

DOI: 10.5846/stxb202203230721

贺宏斌, 丁鸿浩, 孙然好, 李佳蕾, 段兴武. 基于社会感知的城市功能区人居环境愉悦度时空分析. 生态学报, 2023, 43(6): 2298-2309.

He H B, Ding H H, Sun R H, Li J L, Duan X W. Spatiotemporal analysis of residential happiness in urban functional zones based on social sensing. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(6): 2298-2309.

基于社会感知的城市功能区人居环境愉悦度时空分析

贺宏斌^{1,2}, 丁鸿浩^{1,3}, 孙然好^{1,4,*}, 李佳蕾^{1,4}, 段兴武²

1 中国科学院生态环境研究中心城市与区域生态国家重点实验室, 北京 100085

2 云南大学国际河流与生态安全研究院, 昆明 650500

3 福建农林大学艺术学院、园林学院(合署), 福州 350002

4 中国科学院大学, 北京 100049

摘要: 人居环境愉悦度是特定环境下人类感受的定量表征指标, 对优化城市人居环境有重要的指导意义。当前研究多使用社交媒体数据分析城市的发展和变化, 忽略了城市环境和地理场所带来的居民心理感受影响。收集基于位置服务的微博数据和城市功能区数据, 采用地理空间分析和数据挖掘方法, 评价了北京市中心城区不同功能区的工作日和节假日人居环境愉悦度(2021年10月1日至24日)。主要结论:(1)人居环境愉悦度的时间趋势存在逐小时和假期-周末-工作日的规律变化。国家法定节假日和周末愉悦度最高, 工作日明显降低;(2)人居环境愉悦度的空间分布存在差异, 愉悦度高值区和低值区在空间上的分布离散, 在工作日的表现更显著;(3)不同功能区之间人居环境愉悦度的时间分布存在差异。高密度商业区和休闲商务区多数时刻具有较高的愉悦度, 文旅区和经济开发区在周末人居环境愉悦度较高, 工作日中央商务区和自然景观区拥有较低的人居环境愉悦度。研究表明社交媒体数据在城市人居环境愉悦度研究中具有很大应用潜力, 长时间序列和大空间范围数据挖掘是未来城市研究的发展趋势, 对城市景观规划设计和人居环境优化具有重要的指导意义。

关键词: 社交媒体数据; 城市功能区; 人居环境愉悦度; 情感体验; 时空分布

Spatiotemporal analysis of residential happiness in urban functional zones based on social sensing

HE Hongbin^{1,2}, DING Honghao^{1,3}, SUN Ranhao^{1,4,*}, LI Jialei^{1,4}, DUAN Xingwu²

1 State Key Laboratory of Urban and Regional Ecology, Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China

2 Institute of International Rivers and Eco-security, Yunnan University, Kunming 650500, China

3 College of Arts College of Landscape Architecture, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China

4 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Residential happiness is a quantitative indicator of human feelings which is useful for optimizing urban residential environment. Most studies used social media data to analyze the changes of residential feelings in a whole city. However, few studies focused on the impact of the urban environment and geographic locations on residential feelings. Here, we collected the location-based Weibo data and urban functional zones data in the central areas of Beijing from October 1 to 24, 2021. The spatiotemporal distribution of residential happiness was investigated by using geospatial analysis and data mining methods. Results show that: (1) the residential happiness exhibits the periodical changes associated with holiday-weekend-weekday pattern. The value of residential happiness is the highest on the national holidays and weekends while it decreases

基金项目: 国家自然科学基金优秀青年科学基金项目(41922007)

收稿日期: 2022-03-23; 网络出版日期: 2022-09-21

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: rhsun@rcees.ac.cn

significantly on weekdays. (2) The spatial distribution of residential happiness differs significantly. The high and low values of happiness are located in a scattered pattern. (3) The time-trend of residential happiness varies across urban functional zones. The zones of high-density commercial and business and recreational districts have a high level of residential happiness at all time. In contrast, the cultural and tourism zones and economic zones have a high level of happiness on weekends, central business districts and natural landscape districts have a low level of residential happiness on weekdays. The results indicate that social media data has great application potentials in relation to urban residential happiness. The research conclusions have important guiding implications for urban landscape planning and residential environment optimization.

Key Words: social media data; urban functional zones; residential happiness; emotional experience; spatiotemporal distribution

人类情感(积极和消极情绪)驱动相关的决策、学习、沟通和态势感知,是组成主观幸福感的核心之一^[1],也是衡量人与环境相互作用的主要指标,包括环境自身属性和人类感知。人居环境愉悦度作为居民对城市环境影响情感的直接表达,能更直观的量化人类情感的变化。在信息和通信技术、物联网(Internet of Things, IoT)、多种类型的大数据无处不在的时代,来自社交媒体的城市地理定位数据依附丰富的地理信息,不仅为地理科学和生态学的发展提供了新的机会^[2],同时加速了情感计算^[3]的发展,为开发用于人与环境关系研究的新情感信息提供了可能性。

使用基于位置服务的社交媒体数据(SMD)来分析城市发展,在土地利用和城市活动^[4-5]、城市绿色空间的价值^[6-9]、城市空气污染的影响^[10-12]、城市功能区识别^[13-14]等方面发展迅速。带有地理标签的SMD为描述城市环境带给居民情绪的改变提供了丰富的信息,基于深度学习的观点挖掘方法在SMD的情感分析研究中表现出极大的潜力^[15-16]。研究表明不同人居环境条件带给居民不同的情感体验,例如公园、金融区、火车站等场所与高情感相关,并且在周末也可能拥有更高的情感^[17-18];不同人居环境的文化氛围下个体情感呈现不同的昼夜和季节变化规律^[19];COVID-19的爆发降低了居民的情感表达^[20],但是对城市公园和绿地的访问会减轻COVID-19带来的负面情绪^[9,21]。为了探讨不同人居环境带给居民的不同情感,研究分别从温度^[22-23]、空气污染^[10]和其他环境压力源^[24]等角度估计了这些因素对居民主观幸福感的影响,结果表明良好的人人居环境能给城市居民带来更高的情感。此外,情绪的时空分布为城市规划和管理提供了一定的参考^[25]。人居环境带给居民的情感体验更多的来源于地理场所下所有人的情感^[26],而非个人情感,研究通常用平均值^[17]、中位数^[20]、加权平均^[27]来衡量地理场所下居民情感的变化,这些指标的得分越高,表明情感越积极。长期以来,研究多在讨论城市绿化、城市公园等单一环境特征下居民情感的变化,对城市居民情感的时空格局分析从单一的时间或空间角度进行简单的数理统计和空间分析^[28],忽视了广泛的地理范围内城市人居环境对居民情感的持续性影响。因此,需要更多的研究采用时空交互的方法整合时空维度,来探索人居环境对居民情感的影响。

基于此,研究提出结合地理空间分析和观点挖掘(Opinion Mining, OM)的研究思路,从时空角度上定量探究人类主观幸福感与城市功能区之间的关联。采用人居环境愉悦度指标来衡量人类主观幸福感,通过自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)对微博数据进行情感分析,获得不同城市功能区的细粒度人居环境愉悦度,从时间和空间两个维度探索北京市中心城区的人人居环境愉悦度分布,并为人居环境愉悦度的提升提供建议。本研究基于长短时记忆网络(Long short-term memory, LSTM)扩展了微博文本情感分析结果在生态学和地理信息科学(Geographic Information Science, GIS)中的运用,通过时空分析更全面、更真实地反映了城市人居环境带给居民的情感变化,有助于分析城市居民的福祉,指导城市发展规划,为后续人居环境愉悦度成因及机制研究打下基础。

