空间分布差异,以天安门(39°54'26.37"N, 116°23'29.22"E)为中心由北向南、由西向东构建特征剖面,得到体感温度空间分布的剖面图(图8)。总体而言,北京南部的体感温度高于北部,体感温度差值可达

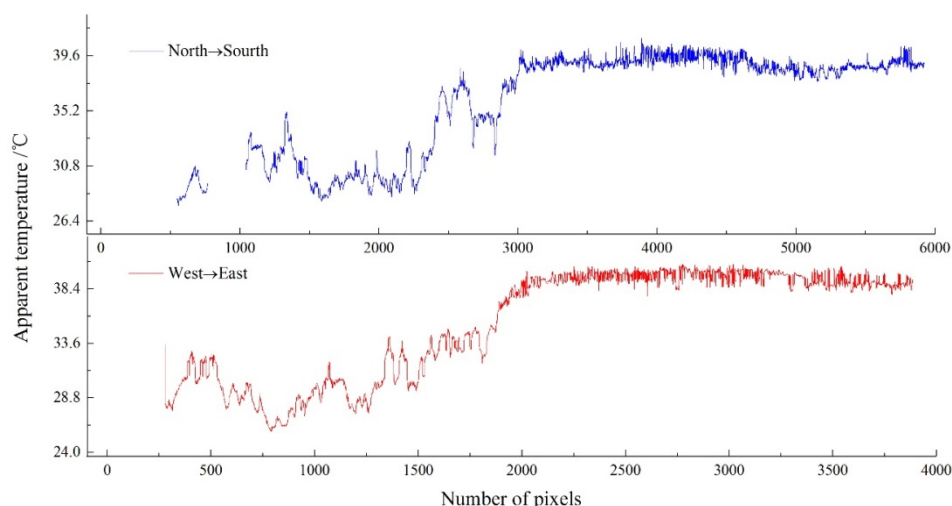


图8 不同方向体感温度剖面图

Fig. 8 Variations of apparent temperature in different directions

13.28 °C，东部体感温度高于西部，温差可达14.65 °C。两条剖面线均是从山区部分开始，此时体感温度最低，经过郊区逐渐向主城区延伸，体感温度也随之升高。有所不同的是，南北方向的体感温度剖面线在上升过程中出现1个波峰，这是因为在到达北京主城区前，沿途的延怀盆地和密云河谷地区体感温度较周围高。体感温度剖面线在中心城区部分到达峰值，其中东城区和西城区体感温度最高，平均值达到了39.79 °C。在城市内部，体感温度剖面线出现较明显的波动，说明体感温度在相邻区域的分布也有明显的空间差异，这一现象可能是由城市内部的功能区分布差异所导致，商务区、住宅区、工业区等地人为活动频繁，热量聚集，导致体感温度有所升高，而湿地公园、绿地、湖泊等环境景观和设施的存在，对周围环境有一定降温作用，有利于体感温度的降低，从而使得体感温度剖面线在城市内部产生波动。从中心城区延伸出来的体感温度剖面线并没有明显的下降趋势，虽然郊区的气温低于中心城区，但受城市热岛和干岛效应的影响，中心城区的空气湿度明显低于周围郊区，在整体偏热的环境下，高湿度会明显提升人体热感，因此周围郊区的体感温度和中心城区一样处于较高水平。

3.4 体感温度与气温对比分析

通过对北京市近地表气温和体感温度的分析发现，两者在空间分布上具有一致性但体感温度整体上高于气温。图9所示为北京市体感温度与气温之间的差异分布，体感温度最高处比气温高了11.57 °C。在北京北部、西部和东北部的山地部分，体感温度与气温的差异不大，而北京市中心城区及周围郊区、延怀盆地、怀柔密云河谷一带的体感温度明显高于气温，平均可达5 °C以上，除了受城市热岛效应影响之外，结合当天的湿度分布情况可

