基于政务大数据的市民公共服务需求挖掘——以成都市为例

Mining Citizens' Public Service Demands Based on Government Big Data: A Case Study of Chengdu

鱼 宁 张晓荣 于儒海 周 垠 肖竹韵 Yu Ning, Zhang Xiaorong, Yu Ruhai, Zhou Yin, Xiao Zhuyun

摘 要 公共服务需求挖掘是提高公共服务水平的基础支撑，为社会精细化治理提供行动依据。当前，以政务热线为代表的政务大数据富含高价值信息，为实时洞察市民诉求提供了全新渠道。聚焦政务热线数据，重构公共服务需求分类体系，利用基于BERT的文本分类模型，实现公共服务需求的精细化识别。以成都市域为案例进行实证分析。结果表明，不同类别、不同区域、不同时间的公共服务需求差异明显，表现出“医疗教育需求多”“中心区域聚集”“周期性波动”的特征。研究结果对推动新型城市治理体系建设有重要意义。

Abstract Mining public service demands serves as foundational support for improving public service levels and provides actionable insights for refined social governance. Currently, government big data represented by government hotlines contains high-value information, providing a new channel for real-time insight into citizens' demands. This study focuses on government hotline data, reconstructs the classification system for public service demands, and utilizes a BERT-based text classification model to achieve fine-grained identification of public service demands. Through empirical analysis in Chengdu, the results indicate that public service demands vary significantly across categories, regions, and time periods, exhibiting characteristics such as high demand for healthcare and education, centralized distribution in core urban areas, and periodic fluctuations. The results are of great significance for promoting the construction of a new urban governance system.

关 键 词 公共服务；政务热线；BERT；文本分类；成都市

Key words public services; government hotline; BERT; text classification; Chengdu

文章编号 1673-8985（2026）04-0133-08 中图分类号 TU984 文献标志码 A DOI 10.11982/j.supr.20260418

作者简介

鱼 宁
成都市规划设计研究院
规划师，yn96328@163.com

张晓荣
成都市规划设计研究院 主创规划师

于儒海
成都市规划设计研究院 副总工程师

周 垠
成都市规划设计研究院 总工助理

肖竹韵
成都市规划设计研究院 主任规划师

0 引言

随着新型城镇化加速与社会治理精细化需求提升[1]，公共服务体系效能评估[2-3]与民众需求挖掘[4]已成为社区治理现代化的核心议题。传统方法（如走访、年鉴分析、问卷调查）虽能反映部分民意，但存在覆盖有限、时效不足、主观偏差等局限[5]。近年来，以市长信箱[6-7]、政务热线[8-9]为代表的政务大数据平台积累了海量非结构化文本，其蕴含的诉求、情感与建议[10]为动态感知公共服务需求提供了高价值数据源。

人工智能技术，特别是BERT（Bidirectional Encoder Representations from Transformers）等深度自然语言处理模型[11-12]，凭借双向语义编码与预训练—微调范式，显著提升了文本分类、实体识别及语义聚类精度，为需求实时感知、精准分类与动态监测提供了技术支撑，对于提升政府的施政效率与治理水平[13]、增强人民群众的幸福感具有重大的意义。具体如下：(1) 精准定位民生领域问题，提升政府响应效率；(2) 结合GIS揭示诉求的时空差异[14-15]，辅助资源优化配置；(3) 动态捕

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

捉新兴议题，为政策预警提供依据[16-17]。

然而，当前基于政务大数据的公共服务需求识别仍面临显著瓶颈。一方面，目前政务热线文本的分类标注主要依赖人工逐条阅读与归类，效率低且标准不一；即便引入自然语言处理（Natural Language Processing，NLP）技术辅助分类，仍受限于样本标注质量[18]和政策术语与口语表达的语义偏差，解析精度不足。另一方面，需求分类体系本身颗粒度粗、标准不一，难以精准刻画复合型诉求。这种“识别模糊”与“技术低效”的双重困境，直接制约了公共服务供需匹配效能。

为破解上述难题，本文构建了基于政务大数据的精细化需求挖掘框架。在分类体系重构层面，基于政务热线数据，完善形成“8—12—78”的公共服务需求分类框架；在技术优化层面，通过标注现有数据微调BERT预训练大语言模型，大幅提升政务热线语义分类的精度与效率。同时以成都市为例，从“类别—空间—时间”3个维度挖掘分析市民对公共服务需求的相关特征，为破解公共服务“供给失灵”困境、推动治理能力从经验决策向数据驱动的范式转型提供理论支撑与实践参考。

1 研究区域与数据来源

1.1 研究区域

成都市是四川省省会、副省级城市，总面积14 335 km²。根据2020年第七次全国人口普查，成都市常住人口2 093.78万人。本文为了便于市民公共服务需求空间特征的刻画，将成都市域空间划分为3个层次（见图1），第一圈层包括中心五城区和高新区，第二圈层包括天府新区和除中心城区外人口密度较高的区，第三圈层包括东部新区和低人口密度的区（市）县[19]。

1.2 数据来源

本文使用的政务大数据均采集于成都市12345热线平台，该平台公布了经过文本化的“12345”热线记录。其中包括“来电标题”“来电时间”“来电内容”“办理单位”“办理结果”等相关字段，表1展示了原始热线记录的主要字段及模型对每条记录的三级分类识别结果，以示例说明文本分类的输入与输出形式。本文主要使用“来电时间”“办理单位”和“来电内容”3个字段，其中“来电时间”为市民诉求热线的电话记录时间，“办理单位”反映市民诉求问题所在的区域，具体到区（市）县级别，“来电内容”为接线员记录市民对于公共服务问题诉求的非结构化文本，平均每条记录包含150个中文字符。本文获取2023年全年和2024年1—5月的热线记录，共计282 680条。