1 研究地区与研究方法

1.1 研究区概况及数据来源

北京(39°56'N、116°20'E)地处华北大平原的北部,定位于全国政治、经济、文化、国际交往和科技创新中心。北京城市总体规划(2016年—2035年)(http://www.beijing.gov.cn/gongkai/guihua/wngh/cqgh/201907/t20190701_100008.html)提出了“一核一主一副、两轴多点一区”的城市空间结构,并指出要在2035年初步建成国际一流的和谐宜居之都。本文的研究区为包括东城区、西城区、朝阳区、海淀区、丰台区和石景山区,总面积约1378km²的中心城区。中心城区是全国政治中心、文化中心、国际交往中心、科技创新中心的集中承载地区,是建设国际一流的和谐宜居之都的关键地区。中心城区常住人口为1098.8万人,占全市总人口的50.2%,其中,核心区常住人口为181.5万人,占8.3%。2020年微博用户发展报告(<https://data.weibo.com/report/reportDetail?id=456>)显示,微博月活跃用户约5.11亿人,其中日活跃用户达2.24亿,用户群体中90后占48%,00后占30%,80后及以前用户占22%,男女比例为1:1.2。

为了研究人居环境愉悦度的时空变化趋势,分析人居环境愉悦度是否具有周末和节假日效应。研究选取全年时间截面数据最多的10月份为研究时段,对带有1.5万个地理位置标签的20000条微博数据(图1),基于飞桨开源深度学习框架(<https://github.com/PaddlePaddle/Paddle>)和GIS对北京市中心城区的微博文本进行情感分析,并在城市功能区上量化了人居环境愉悦度。从小时、日和周等不同时间维度探索国家法定节假日(10月1日至7日)、周末(10月10日、10月16日—10月17日、10月23日至10月24日)和工作日(10月8日—10月9日、10月11日—10月15日、10月18日—10月22日)的人居环境愉悦度变化;并基于城市功能区从空间维度探索了人居环境愉悦度的空间分布。微博数据来源于两个途径,一是通过微博移动平台,使用python获取了部分数据。另一个是使用GooSeeker(<http://www.gooseeker.com/>)平台搜集。

由于微博数据覆盖面广,涉及学科众多。为了能准确的反映城市生态和地理环境带给人的情感变化,研究使用包括“正则表达”和“关键词筛选”(关键词示例:公园、绿地、城市环境等)等方法对微博数据进行清洗,剔除了与研究不相关的舆论、娱乐、广告及商业等数据,只保留与城市环境和地理场所相关的“硬环境”微博数据。“硬环境”是对城市基础设施和生活服务设施等的统称,区别于诸如政策、文化、制度、法律、思想观念等外部因素和条件的总和的“软环境”,“硬环境”是存放、容留传播活动的由有形物质条件构成的空间和场所,其需求比较具体、明确,一旦满足即可看到成效。在人居环境愉悦度的研究中,能准确、实时的反映居民情感的变化。研究使用python语言对数据进行处理、统计、分析与制图。利用ArcGIS pro软件绘制了人居环境

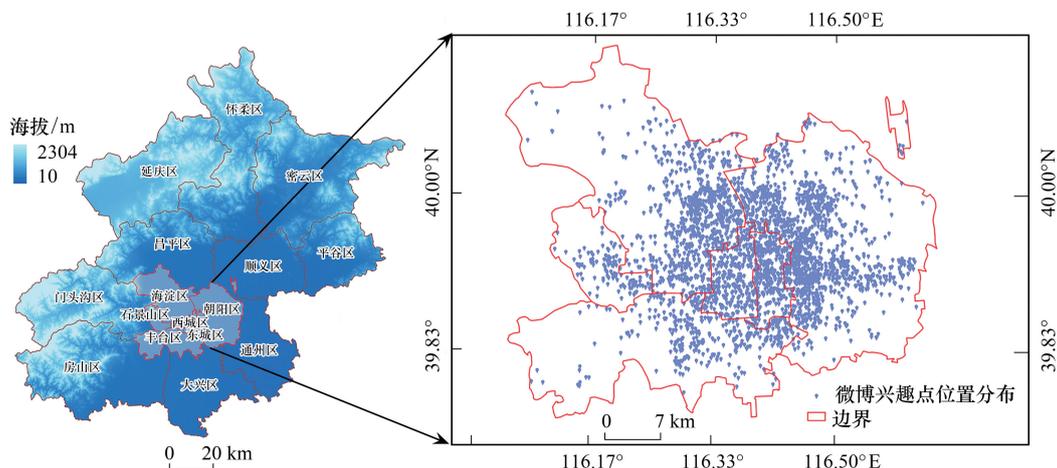


图1 研究区地理位置及微博位置分布

Fig.1 Study area and distribution of Weibo

愉悦度的空间分布地图。

1.2 研究方法

1.2.1 双向长短时记忆网络

LSTM 网络在 1997 年被提出^[29],是一种循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)特殊的类型,可以学习长期依赖信息,解决长序列训练过程中的梯度消失和梯度爆炸问题。但 LSTM 只能结合当前和过去的信息,无法利用未来的信息,为了克服 LSTM 的局限性,提出了双向长短时记忆(Bidirectional long short-term memory, BiLSTM)网络^[30]。其思想是为了使用所有的输入信息,使用两个分离的时间方向(考虑了过去的输入信息和未来的输入信息)网络,融合两个网络的结果,再采用线性池化或对数池化,获得结果(图 2)。研究基于百度研究团队提供的拥有 96.5%^[31]精度的中文句子级情感分类预训练模型对 20000 条微博文本进行情感分析,获得个体级别的微博情感。

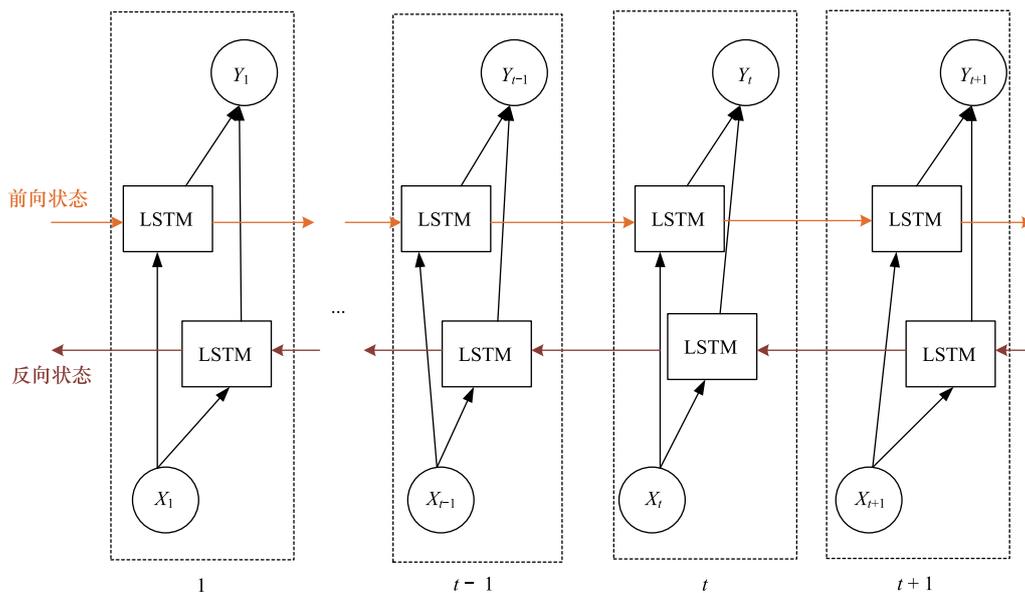


图 2 BiLSTM 网络结构

Fig.2 Networks structure of BiLSTM

t 代表某一时刻, $t-1$ 表示某一时刻的前一时刻; X_t 表示 t 时刻模型的输入词; LSTM 表示长短时记忆网络模型, Y_t 表示 t 时刻模型的输出结果