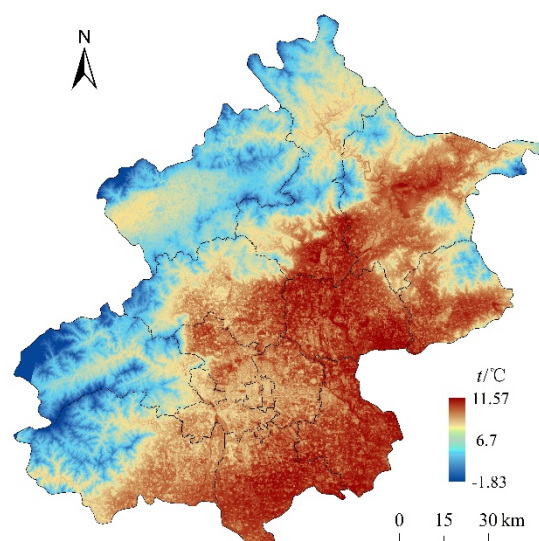


图9 体感温度与气温差异分布图

Fig. 9 Different distribution between apparent temperature and air temperature

以发现，体感温度高于气温的区域其空气湿度也较高，可见在偏热环境中由于湿度的作用，会使得体感温度明显高于气温。利用体感温度和气温的这种分布差异，可为监测城市湿热环境对人体舒适度和健康状况的影响提供科学的参考。

3.5 讨论

本研究利用遥感手段分别计算了北京市气温和湿度的空间分布，在此基础上计算 Humidex 指数以表征北京市体感温度的空间分布，一定程度上克服了气象站点观测资料分布不均和空间代表性不充分的缺陷，为评估热环境对人体健康的影响提供了新的思路。不过，本研究也存在一些不足，(1) 受复杂的下垫面类型和城市内部结构的影响，目前的遥感方式无法获取精准的近地表风速空间分布

信息。基于站点观测的风速数据进行插值,得到的结果也难以真实反映风速在城市内部的分布状况,因此本研究未考虑风速,未来将探索利用遥感手段计算多种体感温度指数,并对不同指数进行对比分析。(2)由于 Landsat 卫星成像周期为 16 d,导致夏季无云影像很少,只能采用一两景典型时相数据获取体感温度的空间精细分布,无法很好地反映体感温度时间变化趋势。

4 结论

通过对 2017 年 7 月 10 日上午 10:53 的遥感数据和气象观测资料进行反演,获得了该日北京市体感温度的空间分布情况,得到以下结论:

该日北京市体感温度主要在 24~42 °C 之间变化,平均为 35.18 °C,整体上,西部和北部山区体感温度较低,东南部平原地区体感温度普遍较高,主城区的体感温度高于郊区。在城市内部,功能区分布差异使得体感温度在相邻区域上也有明显差异。

基于遥感数据计算 Humidex 指数来表征北京市体感温度,将所得结果与站点观测数据进行对比验证,判定系数 R^2 为 0.76,平均绝对误差 MAE 为 1.40 °C,均方根误差 RMSE 为 1.71 °C,反演精度较理想,表明本研究方法是可行的。

北京市体感温度和气温的空间分布具有一致性,但体感温度普遍高于气温。北京市主城区、怀柔、延怀盆地和密云河谷一带的体感温度比气温高 5 °C 以上,说明相比于传统的气温指标,综合考虑气温和湿度的 Humidex 指数能更好地反映环境对人体舒适度和公共健康的影响。

参考文献:

- BECCALI M, CELLURA M, BRANO V L, et al. 2008. Short-term prediction of household electricity consumption: Assessing weather sensitivity in a Mediterranean area [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 12(8): 2040-2065.
- BISANTI L, CADUM E, COSTA G A, et al. 2004. 2003 Heatwaves and mortality in Italy [J]. *Epidemiology*, 15(4): 97.
- BLAZEJCZYK K, EPSTEIN Y, JENDRITZKY G, et al. 2012. Comparison of UTCI to selected thermal indices [J]. *International Journal of Biometeorology*, 56(3): 515-535.
- BREIMAN L. 2001. Random Forests [J]. *Machine Learning*, 45(1): 5-32.
- CONTI S, MELI P, MINELLI G, et al. 2005. Epidemiologic study of mortality during the summer 2003 heat wave in Italy [J]. *Environmental Research*, 98(3): 390-399.
- GAGGE A P, STOLWIJK J A J, NISHI Y. 1971. An effective temperature scale based on a simple model of human physiological regulatory response [J]. *Ashrae Transactions*, 77: 247-272.
- GIANNOPOULOU K, LIVADA I, SANTAMOURIS M, et al. 2013. The influence of air temperature and humidity on human thermal comfort over the greater Athens area [J]. *Sustainable Cities and Society*, 10: 184-194.
- HAN K S, VIAU A A, KIM Y S, et al. 2005. Statistical estimate of the hourly near-surface air humidity in eastern Canada in merging NOAA/AVHRR and GOES/IMAGER observations [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 26(21): 4763-4784.
- HUNG C H, KNUDBY A, XU Y M, et al. 2016. A comparison of urban heat islands mapped using skin temperature, air temperature, and apparent temperature (Humidex) for the greater Vancouver area [J]. *Science of the Total Environment*, 544: 929-938.
- JACOBS S J, PEZZA A B, BARRAS V, et al. 2013. An analysis of the meteorological variables leading to apparent temperature in Australia: Present climate, trends, and global warming simulations [J]. *Global and Planetary Change*, 107: 145-156.
- JUAN C, JIMÉNEZ-MUÑOZ, SOBRINO J A. et al. 2014. Land Surface Temperature Retrieval Methods From Landsat-8 Thermal Infrared Sensor Data [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(10): 1840-1843.
- MASTERSON J M, RICHARDSON F A. 1979. Humidex: A Method of Quantifying Human Discomfort Due to Excessive Heat and Humidity [M]. Downsview, Ontario: Environment Canada: 13-16.
- NAGANO K, HORIKOSHI T. 2011. Development of outdoor thermal index indicating universal and separate effects on human thermal comfort [J]. *International journal of biometeorology*, 55(2): 219-227.
- NGUYEN J L, SCHWARTZ J, DOCKERY D W. 2014. The relationship between indoor and outdoor temperature, apparent temperature, relative humidity, and absolute humidity [J]. *Indoor Air*, 24(1): 103-112.
- PENG G X, LI J, CHEN Y H, et al. 2006. High-resolution surface relative humidity computation using MODIS image in Peninsular Malaysia [J]. *Chinese Geographical Science*, 16(3): 260-264.
- RIDD M K. 1995. Exploring a V-I-S (Vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 16(2): 2165-2185.
- D'AMBROSIO ALFANO F R, PALELLA B I, RICCIO G. 2011. Thermal environment assessment reliability using temperature-humidity indices [J]. *Industrial Health*, 49(1): 95-106.
- RUSSO A, BISANTI L. 2004. Heat wave effect on frail population in metropolitan Milano [J]. *Italy. Epidemiology*, 15(4): 97-98.
- SCOTT N W, DAVID S H, JOHN A G, et al. 2014. Estimating Temperature Fields from MODIS Land Surface Temperature and Air Temperature Observations in a Sub-Arctic Alpine Environment [J]. *Remote Sensing*, 6(2): 946-963.
- SOBRINO J A, JIMÉNEZ-MUÑOZ J C, PAOLINI L. 2004. Land surface temperature retrieval from Landsat TM 5 [J]. *Remote Sensing of the Environment*, 90(4): 434-446.
- STEADMAN R G. 1979. The assessment of Sultirness. Part I: A temperature-humidity index based on human physiology and clothing science [J]. *Journal of Applied Meteorology*, 18(7): 861-873.
- VANCUTSEM C, DINKU T, CONNOR S J. 2010. Evaluation of MODIS land surface temperature data to estimate air temperature in different ecosystems over Africa [J]. *Remote sensing of environment*, 114(2): 449-465.
- WICHMANN J. 2017. Heat effects of ambient apparent temperature on all-cause mortality in Cape Town, Durban and Johannesburg, South Africa: 2006—2010 [J]. *Science of the Total Environment*, 587-588: 266-272.
- WU C S, ALAN T. MURRAY. 2003. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis [J]. *Remote Sensing of Environment*, 84(4): 493-505.
- YIN J F, ZHENG Y F, WU R J, et al. 2012. An analysis of influential factors on outdoor thermal comfort in summer [J]. *International Journal of Biometeorology*, 56(5): 941-948.
- YU X L, GUO X L, WU Z C. 2014. Land Surface Temperature retrieval from Landsat 8 TIRS—Comparison between radiative transfer equation-based method, split window algorithm and single method [J]. *Remote Sensing*, 6(10): 9829-9852.
- ZHANG K, LI Y, SCHWARTZ J, et al. 2014. What weather variables are important in predicting heat-related mortality? A new application of statistical learning methods [J]. *Environment Research*, 132: 350-359.
- 白琳, 徐永明, 何苗, 等. 2017. 基于随机森林算法的近地表气温遥感反演研究——以北京市为例[J]. *地球信息科学学报*, 19(3): 390-397.
- 方匡南, 吴见彬, 朱建平. 2012. 随机森林方法研究综述[J]. *统计与信息论坛*, 6(3): 32-38.
- 顾康康, 祝玲玲. 2017. 城市居住区开发强度与微气候的关联性研究——以合肥市为例[J]. *生态环境学报*, 26(12): 2084-2092.