2 研究方法

2.1 研究技术路线

基于政务大数据的市民公共服务需求挖掘技术路线如图2所示，原始数据为政务热线数据中的“来电内容”，首先通过解析部分原始数据归纳形成“8—12—78”公共服务需求分类体系。其次，在模型训练阶段，随机选取少量样本形成训练数据，根据上述构建的公共服务需求分类体系进行人工标注，并经多位标注人员交叉校核，形成训练样本数据。用标注后的样本数据训练BERT模型，形成政务热线的专

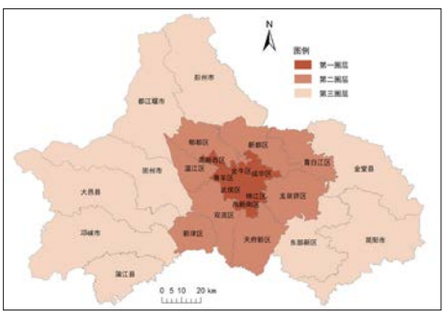


图1 研究区域
Fig.1 Study area
资料来源：笔者基于成都市标准地图（审图号：川S[2023]01010号）绘制。

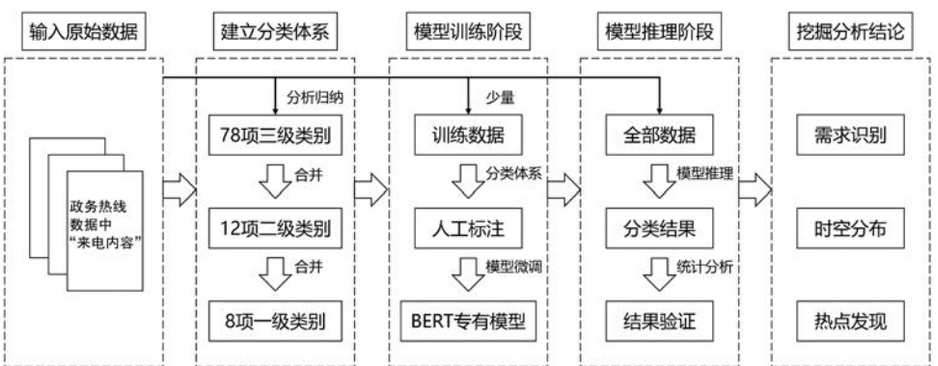


图2 基于政务大数据的市民公共服务需求挖掘技术路线
Fig.2 Technical framework for mining public service demands based on government big data
资料来源：笔者自绘。

表1 成都市“12345”热线记录示例及公共服务需求分类结果
Tab.1 Examples of Chengdu “12345” hotline records and classification results of public service demands

来电时间	办理单位	来电内容	公共服务需求分类结果
2024年4月6日	双流区	来话人咨询×××公园里面是否可以放风筝，请解答	公园/加强公园管理
2024年3月14日	武侯区	来话人称其孩子打算就读武侯区×××附小，若没有去就读，咨询是否占用该处的学籍，请解答	小学/优化学区划分
2024年1月23日	锦江区	来话人反映锦江区×××附近公共卫生间蹲位的水箱水压很小，不方便使用，需要相关部门核实处理	公厕/改善公厕卫生条件
2023年6月5日	邛崃市	来话人反映在×××卫生院接种狂犬病疫苗，窗口工作人员告知市民只能用现金结算而不能使用医保卡结算，市民故来电核实是否有相关政策规定，请处理	医院/完善医疗报销
2023年5月14日	锦江区	来话人反映×××楼下篮球场以前是公益性的，但近期被培训机构占用来进行培训，认为不合理，请处理	体育运动/其他
2023年3月8日	青羊区	来话人希望咨询青羊区行政范围内是否有必须医院开具复课证明才能回幼儿园就学的规定，希望部门联系市民告知	幼儿园/其他

资料来源：笔者自制。

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

有分类模型。接着，在模型推理阶段，用训练好的专有模型对全部原始数据进行模型推理，得到分类结果，并对其进行统计分析，验证分类结果精度。最后，根据分类结果，快速识别市民对于公共服务的需求，并结合相关技术进行空间和时间分布可视化，分析不同区域和时段的诉求差异，同时挖掘新的热点议题，为公共服务体系治理现代化提供依据。

2.2 公共服务需求分类体系构建

以成都市公共服务设施“8—18”[①]分类体系为基础，参照政务数据市民相关诉求，围绕“幼有善育、学有优教、病有良医、老有颐养、住有宜居”，构建“8—12—78”的公共服务需求分类体系，通过提取市民诉求中的实际问题，形成动态可扩展的三级分类，具体的分类体系图谱见图3。具体的构建方法如下，通过逐条分析大量政务热线文本，充分挖掘市民对公共服务的急切需求，并结合相关行业标准，构建可动态更新的78项三级类别体系，然后根据类别相似度，并参照成都市公共服务设施的二级分类，将三级分类合并为12项二级分类体系，最后对应成都市公共服务设施中的大类，形成8项第一级分类体系，其余政务热线划分为非公共服务诉求类别。相较于成都市公共服务设施分类体系，本文增加了幼儿托育类别，但由于社区管理类（街道办事处、社区服务中心、社区用房）相关诉求较少，未纳入本文的公共服务需求分类体系中。