1.2.2 城市功能区识别方法

城市功能区的计算使用了土地利用数据、道路网数据和 POI(Place of Interests)数据^[32]。基于分层加权聚类模型使用调整后的余弦度量和平均标准对北京市中心城区的功能区进行划分。主要步骤为:对每一类 POI 数据分别进行标准化,然后使用信息熵计算特定尺度下每一类标准化 POI 数据的加权权重,之后计算给定节点对的成对相似距离,最后将兴趣点类别的权重、兴趣点级别、距离度量和聚类合并策略集成到聚类模型中,最终识别城市的功能区^[33]。为了明确城市功能区人居环境愉悦度的时空变化规律,依据功能区划分标准(表 1)将功能区划分为 10 类相互独立的功能区(图 3)^[34],分别为居住区(Residential Zones, RZ)、一般商业区(General Commercial Zones, GCZ)、高密度商业区(High-density Commercial Zones, HDCZ)、文旅区(Cultural and Tourism Zones, CTZ)、未开发区(General Zones, GZ)、中央商务区(Central Business Districts, CBD)、科教区(Science and Education Zones, SEZ)、休闲商务区(Business and Recreational Districts, BRD)、经济开发区(Economic Zones, EZ)和自然风景区(Natural Landscape Districts, NLD)。

1.2.3 人居环境愉悦度量化方法

良好的环境能够提高居民的生活舒适度和心情愉悦度,学者多以情绪(emotions)^[35],情感

(sentiments)^[17-18,25]、情感分析(sentiment analysis)^[15]和幸福感(happiness)^[9,20,27]等词汇描述给城市环境带给居民的情感体验,文献尚没有统一的定义,主要由于这些研究的空间尺度多为绿地或城市整体等单一行政单元。为了衡量城市人居环境的福祉,描述城市中不同人居环境带给居民的情感变化,研究一般将不同地理单元(商场、公园、功能区、街道等)人居环境情感得分的平均值定义为“人居环境愉悦度”,进而分析该地理单元城市环境带给居民的情感体验。区别于情感分析计算的个人情感,根据微博量化的城市地理单元内的人居环境愉悦度更加注重城市环境带给居民的集体感知,而不是个人感知。当人居环境愉悦度较高时,说明该地理场所下居民生活得更快乐,城市人居环境对居民的生活有积极作用;而当人居环境愉悦度较低时,该地理场所下城市人居环境对居民的生活不具有正向作用,需要进一步城市环境进行优化,提升人居环境带给居民的正向情感体验。

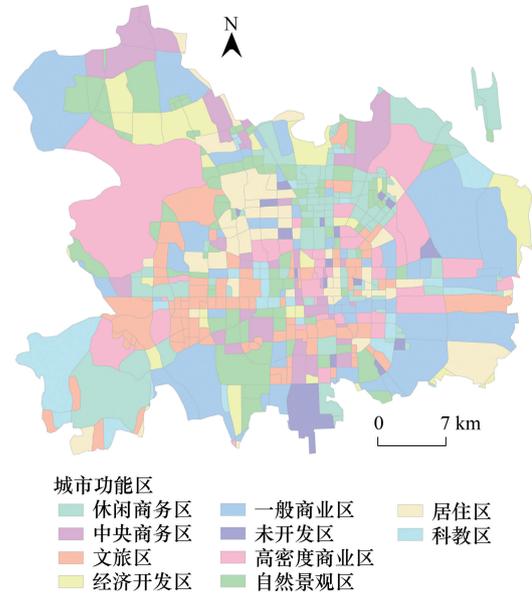


图3 北京中心城区功能区分布

Fig.3 Distribution of urban functional zones in central Beijing

表1 北京市中心城区功能区划分标准

Table 1 Classification of urban functional zones in central Beijing

城市功能区 Urban functional zones	功能区划分标准 Functional zones classification standards
居住区 Residential zones(RZ)	在不透水面比例较高的区域内,POI 量超过 30%的所有区域
一般商业区 General commercial zones(GCZ)	区域内购物 POI 占比与其他所有 POI 比例相当
高密度商业区 High-density commercial zones(HDCZ)	区域内购物 POI 占比最高,其他 POI 比例低
文旅区 Cultural and tourism zones(CTZ)	区域内拥有较高比例旅游景点 POI 和不透水面
未开发区 General zones(GZ)	区域内所有 POI 比例最低,不透水面占比少
中央商务区 Central business districts(CBD)	区域内拥有较高的企业 POI 比例,不透水面占比高
科教区 Science and education zones(SEZ)	区域内的科学和教育类 POI 占比最多
休闲商务区 Business and recreational districts(BRD)	区域内购物 POI 占比与企业 POI 占比相当
经济开发区 Economic zones(EZ)	区域内企业 POI 比例较高,不透水面占比不高
自然景区 Natural landscape districts(NLD)	区域内的旅游景点 POI、水体面积和其他自然用地比例高

POI: Place of Interests

研究使用基于深度学习的 BiLSTM 模型对微博数据进行情感分析,获得的个人情感结果。使用城市功能区作为基本地理单元,基于个人情感结果量化各功能区下人居环境愉悦度。计算如下所示(公式 1):

$$SA_j = \frac{\sum_{i=1}^n A_{ji}}{n} \quad (j = 1, 2, 3 \dots m) \tag{1}$$

其中 SA_j 表示第 j ($1, 2, 3 \dots m$) 个功能区下的人居环境愉悦度, A_{ji} 为第 j 个功能区下第 i 个个体的人居环境愉悦度(情感分析后的情感值), n 表示第 j 个功能区下所有的个体总数。 SA 和 A 的值域范围为 0—1, 人居环境愉悦度越接近于 1, 说明该城市环境和地理场所带给居民的情感体验越好, 居民生活的更幸福; 相反, 人居环境愉悦度越接近于 0, 说明该城市环境和地理场所带给居民的情感体验越差, 后期的城市规划和城市发展需要更加关注这些地方带给居民的情感体验。