- 国家统计局北京调查总队. 2017. 人口：常住人口[R]. [2017-01-22]. http://www.bjstats.gov.cn/tjsj/yjdsj/rk/2016/201701/t20170122_367517.html.
- 国家统计局北京调查总队. 2017. 统计数据：年度公报[R]. [2017-02-25]. http://www.bjstats.gov.cn/tjsj/tjgb/ndgb/201702/t20170227_369467.html.
- 何苗, 徐永明, 李宁, 等. 2017. 基于遥感的北京城市高温热浪风险评估[J]. 生态环境学报, 26(4): 635-642.
- 何松蔚, 王成刚, 刘勇洪, 等. 2017. 北京市城市热岛时空分布研究[C]//第34届中国气象学会年会. 观测推动城市气象发展——第六届城市气象论坛论文集. S8. 北京: 113-115.
- 黄耀欢, 江东, 庄大方, 等. 2010. 基于 MODIS 遥感数据地表水汽压估算[J]. 地理科学进展, 29(9): 1137-1142.
- 江佳乐, 刘湘南, 刘美玲, 等. 2014. 基于随机森林的香港海域海表盐度遥感反演模型[J]. 海洋通报, 33(3): 333-341.
- 李欣海. 2013. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用[J]. 昆虫知识, 50(4): 1190-1197.
- 林学椿, 于淑秋, 唐国利. 2005. 北京城市化进程与热岛强度关系的研究[J]. 自然科学进展, 15(7): 882-886.
- 刘梅, 于波, 姚克敏. 2002. 人体舒适度研究现状及其开发应用前景[J]. 气象科技, 30(1): 11-14, 18.
- 刘勇洪, 张硕, 程鹏飞, 等. 2017. 面向城市规划的热环境与风环境评估研究与应用——以济南中心城为例[J]. 生态环境学报, 26(11): 1892-1903.
- 吕伟林. 1998. 体感温度及其计算方法[J]. 北京气象, (1): 23-25.
- 买买提江·买买提尼亚孜, 阿里木江·卡斯木. 2015. 干旱区典型城市下垫面特征及其与地表热环境的关系研究[J]. 生态环境学报, 24(11): 1865-1871.
- 石磊, 王腾, 孙晓光. 2012. 西南区域体感温度变化趋势分析[J]. 西藏科技, 234(9): 54-58.
- 王远飞, 沈愈. 1998. 上海市夏季温湿效应与人体舒适度[J]. 华东师范大学学报: 自然科学版, 9(3): 60-66.
- 吴兑. 2003. 多种人体舒适度预报公式讨论[J]. 气象科技, 31(6): 370-372.
- 徐涵秋. 2005. 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, 9(5): 589-595.
- 徐永明, 刘勇洪. 2013. 基于 TM 影像的北京市热环境及其与不透水面的关系研究[J]. 生态环境学报, 22(4): 639-643.
- 徐永明, 覃志豪, 万洪秀. 2011. 热红外遥感反演近地层气温的研究进展[J]. 国土资源遥感, 22(1): 9-14.
- 杨景梅, 邱金桓. 2002. 用地面湿度参量计算我国整层大气可降水量及有效水汽含量方法的研究[J]. 大气科学, 26(1): 9-22.
- 尹焰寅, 范进进, 陈幼姣, 等. 2017. 体感温度对夏季气象负荷率变化的影响研究——以湖北省黄石市为例[J]. 气象, 43(5): 620-627.
- 张丹, 刘昌明, 付永锋, 等. 2012. 基于 MODIS 数据的中国地面水汽压模拟与分析[J]. 资源科学, 34(1): 74-80.
- 张红梅, 吴炳方, 闫娜娜. 2014. 饱和水汽压差的卫星遥感研究综述[J]. 地球科学进展, 29(5): 559-568.
- 郑祚芳, 高华, 王在文, 等. 2012. 城市化对北京夏季极端高温影响的数值研究[J]. 生态环境学报, 21(10): 1689-1694.