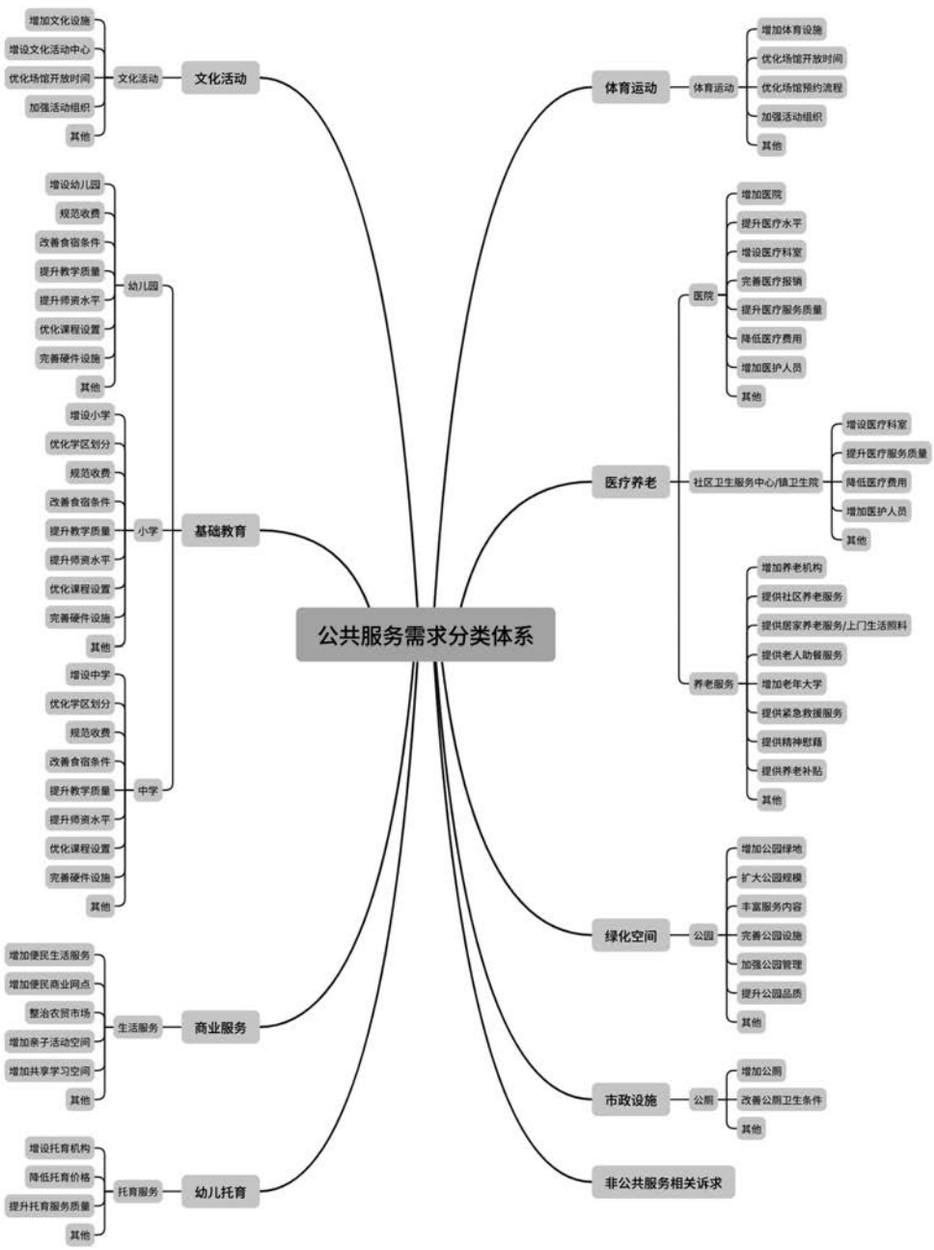


图3 公共服务需求分类体系

Fig.3 Classification system for public service demands

资料来源：笔者自绘。

2.3 BERT文本分类模型

本文采用BERT文本分类模型，并在此基础上使用少量标注数据进行模型微调，使其能够更好地对政务热线来电内容进行分类。近年来，预训练语言模型PLM（Pre-trained Language Models）[20]通过在大规模语料上学习通用语义表示，显著推动了自然语言处理领域的发展。BERT[21]是由谷歌在2018年提出的一种预训练语言模型，通过引入基于Transformer的双向编码架构，实现了上下文信息的全局建模，模型架构见图4，具体而言，其预训练阶段采用掩码语言模型MLM（Masked Language Model）与下一句预测NSP（Next Sentence Prediction）联合优化策略。MLM任务通过随机遮盖输入序列中的部分词汇，强制模型基于双向上下文预测被遮盖词，从而学习词汇与上下文的深层语义关联；NSP任务则通过判断句子对的连续性，增强

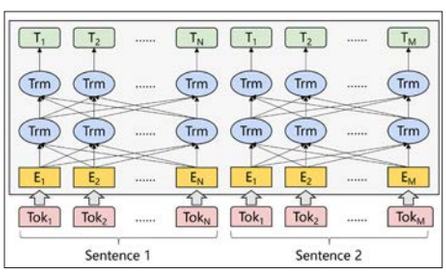


图4 BERT预训练分类模型架构

Fig.4 Architecture of the BERT pre-training classification model

资料来源：笔者自绘。

注释：① 成都市公共服务设施“8-18”分类体系将公共服务设施划分为基础教育、医疗养老、文化活动、体育运动、商业服务、市政交通、绿化空间、社区管理8大类，下设中学、小学、幼儿园、社区养老机构、社区卫生服务中心、日间照料中心、文化活动中心、体育活动场、综合健身馆、居民健身设施、农贸市场、公交集中停靠站、再生资源回收网点、公厕、社区公园、街道办事处、社区服务中心、社区用房等18项设施类型，侧重于供给端的设施分类。

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

模型对篇章级逻辑关系的理解。通过这种预训练策略，BERT可生成高质量的动态词向量，其在不同下游任务中仅需添加轻量级任务层（如分类器）并微调参数，即可快速适配文本分类、命名实体识别及问答等场景，BERT凭借其强大的语义表征能力，已在多个NLP基准测试中刷新性能纪录。另外，BERT的成功不仅在于模型结构的创新，更在于其开创的“预训练—微调”范式，大幅降低了对标注数据的依赖，为本文的政务热线分类提供了模型基础。

2.4 数据标注与模型训练

在数据标注阶段，本文从 282 680条政务热线的来电记录中，按照成都市各区（市）县2024年常住人口数量分层比例抽样选取10 000条样本，构成“居民实际诉求样本集”，并根据公共服务需求分类体系对样本进行标注，其中每个样本至少经过两位专业人员的交叉验证。