2 结果与分析

2.1 城市人居环境愉悦度总体规律

24h 不同时间的人居环境愉悦度差异显著,愉悦度低值主要分布于凌晨,在 2:00 达到全天的最低值 0.64 (图 4),愉悦度极大值 0.76 出现在 11:00。对微博发文数量分析发现(图 4),0:00 至 4:00 的博文数量呈下降趋势,在 4:00 微博的发文数达到一天的最小值。从 6:00 开始,愉悦度呈上升的趋势,但 8:00 到 9:00 愉悦度具有下降趋势,9:00 之后再次恢复上升的趋势,11:00 至 12:00 愉悦度有显著减小的趋势,13:00 上升成为下午时段的愉悦度最高值。从 14:00 开始一直到 17:00,人居环境愉悦度呈缓慢下降的趋势,17:00 的愉悦度为下午时段的最小值。18:00 至 21:00,人居环境愉悦度未出现较大波动,并且这一时段的微博博文数量呈增加的趋势,22:00 愉悦度为晚上的最大值。用户情绪的时间模式可以部分地用公众的日常生活来解释,0:00 到 6:00,社交媒体在线人数较少,这一段时间微博的博文数量较少,人居环境愉悦度波动较大,最负面的情绪出现在 2:00 左右,此时用户可能会因为午夜的加班熬夜而感到更加情绪化或焦虑。白天,情绪得分的峰值分别在 11:00 至 12:00,这是放松、用餐或闲逛的典型时间段;7:00 到 9:00 是早高峰时间,17:00 到 19:00 是晚高峰时间,这一段时间人居环境愉悦度受城市交通环境的影响较大,使得愉悦度有下降的趋势^[36]。

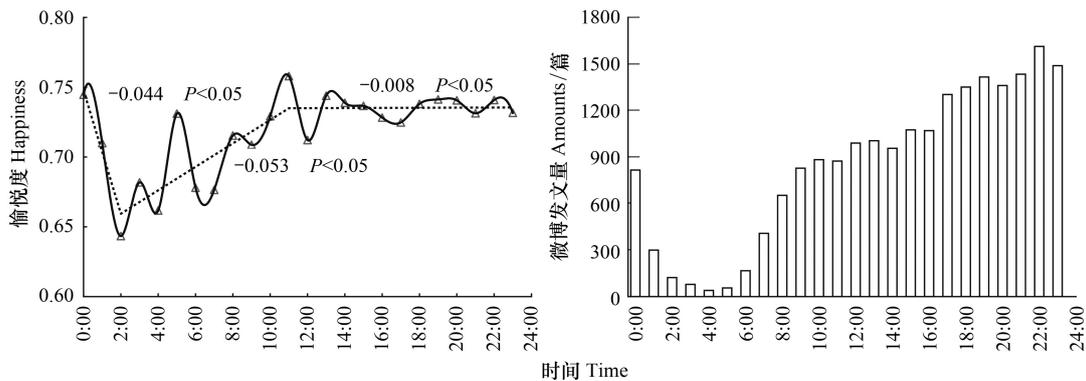


图 4 24 小时愉悦度变化趋势及微博数量

Fig.4 24-hour happiness trend and Weibo amounts

表 2 假期-周末-工作日组间方差检验

Table 2 Holiday-Weekend-Weekday ANOVA test

时间 Time	类别 Class	数量 Number N	均值±标准差 Mean±standard deviation $\bar{X}\pm S$	F 检验 F-test F	显著性水平 P
10/1—10/7	节假日	4213	0.7414±0.0043	7.315	0.000(<0.001)
10/8—10/9	工作日	1568	0.7101±0.0078		
10/10	周末	1092	0.7530±0.0082		
10/11—10/15	工作日	3238	0.7198±0.0053		
10/16—10/17	周末	2870	0.7384±0.0053		
10/18—10/22	工作日	5139	0.7191±0.0042		
10/23—10/24	周末	2170	0.7310±0.0062		
总计 Total	-	20290	0.7310±0.0021		

国家法定节假日、周末和工作日的人居环境愉悦度不尽相同,愉悦度之间存在显著差异($P<0.001$) (表 2)。对每日的人居环境愉悦度分析发现,从 10 月 1 日至 24 日愉悦度高值出现在 1 日、6 日、9 日、12 日、16 日和 23 日,愉悦度低值出现在 5 日、8 日、13 日和 20 日;结合 10 月份的国家法定假日(国庆假期 10 月 1 日—10 月 7 日)和周末(10 月 10 日、10 月 16 日—10 月 17 日、10 月 23 日至 10 月 24 日)安排可知,工作日(10 月

8日—10月9日、10月11日—10月15日、10月18日—10月22日)总体上的人居环境愉悦度比国庆假期和周末低(图5),说明人居环境愉悦度高值主要在周末和节假日出现,低值在工作日中出现。在国庆假期期间,1日、2日和6日的愉悦度相比于其他时间更高,5日的人居环境愉悦度为国庆假期期间的最低值。工作日的人居环境愉悦度周一至周五总体上都相对偏低,特别是在假期和周末来临的倒数2个工作日(周四)的人居环境愉悦度为整周的最低值,低于其他工作日的31.18%。此外对工作日的愉悦度分析发现,法定假期后第一个工作日的愉悦度比其他工作周的愉悦度低26.61%。每周趋势显示居民的人居环境愉悦度出现明显的“周中下降”和“周末高峰”,这与其他调查研究的结果^[18, 37]非常一致。这可以解释为周末对工作压力的恢复影响。研究发现节假日(国庆节)和周末的人居环境愉悦度高于工作日,这与以往的研究成果较为一致^[38-39],这是由于周末和节假日期间居民有更多的机会去接触城市功能区下的各类景观,增强城市环境和地理场所带给他们的情感体验^[40]。研究发现周四的人居环境愉悦度为整周的最小值,原因可能与工作压力和居民自身的情绪变化相关,工作日期间,多数的居民没有机会去体验城市功能区的福利,他们更多的受到工作场所周边环境的影响^[41]。

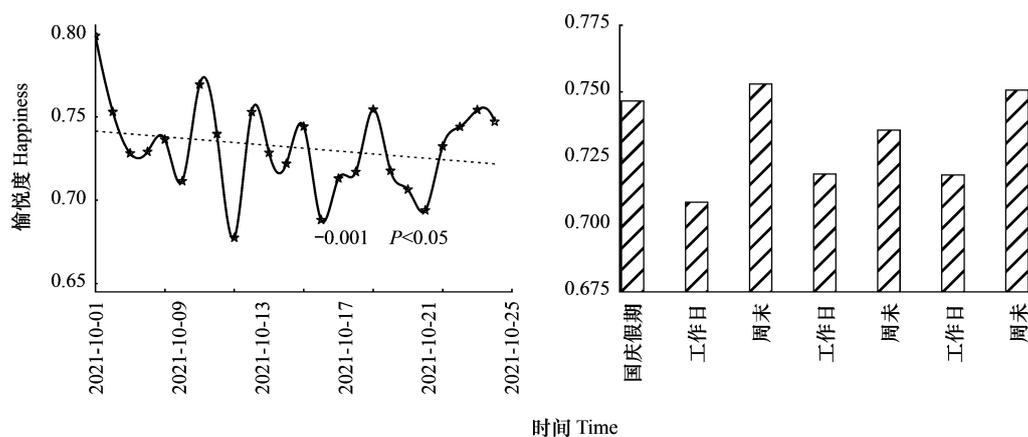


图5 人居环境愉悦度的时间变化

Fig.5 Daily and weekly happiness trends

2.2 人居环境愉悦度的功能区差异

基于功能区的北京市中心城区人居环境愉悦度在空间分布上存在异质性。10月1日至10月24日中心城区的人居环境愉悦度均值为0.73,多数功能区的愉悦度介于0.6至0.8,少部分功能区的愉悦度大于0.8。人居环境愉悦度高值区和低值区在空间上的分布较为分散,对比国庆假期和工作日(图6)的愉悦度分布可知,国庆假期中心城区的人居环境愉悦度高值分布范围较工作日更为聚集,数量相较于工作日也更多,说明中心城区的工作日人居环境愉悦度较国庆节更低。工作日的人居环境愉悦度相比于周末(图6),高值区数量更少,分布区域更稀疏。

