文章编号:1673-0291(2026)01-0104-09 DOI:10.11860/j.issn.1673-0291.20250094

基于社区检测的多模式公共交通网络关键区域与站点识别

谭二龙[1],惠 飞[1],梁文起[1],陈 汐[2],马晓磊[3],苏岳龙[4]

(1.长安大学 电子与控制工程学院,西安 710064;2.北京建筑大学 土木与交通工程学院,北京 100044;3.北京航空航天大学 交通科学与工程学院,北京 100191;4.清华大学 智能绿色车辆与交通全国重点实验室,北京 100084)

摘 要:针对现有方法在交通网络关键社区和关键站点识别中缺乏统一评判标准和系统性分析框架的问题,构建基于Leiden算法的多层次关键要素识别框架.首先,通过构建融合客流与拓扑双重特征的改进模块度函数,将站点客流量和网络拓扑结构特征系统性地纳入Leiden算法的社区划分过程;然后,基于社区检测结果,提出同时考虑功能属性和拓扑属性的多维度评价体系,用以量化评估关键社区与关键站点的重要性;最后,基于北京市公交-地铁复合网络的实际运营数据,通过对比不同日期类型下的社区结构变化与关键节点分布,系统验证所提方法的适用性.研究结果表明:相比非工作日和节假日,工作日的社区数量分别减少了9.05%和8.59%,并且包含150个节点以上的社区数量分别增加16.67%和40%;城市公共交通网络的社区重要性整体上呈现以功能重要性为主导的特征,但工作日网络在功能与拓扑特性之间表现出更为均衡的复合结构;公交站点因其在空间覆盖和服务灵活性方面的固有优势,在各类关键站点中始终占据较高比例.研究成果可为多模式交通网络结构优化与差异化运营策略制定提供理论支持.

关键词:城市公共交通;社区检测;关键区域;关键站点;复杂网络

中图分类号:U121 **文献标志码**:A

Identification of critical areas and stations in multimodal public transportation networks based on community detection

TAN Erlong[1], *HUI Fei*[1], *LIANG Wenqi*[1], *CHEN Xi*[2], *MA Xiaolei*[3], *SU Yuelong*[4]

(1.School of Electronics & Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China;2.School of Civil and Transportation Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China;3.School of Transportation Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;4.the State Key Laboratory of Intelligent Green Vehicle and Mobility, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Existing methods for identifying critical communities and key stations in transportation net-

收稿日期:2025-06-28;**修回日期**:2025-12-12

基金项目:北京市科技新星项目(20230484432);清华大学智能绿色车辆与交通全国重点实验室自主研究课题(ZZ-GG-20250406);西藏自治区科技计划重大专项项目(XZ202402ZD0008)

Foundation items: Beijing Nova Program (20230484432); Independent Research Project of the State Key Laboratory of Intelligent Green Vehicle and Mobility, Tsinghua University (ZZ-GG-20250406); the Science and Technology Major Project of Xizang Autonomous Region of China (XZ202402ZD0008)

第一作者:谭二龙(1995—),男,陕西咸阳人,讲师,博士.研究方向为城市公共交通网络韧性评估与提升.**email**:eltan@chd.edu.cn.

通信作者:苏岳龙(1980—),男,陕西西安人,副研究员,博士.**email**:45991863@qq.com.

引用格式:谭二龙,惠飞,梁文起,等.基于社区检测的多模式公共交通网络关键区域与站点识别[J].北京交通大学学报,2026,50(1):104-112.