数据标注完成后，需对每条数据进行一定的文本预处理，以便更好地输入BERT模型。本文采用的文本预处理方法包括文本去重、文本格式转化、非法字符去除等，文本预处理越详细，预训练模型获取的特征就越清晰。

本文对处理完成的样本集采用随机划分的方式，以8:1:1的比例划分为训练集、验证集和测试集，使用训练集微调训练BERT预训练模型，将在验证集中表现最好的模型作为最终模型，并在测试集上进行精度评价。

3 公共服务需求挖掘及特征分析

3.1 不同模型对比

本文在使用BERT文本分类模型的基础上，采用了CNN（Convolutional Neural Network）[22-23]和LSTM（Long Short-Term Memory）[24-25]模型作为对比方法。CNN通过卷积核提取局部特征，具有强局部语义捕捉能力，在文本分类中有效，但难以建模长距离依赖。LSTM是一种特殊的循环神经网络，基于门控机制实现序列建模，擅长捕捉时序特征，但存在梯度消失和并行化困难，且计算复杂度高，容易过拟合。使用相同的文本数据集对全部分类模型进行训练和测试完成后，得到不同模型的分类准确率（见表2）。

通过多次实验发现，基于BERT的文本分类模型分类准确率达82.96%，由于预训练迁移性强，在政务热线分类任务上效果也最佳，达到了预期实现的目标。基于LSTM的文本分类模型由于其长期依赖特征捕捉能力强，其分类准确率明显高于基于CNN的文本分类模型，但由于复杂的门控结构，其训练速度慢。

3.2 公共服务需求类别特征分析

根据公共服务需求分类体系和BERT模型的分类结果（见图5），成都市政务热线中，市民对于公共服务需求在二级类别上主要集中在医院、生活服务、小学、公园等方面，占比分别为40.8%、14.0%、9.8%和9.3%。由此可以发现，市民需求量和诉求问题最多的仍为基础生存保障型公共服务，包括基础医疗服务和基础教育服务，而生活服务和公园方面需求占比大也反映出市民对提升生活品质的重视。

从公共服务需求三级分类结果来看（见图6），医院和社区卫生服务中心/镇卫生院类别中“提升医疗服务质量”方面的需求占比分别高达56.3%和85.4%，医院类别中“提升医疗水平”方面的需求占比达25.6%；小学和中学类别中“优化学区划分”方面的需求占比分别高达71.2%和73.7%，“提升教学质量”方面的需求占比分别达13.9%和7.0%。这说明当前公共服务供给已基本实现“从无到有”的覆盖，但居民对“从有到优”的诉求日益凸显；同时，存在优质资源分布不均、配置标准不统一等结构性问题。因此，当前阶段居民对于基础生存保障型公共服务的主要需求集中在服务质量和品质的提升。对于医疗服务，居民最希望提高服务质量和提升诊疗水平，其次为降低医疗费用、提高医保报销的比例和便利度；对于教育服务，居民最希望改善的是学区划分问题和提升教学质量，其次才是增设幼儿园、小学、中学等。

养老服务类别中“提供养老补贴”和“提供老年助餐服务”方面的需求占比分别为56.5%和18.8%，托育服务类别中“提升托育服务质量”和“降低托育价格”方面的需求占比分别为43.3%和36.8%。居民对于社会兜底支持型公共服务更在意的是全生命周期的服务供给加强。对于养老服务，除了提供养老补贴和提供老年助餐服务外，市民在诉求中还提及了适老化改造、增加老年活动场所等具体需求。

公园类别中“加强公园管理”和“完善公园设施”方面的需求占比分别为67.5%和12.5%；生活服务类别中“整治农贸市场”和“增加便民商业网点”方面的需求占比分别为59.5%和27.8%；文化活动类别中“加强活动组织”和“增加文化设施”方面的需求占比分别为52.5%和32.2%；体育运动类别中“增

表2 不同模型的对比和分类准确度
Tab.2 Performance comparison and classification accuracy of different models

模型	优点	缺点	分类准确率/%
CNN	局部特征提取高效	长距离依赖处理弱，解释性差	69.15
LSTM	门控机制灵活，长期依赖捕捉强	计算资源消耗大，训练速度慢	76.22
BERT	上下文理解全面，预训练迁移性强	计算资源需求高，长文本处理受限	82.96