10月1日至10月24日(图7),人居环境愉悦度最高的功能区为高密度商业区,最低的功能区是未开发区。未开发区与其他城市功能区存在明显差异,人居环境愉悦度在该功能区的最小值接近0.25,平均值为0.69。高密度商业区和文旅区在10月人均环境愉悦度差别较小。国庆假期期间,除未未开发区外的其他城市功能区的平均人居环境愉悦度都大于0.7,经济开发区的人居环境愉悦度差别较小,最小值大于0.5,平均值为0.75,周末,北京市中心城区各功能区的人居环境愉悦度与国庆节有相似的变化趋势,但变化幅度相较于国庆节更小(图7)。在工作日期间,中心城区各功能区的人居环境愉悦度差异明显(图7),经济开发区的愉悦度差别最大,平均人居环境愉悦度最小,为0.67。中央商务区 and 自然景观区的差异仅次于经济开发区,平均人居环境愉悦度为0.69。科教区、文旅区和高密度商业区的愉悦度差别最小,且平均愉悦度最高,为0.74。在商业和公共区域,用户在周末的活跃度明显高于工作日。在自然和居住区域,用户表现出规律的活动模式。经

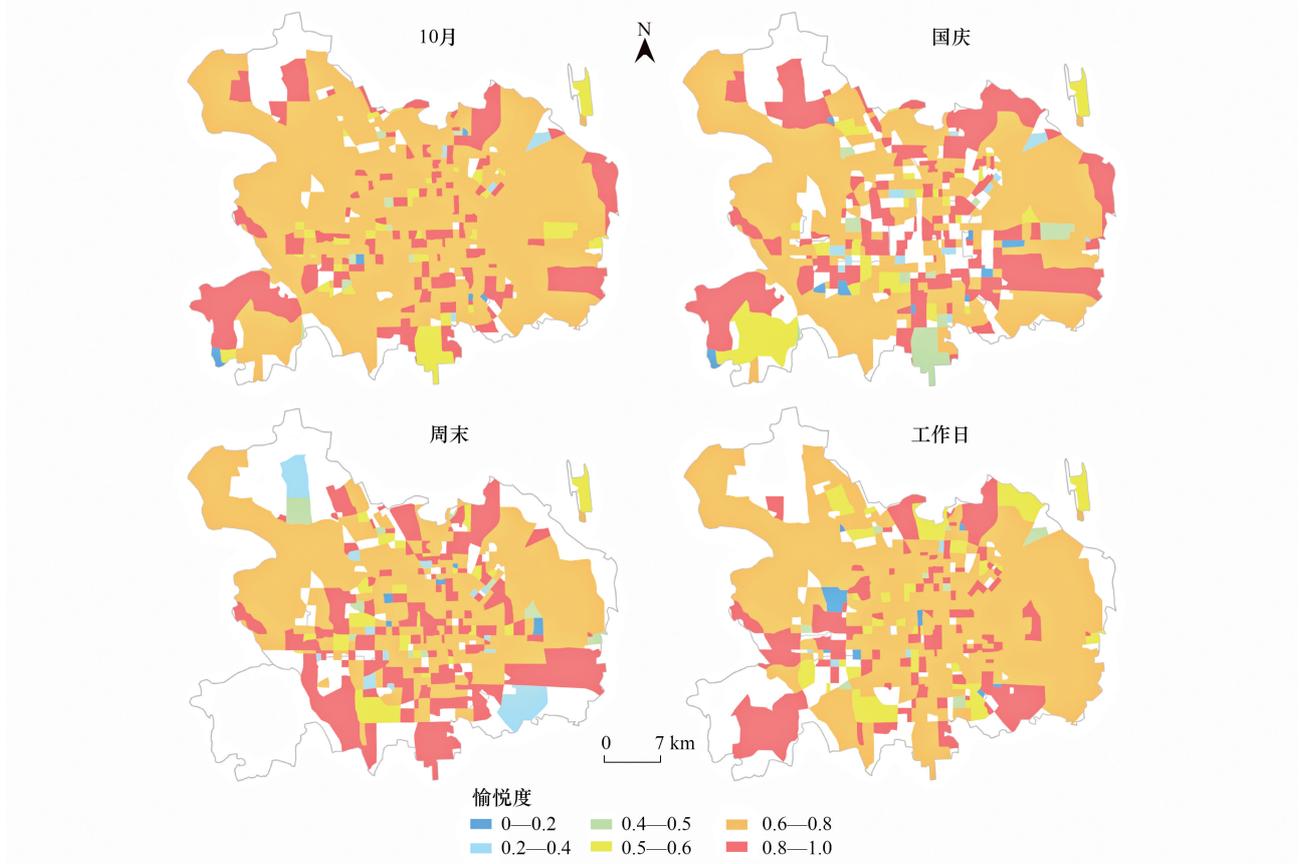


图6 北京市中心城区愉悦度分布

Fig.6 Distribution of happiness in central Beijing

济开发区在工作日期间的人居环境愉悦度相比于周末和节假日更低,固定的工作环境不能给居民带来新鲜感,同时一周工作压力和时间知觉^[42]的共同作用使得多数人在周四拥有更低的人居环境愉悦度。高密度商业区、休闲商务区、中央商务区及居住区景观绿色覆盖程度低,其高密度的现代化建筑和商业街区为居民带来更高的生活便利以及人居环境愉悦度。但在节假日期间,不合理的道路规划、停车场配置和停车场出入口设置造成的交通拥堵是造成该类功能区人居环境愉悦度下降的重要原因。

2.3 不同功能区人居环境愉悦度的时间变化

北京市中心城区各功能区 24h 人居环境愉悦度的变化具有差异性(图 8),高密度商业区、未开发区、中央商务区和休闲商务区在 8:00 以前人居环境愉悦度波动较小,居住区、一般商业区、文旅区、科教区、经济开发区和自然景观区 8:00 的愉悦度波动明显。所有区域 8:00 之后人居环境愉悦度在 0.7 左右波动,相比于 8:00 以前波动幅度较小。其中文旅区(图 8)的愉悦度在 24h 内波动最大,1:00 达到最大值 0.94,2:00 降到 24h 的最小值,为 0.18;科教区的 24h 愉悦度变化相对剧烈(图 8),在 3:00 至 5:00 达到 24h 最大的愉悦度,在 8:00 和 15:00 具有 24h 最小的愉悦度;居住区和一般商业区有相似的变化趋势,都在 4:00 到愉悦度的最大值,在 5:00 左右达到最小值;未开发区的人居环境愉悦度在所有区域中最小。休闲商务区和自然景观区在 2:00 以后具有相反的变化趋势(图 8)。

2021 年 10 月 1 日至 24 日北京市中心城区各功能区的人居环境愉悦度有一定的差异,人居环境愉悦度均值接近 0.7(图 8)。未开发区的人居环境愉悦度变化相对明显,10 月 1 日至 5 日和 10 月 9 日具有 24 天的最小值;科教区、休闲商务区和自然景观区的变化幅度仅次于未开发区。国庆假期期间,北京市中心城区除未开发区之外的其他区域的人居环境愉悦度都大于 0.7,其中中央商务区和休闲商务区的人居环境愉悦度最高,分