TAN Erlong, HUI Fei, LIANG Wenqi, et al. Identification of critical areas and stations in multimodal public transportation networks based on community detection[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2026, 50(1): 104-112.(in Chinese)

works often lack unified evaluation criteria and a systematic analytical framework. To address this, this study proposes a hierarchical identification framework based on the Leiden algorithm. First, an improved modularity function that integrates both passenger flow and topological features is constructed, systematically incorporating station passenger volumes and network topological characteristics into the Leiden algorithm's community detection process. Second, based on the community detection results, a multi-dimensional evaluation system is developed that simultaneously considers functional and topological attributes to quantitatively assess the importance of critical communities and key stations. Finally, the applicability of the proposed method is validated using real operational data from Beijing's integrated bus-metro network, by comparing variations in community structures and critical node distributions across different day types. Results indicate that compared with non-working days and holidays, the number of communities on weekdays decreases by 9.05% and 8.59%, respectively, while the number of large-scale communities (with more than 150 nodes) increases by 16.67% and 40%. Overall, community importance is predominantly driven by functional attributes, but weekday networks exhibit a more balanced interplay between functional and topological significance. Furthermore, bus stations consistently represent a higher proportion of critical nodes due to their superior spatial coverage and service flexibility. This study provides theoretical insights and methodological support for the structural optimization and differentiated operational planning of multimodal transportation networks.

Keywords: urban public transit; community detection; critical areas; critical stations; complex networks

在全球城市化快速推进的背景下,城市公共交通系统的承载能力与服务效能面临更高要求.现代城市公共交通系统通常由轨道交通与常规公交等多种交通模式耦合而成,形成了具有多层次、异质性特征的复杂网络.以北京市为例,其公共交通网络涵盖千余条公交线路与近30条轨道交通线路,连接站点规模达数千个,日均客运量数千万人次,系统复杂度与运营难度显著提升.在此类多模式交通网络中,部分关键区域与关键节点的失效可能引发网络性能的连锁退化.因此,准确识别网络中的关键要素,对提升公共交通系统运营效率和增强网络韧性具有重要的理论意义与实践价值[1].

复杂网络理论为城市公共交通系统分析提供了系统化的分析范式.该理论将交通系统抽象为由节点(站点)和边(连接)组成的网络结构,通过分析网络的拓扑特征以揭示其内在规律[2].从分析尺度而言,关键要素识别可分为宏观层面的关键区域与微观层面的关键节点识别两个维度.宏观层面,社区检测[3]能够将网络划分为若干紧密连接的节点簇,识别其中的关键簇有助于把握网络的整体空间组织模式;微观层面,关键节点识别则聚焦于辨识对网络连通性和功能性具有关键影响的站点,是保障交通系统稳定运行的微观基础[4].这两个层面并非孤立存在,而是存在着内在的层次关联:关键节点可能是维系社区内部连通性的结构核心,也可能是连接不同社区的功能枢纽.因此,建立社区与节点的多尺度关联分析框架,对于系统理解交通网络的"结构-功能"耦合机制具有重要意义.

在复杂网络理论框架下,交通网络关键节点识别方法经历了从单一维度到多维融合、从孤立分析到关联识别的发展历程.早期研究主要基于网络拓扑特征进行单维度分析,通过计算各类中心性指标来评估节点重要性,如度中心性、介数中心性、接近中心性和特征向量中心性等[5-6].文献[6]综合运用多维拓扑指标识别轨道交通网络中的关键站点,但这类单纯依赖拓扑指标的方法难以充分反映节点在实际运营中的功能重要性,特别是在多模式交通网络中,不同交通方式的异质性特征难以通过统一的拓扑指标予以刻画.为克服单一拓扑视角的局限性,研究者开始探索融合多维特征的综合评估方法.文献[7]结合网络拓扑特征与交通需求特征,提出了改进的加权K-shell模型,显著提升了复合交通网络关键节点的识别准确性.文献[8]则基于多层网络理论,构建了融合多PageRank的引力中心性模型,实现了跨层关键节点的有效识别.这些研究表明,多维特征融合能够更全面地刻画节点的综合重要性.然而,现有方法在特征权重融合方面缺乏系统性理论指导,且大多聚焦于节点层面的微观分析,较少关注宏观区域层面的关键要素识别.