资料来源：笔者自制。

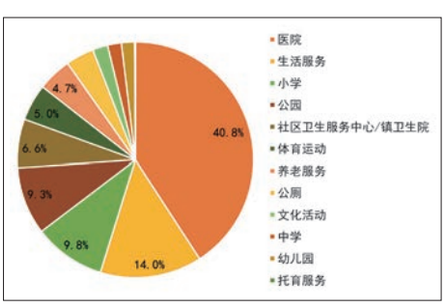


图5 公共服务需求二级分类结果
Fig.5 Secondary classification results of public service demands

资料来源：笔者自绘。

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

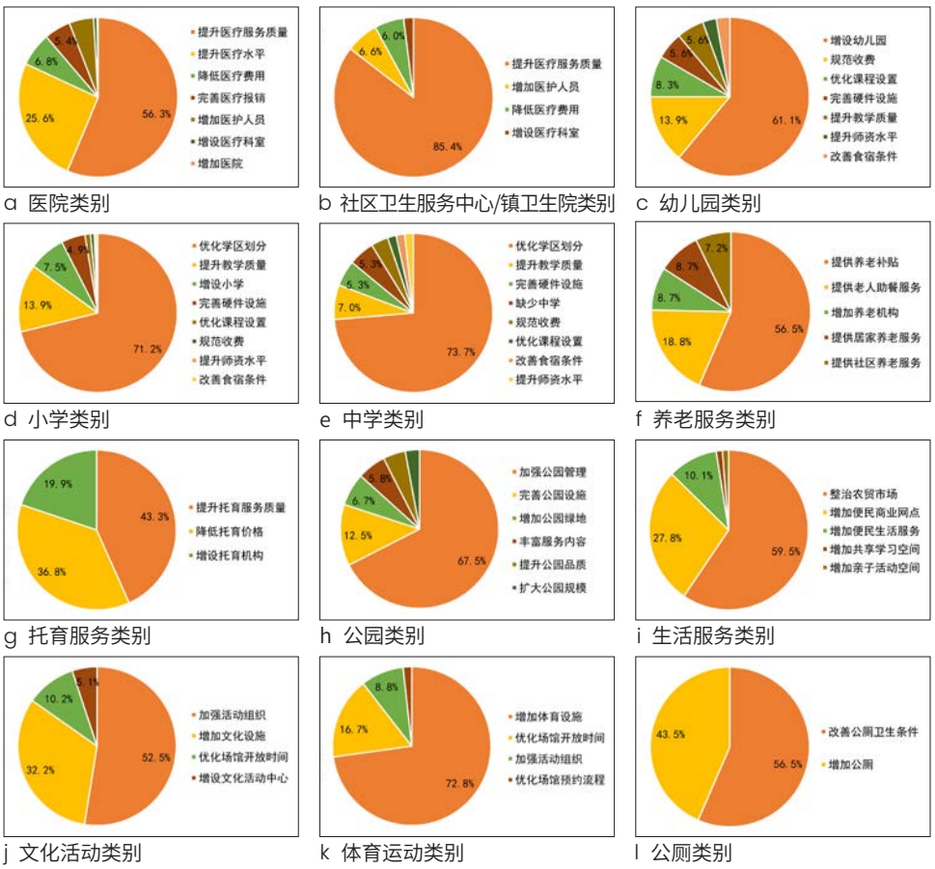


图6 公共服务需求三级分类结果

Fig.6 Tertiary classification results of public service demands

资料来源:笔者自绘。

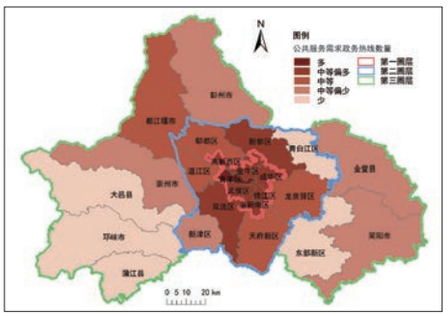


图7 公共服务需求政务热线空间分布

Fig.7 Spatial distribution of public service demands from government hotlines

资料来源:笔者基于成都市标准地图(审图号:川S[2023]01010号)绘制。

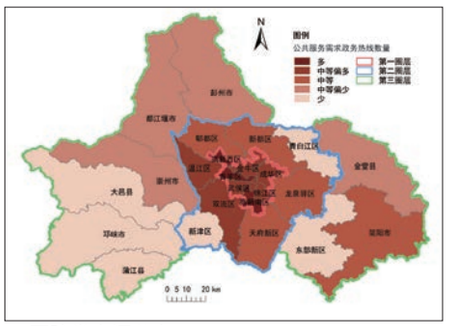
加体育设施”和“优化场馆开放时间”方面的需求占比分别为72.8%和16.7%。结合诉求内容发现,居民对于品质生活提升型公共服务的需求呈现出个性化、定制化、多样化的特征。在生活服务方面,居民最希望提升的方面是整改农贸市场和增加便民生活服务点,定制化设置生活服务中缺乏的快递、小修小补等功能点位;在文体休闲服务方面,居民最希望改善的是加强文体活动组织、合理设置场馆开放时间、增加文化活动和运动健身设施等诉求。此外,居民诉求还包括加强各类公园管理、增加社区绿地景观、增加共享学习空间、增设新能源汽车和电瓶车充电桩、增加公共停车位等多方面需求。

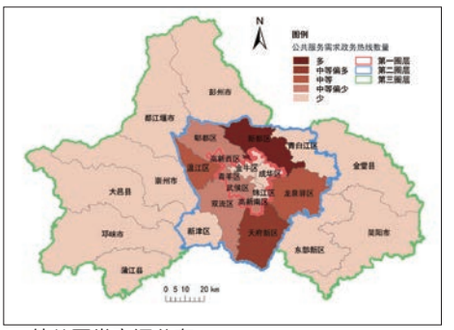
3.3 公共服务需求空间特征分析

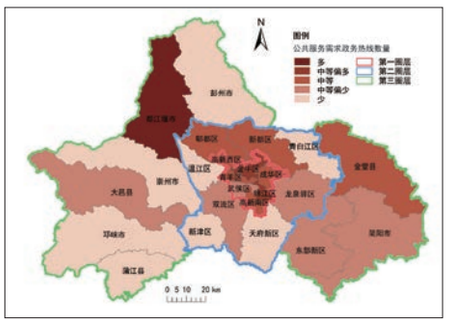
图7为公共服务需求政务热线数量在空间上的分布,通过自然间断点法划分为多—中等偏多—中等—中等偏少—少5个类别。从分布结果看,成都市市民公共服务需求主要集中在第一圈层,其中青羊区占比最大,为11.7%,第二圈层次之,第三圈层最少。“中心区域聚集”的现象反映出城市公共服务需求与空间功能、人口密度及治理复杂性的深度耦合。第一圈层作为传统行政中心与历史文化密集区,集中了大量老旧社区、政府机构及公共设施,叠加高密度居住人口,导致民生服务(教育医疗资源配置、文化体育设施需求)、市政管理(如老旧小区改造、公厕卫生问题)等诉求高频发生。第二圈层作为中心城区过渡带,近年来承接了大量外迁人口,但教育、医疗等公共服务配套建设速度未能同步,导致入学难、就医排队等问题;同时,新兴产业功能区吸引跨圈层通勤人口,职住分离加剧公共服务供给压力。相较之下,第三圈层政务热线量显著偏低,源于两方面原因:一是外围区域城市化水平较低,公共服务标准化覆盖不足导致“沉默诉求”未被热线捕获;二是部分新兴功能区(如东部新区)通过前置性规划规避了传统城区的治理痛点。