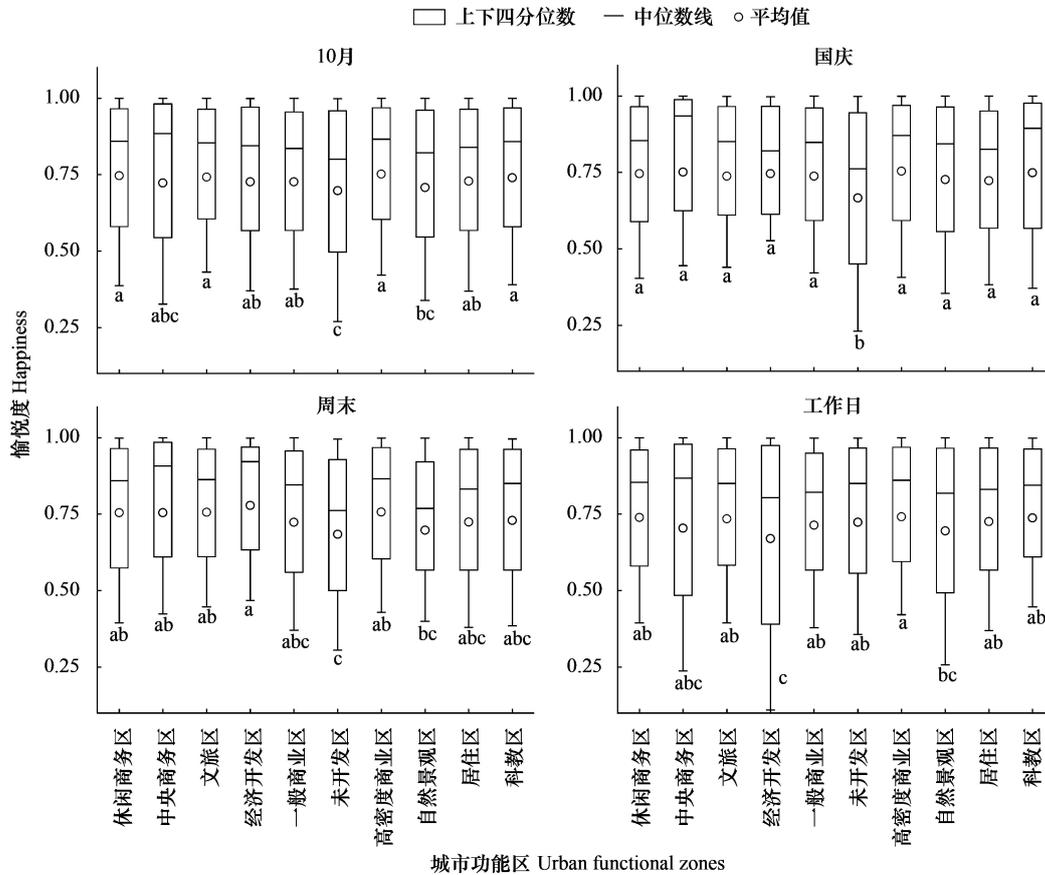


图7 不同城市功能区的人居环境愉悦度特征

Fig.7 Distribution of happiness in urban functional zones

不同字母表示不同功能区下人居环境愉悦度差异显著($P < 0.05$); a, b, c 表示不同功能区的愉悦度存在显著差异, ab, bc, abc 表示无显著性差异

别为 0.76 和 0.77。周末文旅区、科教区和高密度商业区的人居环境愉悦度较高,其中文旅区为 0.73,高密度商业区和科教区为 0.74。自然景观区的愉悦度低于文旅区,周末的文旅区更受到居民的青睐。工作日休闲商务区、自然景观区和高密度商业区拥有较高的人居环境愉悦度。高密度商业区在国庆假期、周末和工作日的 18:00 后都拥有较高的人居环境愉悦度,经济开发区在工作日期间的人居环境愉悦度较低。北京市中心城区各功能区的人居环境愉悦度差异明显,其中高密度商业区在国庆假期、周末和工作日的 18:00 后都拥有较高的人居环境愉悦度,反映了商业中心在提升城市居民消费和愉悦方面的作用^[43-44]。

3 结论与讨论

3.1 结论

基于北京市中心城区的带有位置的社交媒体大数据和城市功能区数据,通过深度学习情感分析的方法计算了人居环境愉悦度,得出以下结论:

(1) 人居环境愉悦度的总体时间趋势存在逐小时和假期-周末-工作日的规律变化。每天 11:00 拥有最高的愉悦度,11:00 之前显著上升,11:00 之后变化平缓;国家法定节假日和周末愉悦度最高,工作日明显降低,国庆假期后首个工作日的愉悦度相比其他工作日最低,低于其他工作周的 26.61%;工作日的愉悦度低值主要在周四出现,低于其他工作日的 31.18%。

(2) 人居环境愉悦度的空间分布存在显著差异。愉悦度高值区和低值区在空间上的分布分散,国庆假期

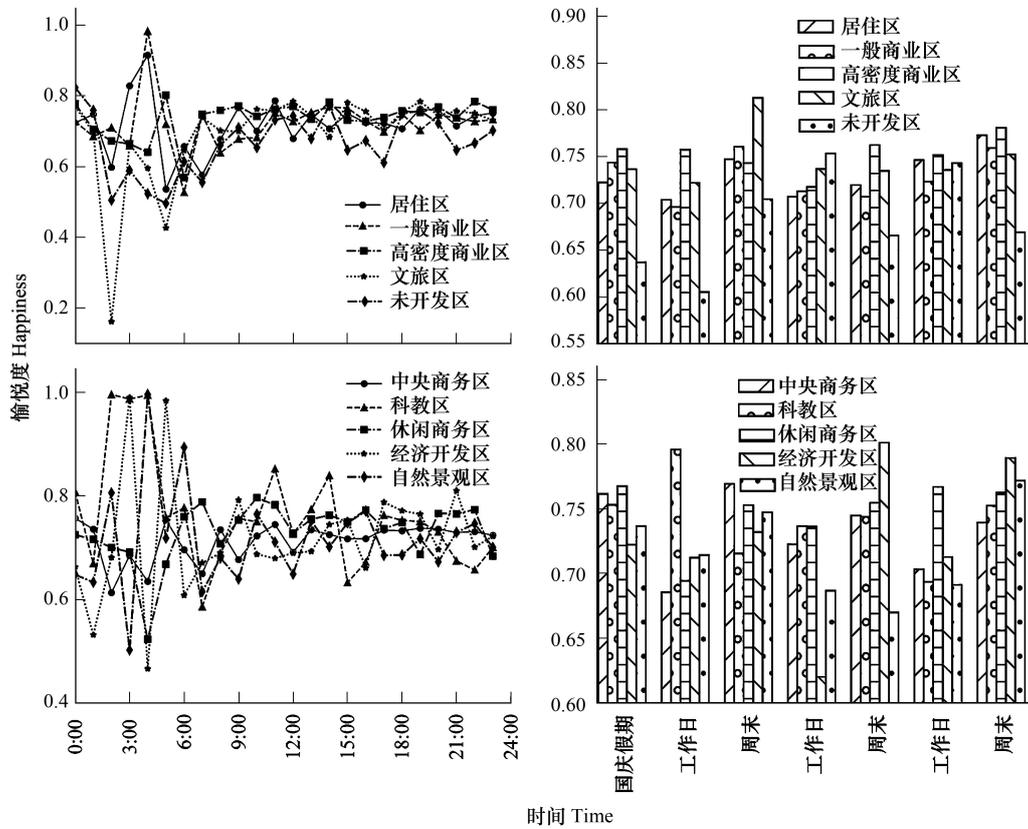


图 8 不同城市功能区愉悦度随时间的变化
 Fig.8 Happiness trend in urban functional zones

人居环境愉悦度最高在休闲商务区,为 0.77,最低在经济开发区和居住区,为 0.72;周末愉悦度最高值 0.81 分布在文化旅游区,最低值 0.69 分布在未开发区;工作日人居环境愉悦度最高值 0.74 分布在休闲商务区,最低值 0.62 分布在经济开发区。