Retrieval of Apparent Temperature in Beijing Based on Remote Sensing

LI Ning, XU Yongming, HE Miao, WU Xiaohan

School of Remote Sensing & Geomatics Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China

Abstract: Apparent temperature can reflect the influence of temperature and humidity on human body, which can be used to characterize the thermal discomfort, and it is important to be used for understanding how the urban heat island effect affects human health risk. Based on land surface temperature (LST) retrieved from the Landsat 8/TIRS data by using single channel algorithm, and other environment variables such as normalized difference vegetation index (NDVI), imperious surface cover (ISC) and modified normalized difference water index (MNDWI) calculated from Landsat8/OLI data, these were combined altitude, and precipitable water vapor data as the input variables of a random forest regression model to retrieve near surface air temperature. Precipitable water vapor were derived from MODIS water vapor product at adjoining times in the same day. A stepwise regression was developed to estimate the dew point temperature, using water vapor, LST and altitude as independent variables. On this basis, Humidex was calculated to represent the spatial distribution of apparent temperature across Beijing was mapped. The results indicated that the mean absolute error (MAE) and root mean square error (RMSE) of the retrieving apparent temperature were 1.40 °C and 1.71 °C respectively. The apparent temperature in Beijing on July 10th of 2017 was ranged from 24 °C to 42 °C. In general, northern part of Beijing showed lower apparent temperature than the southern part, and the western part showed lower apparent temperature than the east. Apparent temperature across the metropolitan and suburb was also higher than subrural area outside the city, and had formed a decreasing trend. Due to the effect of humidity, subrural area such as southern Pinggu, Miyun River Valley, Yanhuai Basin, and Southeastern Fangshan were also exhibited a high apparent temperature. There was also a significant spatial variability in apparent temperature across the metropolitan area due to the distribution of urban functional district, as a result, Dongcheng district and Xicheng district were observed the highest average apparent temperature of 39.79 °C, and several suburb districts such as Fengtai, Haidian Shijingshan and Chaoyang district were also observed a higher apparent temperature with average value of 34.29 °C. A comparison indicated that spatial distributions of apparent temperature and air temperature were similar across the study area, while apparent temperature was generally higher than air temperature. Several urban areas such as the metropolitan area and the central regions in each district had observed an apparent temperature more than 6 °C higher than air temperature. In conclusion, this paper attempts to estimate apparent temperature based on remote sensing datasets and to map the detailed spatial distribution of apparent temperature across Beijing, which can be used as a reference for city planning and urban climatic studies in the future.

Key words: Beijing; apparent temperature; remote sensing; random forest