结合不同需求类别的分类结果和政务热线来电区域分析(见图8),医院类别需求主要集中在第一圈层,其中青羊区和高新区最多。中心五城区人口密度高,且部分医院设施陈旧、服务能力不足,高新区吸引大量年轻就业人口,对医疗服务效率和质量的要求更高,诉求多集中于“医生态度”“医疗水平”等问题。幼儿园类别需求主要集中在第二圈层,其中新都区、天府新区、郫都区、温江区、龙泉驿区较多。据统计结果(见图9),第二圈层为近年来成都市人口增速最快的区域,其中新都区2013—2023年期间增长79.8万人,增幅高达100.5%,基础教育资源(如优质师资、公办学校)的扩容速度滞后于人口增长,导致学位紧张、学区划分不合理等问题突出。养老服务类别需求主要集中在第三圈层和中心城区部分区域,其中都江堰市、简阳市、锦江区最多。第七次全国人口普查数据显示,成都市65岁及以上的人口数量占比最多的区域均为第三圈层的区(市)县(见图10),其中简阳市占比21.44%,都江堰市占比为18.82%,老龄化程度显著,且大量留守老人因子女外出务工,面临生活照料、医疗陪护等需求难以满足,加

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.


a 医院类空间分布


b 幼儿园类空间分布


c 养老服务类空间分布

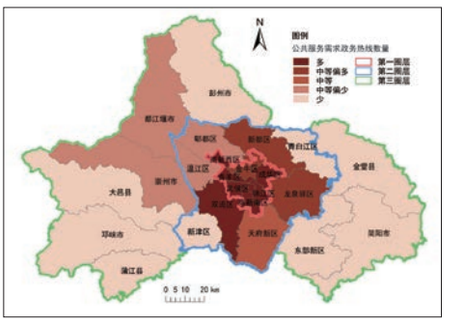

d 公园类空间分布

图8 公共服务需求部分类别空间分布

Fig.8 Spatial distribution of selected public service demand categories

资料来源：笔者基于成都市标准地图（审图号：川 S [2023] 01010 号）绘制。

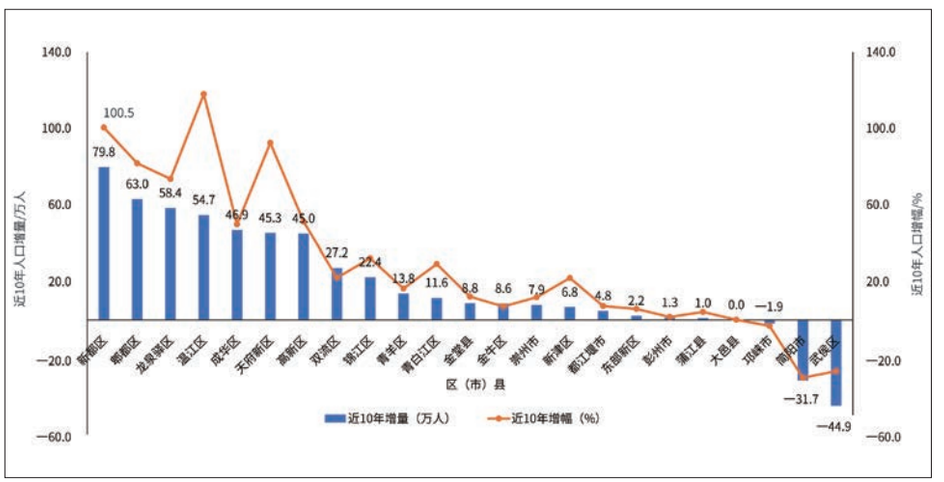


图9 成都市各区（市）县2013—2023年间人口增量、增幅示意图

Fig.9 Population increment and growth rate by district/county in Chengdu (2013-2023)

资料来源：统计公报，武侯区、简阳市因高新区、东部新区规划，较多人口划归新区，导致人口减少较多；天府新区、高新区对比2014年人口，东部新区对比2020年人口。

剧了养老服务的供需矛盾。公园类别需求主要集中在第一圈层和第二圈层部分区域，一方面人口密度大，老旧社区绿化覆盖率低，导致居民活动空间严重不足，另一方面中心城区部分社区公园缺乏统一养护规范，导致设施维护参差不齐。

3.4 公共服务诉求来电时间特征分析

从政务热线来电的时间分布上看，成都市市民公共服务诉求的来电记录数量平均每天约500条，且呈周期性波动。图11为医院、生活服务、小学3类公共服务诉求来电数量的日际变化分布（选取诉求数量最多的3个类别）。医院类记录数量日均约180条，医疗需求具有日常刚性特征，疾病发生具有随机性和不可择时性，就医用药需求不因节假日或季节更替而显著减少，故诉求来电数量始终维持高位。生活服务类记录数量日均约80条，其分布在1—3月（冬末春初）数量偏低，4—5月（气温回暖、消费活跃期）数量明显上升，这一季节性波动与夏季消费活跃度提升、夜间经济与文旅需求增加密切相关；此外，夏季高温也导致设施运行故障（如空调、供水）相关投诉增多。小学类记录日均约70条，出现了明显的“寒假”波谷。基础教育类的诉求高度依赖学校运行周期，寒假期间家长和学生对学校事务的关注度显著下降，开学后则快速回升至正常水平。

4 结论与讨论

本文基于成都市12345政务热线数据，构建了“8—12—78”公共服务需求三级分类体系，并通过微调BERT预训练模型实现了市民诉求的自动化分类。研究表明，精细化的分类体系能够有效建立民生诉求与公共服务设施之间的映射关系，是实现市民需求精准识别的基础；BERT模型在政务热线文本分类中达到82.96%的准确率，显著优于CNN和LSTM，验证了预训练语言模型在政务文本语义解析中的适用性。