(3)不同功能区之间人居环境愉悦度的时间趋势存在差异。高密度商业区、未开发区、中央商务区和休闲商务区在 8:00 以前愉悦度波动较小;高密度商业区和休闲商务区无论工作日、周末和节假日都拥有较高的愉悦度,文旅区和经济开发区在周末人居环境愉悦度较高,自然景观区的愉悦度低于文旅区;工作日中央商务区和自然景观区拥有较低的人居环境愉悦度。

3.2 讨论

(1)人居环境愉悦度提升建议

北京市中心城区的功能区以高密度商业区、一般商业区和居住区为主,其中高密度商业区的人居环境愉悦度在所有时间均拥有高值,但节假日的愉悦度相比周末和工作日更低,更好的规划高密度商业区、一般商业区周边的道路、停车场和停车场出入口,缓解周边交通拥堵会进一步增强其愉悦度。研究发现自然景观区的愉悦度比文旅区更低,有学者证明绿色空间对居民的人居环境愉悦度有较好的提升^[45-47],研究也表明北京城市核心区的植被覆盖率在 2000 年到 2010 年间有小幅提升^[48],说明中心城区的自然景观区愉悦功能仍需要进一步加强,尤其需要让居民有亲近自然的互动途径,而不仅仅是观赏功能,提升居民的人居环境愉悦度。

经济开发区和科教区相较于高密度商业区、休闲商务区、中央商务区和居住区有更高的景观绿色覆盖程度,该功能区影响人居环境愉悦度的因素更多的是景观绿色和人为因素。该功能区应该更加注重绿色林地和草地的配置,同时规划更多的休闲娱乐设施供居民释放压力,促进人居环境愉悦度的提升。对于中心城区的未开发区,该区域下的人居环境愉悦度普遍偏低,反映了这些区域尚没有合理的规划,以及缺少提升中心城区

人居环境愉悦度的措施。

(2) 方法的优缺点和展望

SMD 为城市人居环境愉悦度的监测提供了新的切入点,基于 SMD 的人居环境愉悦度研究在洞察城市环境和城市生活的动态模式具有明显优势。使用覆盖广泛的 SMD 和 NLP 算法,研究构建居民主观幸福感的量化指标——人居环境愉悦度,将与城市环境和景观格局相关的 SMD 文本所表达的情感做出量化,以定量衡量居民情绪的变化。相较于已有的研究,开拓了城市人居环境愉悦度研究的新视角,在细时间粒度和空间尺度,为探索人居环境愉悦度变化的原理和机理分析打下基础。

人口年龄结果缺失、位置数据稀少、关键词被屏蔽、社交媒体行为的波动性和隐私问题等限制条件普遍存在^[49]。针对深度学习情感分析,模糊性可能会影响研究技术的有效性,由于部分微博用户不是通过博文数据直接表达其态度,使用正话反说的语句进一步阻碍了分析工作^[50]。由于使用社交媒体大数据进行居民幸福感的量化仍然是一个新兴的研究领域,目前没有足够的证据来表明 NLP 分析获得的人居环境愉悦度是否可用于诊断精神障碍^[1]。未来的研究需要运用基于自我报告的心理健康状况量表对大数据分析的人居环境愉悦度进行验证,以了解社交媒体上表达的情绪在多大程度上可用于精神流行病学。

本文仅从城市功能区时空分布的角度研究人居环境愉悦度的特征,初步探索了人居环境愉悦度每小时、每日和每周在城市功能区上时间和空间的变化趋势,为下一步探索城市环境(温度、空气质量、极端气候等)与城市景观类型(城市绿地、城市建筑、街道环境等)是如何对人居环境愉悦度产生影响做下铺垫。在研究数据方面,为了消除年龄结构对结果的影响,应采取更多源的数据,比如引入“12345”政府服务热线的数据;在研究方法方面,应排除天气因素,调研中心城区某些老旧小区和低碳小区,进行模拟分区分析以验证使用大数据进行人居环境愉悦度分析的精度。

参考文献 (References):

- [1] Jaidka K, Giorgi S, Schwartz H A, Kern M L, Ungar L H, Eichstaedt J C. Estimating geographic subjective well-being from Twitter: a comparison of dictionary and data-driven language methods. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2020, 117(19): 10165-10171.
- [2] Sui D, Goodchild M. The convergence of GIS and social media: challenges for GIScience. *International Journal of Geographical Information Science*, 2011, 25(11): 1737-1748.
- [3] Picard R W. *Affective Computing*. Cambridge: MIT Press, 2000: 1-16.
- [4] Niu H F, Silva E A. Crowdsourced data mining for urban activity: Review of data sources, applications, and methods. *Journal of Urban Planning and Development*, 2020, 146(2): 04020007.
- [5] Li J, Liu Z J, Lei X Y, Wang L Z. Distributed fusion of heterogeneous remote sensing and social media data: a review and new developments. *Proceedings of the IEEE*, 2021, 109(8): 1350-1363.
- [6] Tao Y G, Zhang F, Shi C Y, Chen Y. Social media data-based sentiment analysis of tourists' air quality perceptions. *Sustainability*, 2019, 11(18): 5070.
- [7] Liu X J, Hu W. Attention and sentiment of Chinese public toward green buildings based on Sina Weibo. *Sustainable Cities and Society*, 2019, 44: 550-558.
- [8] Zhu X, Gao M, Zhang R, Zhang B. Quantifying emotional differences in urban green spaces extracted from photos on social networking sites: a study of 34 parks in three cities in northern China. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2021, 62: 127133.
- [9] Cheng Y Y, Zhang J G, Wei W, Zhao B. Effects of urban parks on residents' expressed happiness before and during the COVID-19 pandemic. *Landscape and Urban Planning*, 2021, 212: 104118.
- [10] Zheng S Q, Wang J H, Sun C, Zhang X N, Kahn M E. Air pollution lowers Chinese urbanites' expressed happiness on social media. *Nature Human Behaviour*, 2019, 3(3): 237-243.
- [11] Shan S Q, Ju X J, Wei Y G, Wang Z J. Effects of PM_{2.5} on People's emotion: a case study of Weibo (Chinese Twitter) in Beijing. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2021, 18(10): 5422.
- [12] Wang Y, Yang Y, Huang S S, Huang L, Sun W J. Effects of air quality and weather conditions on Chinese tourists' emotional experience. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 2021, 48: 1-9.
- [13] 王波,甄峰,张浩. 基于签到数据的城市活动时空间动态变化及区划研究. *地理科学*, 2015, 35(2): 151-160.
- [14] 毕崇武,叶光辉,李明倩,曾杰妍. 基于标签语义挖掘的城市画像感知研究. *数据分析与知识发现*, 2019, 3(12): 41-51.
- [15] Ghahramani M, Galle N J, Ratti C, Pilla F. Tales of a city: sentiment analysis of urban green space in Dublin. *Cities*, 2021, 119: 103395.
- [16] Wang Z F, Zhu Z W, Xu M, Qureshi S. Fine-grained assessment of greenspace satisfaction at regional scale using content analysis of social media and machine learning. *Science of the Total Environment*, 2021, 776: 145908.