从实证分析结果来看，成都市公共服务诉求呈现出显著的类别、空间与时间分异特征：诉求集中于医院、生活服务、小学3大领域，空间上向第一圈层聚集，时间上呈工作日高、节假日低的周期性波动，且不同类别存在差异化季节规律。这为成都市公共服务设施的精准配置提供了数据支撑，其技术框架也可推广至其他城市。但是，政务热线数据本身存在局限性。第一，数据反映的是“表达了诉求的人群”，老年群体、低数字素养人群的“沉默需求”难以被捕捉。第二，本文空间分析停留在区（市）县尺度，难以识别社区、街道层面的微观需求特征。后续可融合社区访谈、问卷调查等多源数据，并引入命名实体识别技术，从诉求文本中提取地名、设施名等细粒度信息，

《上海城市规划》 https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

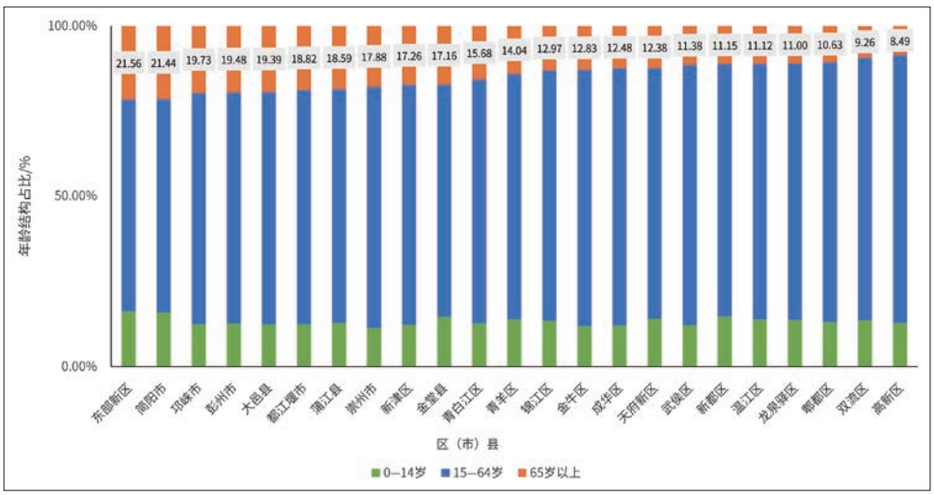


图10 成都市各区（市）县七普人口年龄结构分布

Fig.10 Age structure distribution of population by district/county in Chengdu (Seventh National Population Census)

资料来源：成都市第七次人口普查年鉴。

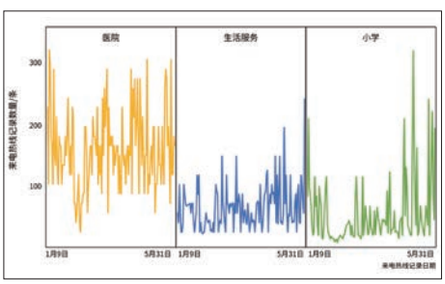


图11 公共服务需求部分类别时间分布

Fig.11 Temporal distribution of selected public service demand categories

资料来源：笔者自绘。

以实现“15分钟公服圈”尺度的精准治理。第三，本文已初步实现市民诉求的精准识别，但针对问题成因的深层次分析尚显不足。后续可融合POI、环境监测等多源城市数据，构建“诉求—特征”关联模型，为靶向治理提供更具操作性的决策依据。

参考文献 References

[1] 苗大雷，安雯晴. 城市社区精细化治理的多重内涵与优化路径——基于“人本—技术—制度”三维框架的分析[J]. 新疆社会科学，2023（5）：163-173.
Miao Dalei, An Wenqing. The multiple connotations and optimization paths of refined governance in urban communities—an analysis based on the three-dimensional framework of “people-centered—technology—institution”[J]. Xinjiang Social Sciences, 2023(5): 163-173.

[2] 刘跃，吴康，胡钰霆，等. 基于典型人群需求的公共服务设施精细化治理——以北京“回天地区”一刻钟社区服务圈为例[J]. 上海城市规划，2023（6）：98-104.
Liu Yue, Wu Kang, Hu Yuting, et al. Refined governance of public service facilities based on the needs of typical groups—a case study of the 15-minute community service circle in Beijing’s “Huitian Area”[J]. Shanghai Urban Planning Review, 2023(6): 98-104.

[3] 申明锐，尹介琪，乔艺波. 基于时空大数据的县域公共服务设施配置评估与调控方法[J]. 城市发展研究，2024，31（7）：86-96.
Shen Mingrui, Yin Jieqi, Qiao Yibo. Evaluation and regulation methods for county public service facility allocation based on spatio-temporal big data[J]. Urban Development Studies, 2024, 31(7): 86-96.

[4] 王晓晖，李振锋. 市民需求侧智慧城市建设的现状分析与对策研究[J]. 价值工程，2023，42（7）：11-13.
Wang Xiaohui, Li Zhenfeng. Analysis of the current situation and countermeasure research on smart city construction from the citizen demand side[J]. Value Engineering, 2023, 42(7): 11-13.

[5] 孔祥夫，董波，徐可，等. 基于BERT的民生问题文本分类模型——以浙江省政务热线数据为例[J]. 北京大学学报（自然科学版），2023，59（3）：456-466.
Kong Xiangfu, Dong Bo, Xu Ke, et al. A BERT-based text classification model for people’s livelihood issues—a case study of government hotline data from Zhejiang Province[J]. Journal of Peking University (Natural Science Edition), 2023, 59(3): 456-466.

[6] 吴坚平，陈超超，金加和，等. 基于联邦学习的政务大数据平台应用研究[J]. 大数据，2024，10（3）：40-54.
Wu Jianping, Chen Chaochao, Jin Jiahe, et al. Research on the application of federated learning in government big data platforms[J]. Big Data, 2024, 10(3): 40-54.

[7] 孙宗锋，赵兴华. 网络情境下地方政府政民互动研究——基于青岛市市长信箱的大数据分析[J]. 电子政务，2019（5）：12-26.
Sun Zongfeng, Zhao Xinghua. Research on government-citizen interaction of local governments in the network context—big data analysis based on the mayor’s mailbox in Qingdao City[J]. E-Government, 2019(5): 12-26.