- [17] Tan M J, Guan C H. Are people happier in locations of high property value? Spatial temporal analytics of activity frequency, public sentiment and housing price using twitter data. *Applied Geography*, 2021, 132: 102474.
- [18] Cao X D, MacNaughton P, Deng Z Y, Yin J, Zhang X, Allen J G. Using twitter to better understand the spatiotemporal patterns of public sentiment: a case study in Massachusetts, USA. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2018, 15(2): 250.
- [19] Golder S A, Macy M W. Diurnal and seasonal mood vary with work, sleep, and daylength across diverse cultures. *Science*, 2011, 333(6051): 1878-1881.
- [20] Wang J H, Fan Y C, Palacios J, Chai Y C, Guetta-Jeanrenaud N, Obradovich N, Zhou C H, Zheng S Q. Global evidence of expressed sentiment alterations during the COVID-19 pandemic. *Nature Human Behaviour*, 2022, 6(3): 349-358.
- [21] Rousseau S, Deschacht N. Public awareness of nature and the environment during the COVID-19 crisis. *Environmental and Resource Economics*, 2020, 76(4): 1149-1159.
- [22] Baylis P. Temperature and temperament: evidence from Twitter. *Journal of Public Economics*, 2020, 184: 104161.
- [23] Wang J H, Obradovich N, Zheng S Q. A 43-million-person investigation into weather and expressed sentiment in a changing climate. *One Earth*, 2020, 2(6): 568-577.
- [24] Roy A, Nikolitch K, McGinn R, Jinah S, Klement W, Kaminsky Z A. A machine learning approach predicts future risk to suicidal ideation from social media data. *npj Digital Medicine*, 2020, 3: 78.
- [25] Gong V X, Daamen W, Bozzon A, Hoogendoorn S P. Estimate sentiment of crowds from social media during city events. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2019, 2673(11): 836-850.
- [26] Huang Y J, Fei T, Kwan M P, Kang Y H, Li J, Li Y Z, Li X, Bian M. GIS-based emotional computing: a review of quantitative approaches to measure the emotion layer of human - environment relationships. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2020, 9(9): 551.
- [27] Dodds P S, Harris K D, Kloumann I M, Bliss C A, Danforth C M. Temporal patterns of happiness and information in a global social network: hedonometrics and Twitter. *PLoS One*, 2011, 6(12): e26752.
- [28] Plunz R A, Zhou Y J, Vintimilla M I C, Mckeown K, Yu T, Uguccioni L, Sutto M P. Twitter sentiment in New York City parks as measure of well-being. *Landscape and Urban Planning*, 2019, 189: 235-246.
- [29] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [30] Zhang S, Zheng D Q, Hu X C, Yang M. Bidirectional long short-term memory networks for relation classification//Proceedings of the 29th Pacific Asia Conference on Language, Information and Computation. Shanghai: ACL, 2015: 73-78.
- [31] Tian H, Gao C, Xiao X Y, Liu H, He B L, Wu H, Wang H F, Wu F. SKEP: sentiment knowledge enhanced pre-training for sentiment analysis//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. ACL, 2020: 4067-4076.
- [32] 姚磊, 卫伟, 于洋, 肖峻, 陈利顶. 基于 GIS 和 RS 技术的北京市功能区产流风险分析. *地理学报*, 2015, 70(2): 308-318.
- [33] Jing Y C, Sun R H, Chen L D. A method for identifying urban functional zones based on landscape types and human activities. *Sustainability*, 2022, 14(7): 4130.
- [34] Yu Z W, Jing Y C, Yang G Y, Sun R H. A new urban functional zone-based climate zoning system for urban temperature study. *Remote Sensing*, 2021, 13(2): 251.
- [35] Xiao X, Fang C Y, Lin H, Liu L, Tian Y, He Q H. Exploring spatiotemporal changes in the multi-granularity emotions of people in the city: a case study of Nanchang, China. *Computational Urban Science*, 2022, 2(1): 1.
- [36] 朱菁, 范颖玲, 樊帆. 大城市居民通勤幸福感影响因素研究——以西安市为例. *城乡规划*, 2018, (3): 43-53.
- [37] Wang W, Hernandez I, Newman D A, He J B, Bian J. Twitter analysis: studying US weekly trends in work stress and emotion. *Applied Psychology*, 2016, 65(2): 355-378.
- [38] 陈映雪. 居民情绪与建成环境关系研究及规划应用初探[D]. 南京: 南京大学, 2015.
- [39] 王悦人. 基于微博语义分析的深圳市情绪地图构建研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- [40] 张晶飞, 秦耀辰, 张丽君, 王坤, 段杰冉. 建成环境对居民绿色消费意愿的影响——来自郑州的实证研究. *地理研究*, 2021, 40(10): 2914-2929.
- [41] 赵丽宁, 李君轶. 疫情期间居住环境对城市居民焦虑情绪的影响. *浙江大学学报: 理学版*, 2021, 48(5): 642-650.
- [42] 崔倩, 赵科, 傅小兰. 情绪调节时间知觉的作用方式及认知神经机制. *生物化学与生物物理进展*, 2018, 45(4): 409-421.
- [43] 王先庆, 雷韶辉. 新零售环境下人工智能对消费及购物体验的影响研究——基于商业零售变革和人货场体系重构视角. *商业经济研究*, 2018, (17): 5-8.
- [44] 郭俊辉. 不同类别购物中心顾客体验影响效果对比. *商业研究*, 2016, (10): 51-57.
- [45] Rzotkiewicz A, Pearson A L, Dougherty B V, Shortridge A, Wilson N. Systematic review of the use of Google street view in health research: major themes, strengths, weaknesses and possibilities for future research. *Health & Place*, 2018, 52: 240-246.
- [46] Kardan O, Gozdyra P, Mistic B, Moola F, Palmer L J, Paus T, Berman M G. Neighborhood greenspace and health in a large urban center. *Scientific Reports*, 2015, 5(1): 11610.
- [47] Wang R Y, Yang B Y, Yao Y, Bloom M S, Feng Z Q, Yuan Y, Zhang J B, Liu P H, Wu W J, Lu Y, Baranyi G, Wu R, Liu Y, Dong G H. Residential greenness, air pollution and psychological well-being among urban residents in Guangzhou, China. *Science of the Total Environment*, 2020, 711: 134843.
- [48] 马默衡, 薛飞, 党安荣, 李雪草, 胡腾云. 基于动态遥感数据的北京主城区环带间植被覆盖变化. *环境工程技术学报*, 2019, 9(4): 404-413.
- [49] Ilieva R T, McPhearson T. Social-media data for urban sustainability. *Nature Sustainability*, 2018, 1(10): 553-565.
- [50] 洪巍, 李敏. 文本情感分析方法研究综述. *计算机工程与科学*, 2019, 41(4): 750-757.