[8] 赵娟，张小劲，袁振龙. 政务热线驱动城市治理现代化的理论框架与体系构建[J]. 北京行政学院学报，2025（2）：87-97.
Zhao Juan, Zhang Xiaojin, Yuan Zhenlong. Theoretical framework and system construction for urban governance modernization driven by government hotlines[J]. Journal of Beijing Administrative College, 2025(2): 87-97.

[9] Peng X, Li Y, Si Y, et al. A social sensing approach for everyday urban problem-handling with the 12345-complaint hotline data[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2022, 94: 101790.

[10] 王昊，邓三鸿，朱立平，等. 大数据环境下政务数据的情报价值及其利用研究——以海关报关商品归类风险规避为例[J]. 科技情报研究，2020，2（4）：74-89.
Wang Hao, Deng Sanhong, Zhu Liping, et al. Research on the intelligence value and utilization of government data in the big data environment—a case study of risk avoidance in customs declaration commodity classification[J]. Scientific and Technical Information Research, 2020, 2(4): 74-89.

[11] 官国宇，杨皓翔，王运豪，等. 基于误分类修正的朴素贝叶斯分类器及其在政务热线行业分类中的应用[J/OL]. 数理统计与管理，2004：1-12.（2024-04-23）[2025-01-02]. https://doi.org/10.13860/j.cnki.sltj.20231215-001.
Guan Guoyu, Yang Haoxiang, Wang Yunhao, et al. A Naive Bayes Classifier based on misclassification correction and its application in government hotline industry classification[J/OL]. Journal of Mathematics, Statistics and Management, 2004: 1-12. (2024-04-23) [2025-01-02]. https://doi.org/10.13860/j.cnki.sltj.20231215-001.

[12] 胡文烨，郭文涛，李振业，等. 基于NLP的政企类文本智能分类的实现与应用[J]. 电子技术与软件工程，2022（16）：253-258.

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

Hu Wenye, Guo Wentao, Li Zhenye, et al. Implementation and application of intelligent classification for government-enterprise texts based on NLP[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2022(16): 253-258.

[13] 刘睿珩，叶霞，岳增营. 面向自然语言处理任务的预训练模型综述[J]. 计算机应用，2021，41（5）：1236-1246.
Liu Ruiheng, Ye Xia, Yue Zengying. A survey of pre-trained models for natural language processing tasks[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(5): 1236-1246.

[14] 陈钢. 融合RoBERTa和特征提取的政务热线工单分类[J]. 计算机与现代化，2022（6）：21-26.
Chen Gang. Classification of government hotline work orders by integrating RoBERTa and feature extraction[J]. Computer and Modernization, 2022(6): 21-26.

[15] He J, Zhang W, Yang M. The spatial and temporal characteristics of urban public safety under the residents' complaints: evidence from 12345 data in Beijing, China[J]. Journal of Urban Management, 2024, 13(2): 217-231.

[16] 杨辰，辛蕾，欧阳宏，等. 基于主客观评价的社区生活圈公共服务设施优化策略研究——以南宁市中心城区为例[J]. 上海城市规划，2024（1）:9-16.
Yang Chen, Xin Lei, Ouyang Hong, et al. Research on optimization strategies for public service facilities in community life circles based on subjective and objective evaluations—a case study of the central urban area of Nanning City[J]. Shanghai Urban Planning Review, 2024(1): 9-16.

[17] 杜晓娟，王文静，金刚. 生活圈视角下的中小城市公共服务规划对策研究[J]. 西部人居环境学刊，2021，36（1）：66-73.
Du Xiaojuan, Wang Wenjing, Jin Gang. Research on public service planning strategies for small and medium-sized cities from the perspective of life circle[J]. Journal of Human Settlements in West China, 2021, 36(1): 66-73.

[18] 黄施洋，奚雪峰，崔志明. 大模型时代下的汉语自然语言处理研究与探索[J]. 计算机工程与应用，2025，61（1）：80-97.
Huang Shiyang, Xi Xuefeng, Cui Zhiming. Research and exploration on Chinese natural language processing in the era of large models[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(1): 80-97.

[19] 张晓荣，周垠，张娜，等. 基于多源数据和机器学习的人口空间化研究——以成都市为例[J]. 地域研究与开发，2024，43（5）：173-180.
Zhang Xiaorong, Zhou Yin, Zhang Na, et al. Research on population spatialization based on multi-source data and machine learning—a case study of Chengdu City[J]. Areal Research and Development, 2024, 43(5): 173-180.

[20] 孙凯丽，罗旭东，罗有容. 预训练语言模型的应用综述[J]. 计算机科学，2023，50（1）：176-184.
Sun Kaili, Luo Xudong, Luo Yourong. A survey on applications of pre-trained language models[J]. Computer Science, 2023, 50(1): 176-184.

[21] Kenton J D M W C, Toutanova L K. Bert: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[C]//Proceedings of naacL-HLT. 2019.

[22] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.

[23] 侯小培，高迎. 卷积神经网络CNN算法在文本分类上的应用研究[J]. 科技与创新，2019（4）：158-159.
Hou Xiaopei, Gao Ying. Research on the application of convolutional neural network CNN algorithm in text classification[J]. Science and Technology & Innovation, 2019(4): 158-159.

[24] 孙刘成，黄润才. 融合LSTM和注意力机制的新闻文本分类模型[J]. 传感器与微系统，2022，41（9）：38-41.
Sun Liucheng, Huang Runcai. A news text classification model integrating LSTM and attention mechanism[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(9): 38-41.

[25] 曾子明，万品玉. 基于双层注意力和Bi-LSTM的公共安全事件微博情感分析[J]. 情报科学，2019，37（6）：23-29.
Zeng Ziming, Wan Pinyu. Sentiment analysis of public safety event microblogs based on double-layer attention and Bi-LSTM[J]. Information Science, 2019, 37(6): 23-29.

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.