与关键节点识别相比,基于社区结构的关键区域识别为交通网络分析提供了更为宏观的视角.传统的社区检测算法主要包括Louvain算法[9]、标签传

播算法[10]及InfoMap算法[11]等.这些算法及其改进版本[12]已被应用于交通网络分析.例如,文献[13]利用Louvain算法对地铁网络和道路网络进行社区划分,并探讨了社区结构对网络鲁棒性的影响.文献[14]通过社区检测研究了地铁-公交耦合网络的鲁棒性.针对传统社区检测算法的局限性,Leiden算法[15]通过引入局部移动阶段和精细化操作,有效解决了Louvain算法的分辨率限制和结果稳定性问题,能够识别出更高质量的社区结构.该算法在保持计算效率的同时显著提升了社区划分的准确性和稳定性,为大规模交通网络分析提供了更可靠的技术工具.然而,现有研究在应用于公共交通网络时,大多忽视了其特有的客流特征和多模式耦合等关键属性,导致社区划分结果与实际功能特征的匹配度不高.

针对上述问题,本文基于改进Leiden算法构建多模式公共交通网络关键要素识别框架.该框架首先通过构建融合拓扑结构与客流特征的双重特征模块度函数,将交通系统的实际运营特性纳入社区结构优化过程,以更精确地识别网络中承载关键功能与连接作用的社区.在此基础上,建立"社区-节点"关联分析框架与综合评价体系,从而系统性地实现从宏观关键社区到微观关键站点的逐层识别.最后,以北京市公交-地铁复合网络为例进行实证分析,验证方法的有效性与适用性.该研究为理解多模式交通网络的结构与功能提供了系统性分析工具,能够为网络优化、运营管理及韧性提升提供理论依据与决策支持.

1 问题描述与模型构建

1.1 问题描述

在城市多模式公共交通网络中,关键区域与关键站点的精准识别,对于提升网络运营效率与系统韧性至关重要.为实现此目标,需构建一个能够同时识别网络社区结构与关键要素的综合分析框架.首先,开发一种改进的社区检测算法,以应对多模式交通网络的异质性特征.此算法需将客流量、换乘便利性等交通功能属性与网络拓扑结构深度融合,从而划分出具有实际功能意义的交通服务社区.然后,在此基础上,建立多层次的关键要素重要性评估体系,实现对关键社区和关键站点的系统性识别与量化评价.最后,通过在真实城市公共交通网络中的实证分析,验证所提出方法的有效性和实用性,为城市交通网络的科学管理和优化决策提供理论依据和技术支撑.

1.2 地铁-公交双层网络构建

1.2.1 网络模型假设

为便于构建城市公共交通网络双层模型,现设定3条假设.

假设1:采用Space L方法构建城市公共交通基础网络,将公交站点和地铁站点分别建模为独立节点.对于同一交通模式(公交或地铁)的运营线路,若两站点连续相邻,则建立有向连接边;若两站点间存在多条线路运行,则仅保留一条连接边以维持网络拓扑特性[16].

假设2:当公交站点与地铁站点的空间距离小于200 m时,建立换乘连接边.通过此类换乘边实现公交网络与地铁网络的耦合连接[4].

假设3:网络中所有边的权重与其实际承载的客流量正相关,这样的设定符合城市公共交通网络的运营特征.

1.2.2 网络构建方法

城市公共交通网络可形式化为一个带权有向图$G=\{N,E,Q,F,D\}$.该图结构包含节点集合$N=\{N_B,N_S\}$,其中N_B为公交站节点集合,N_S为地铁站节点集合;边集合$E=\{E_B,E_S,E_R\}$,其中E_B为公交站间的连接边集合,E_S为地铁站间的连接边集合,E_R为跨模式换乘边集合.网络拓扑结构的邻接矩阵$\boldsymbol{A}(\boldsymbol{A}\in\mathbf{R}^{|N|\times|N|})$为

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1N} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N1} & a_{N2} & \cdots & a_{NN} \end{bmatrix} \tag{1}$$

$$a_{ij}=\begin{cases} 1 & \text{若存在从节点}i\text{到节点}j\text{的边} \\ 0 & \text{不存在从节点}i\text{到节点}j\text{的边} \end{cases} \tag{2}$$

1.3 城市公共交通网络社区检测算法构建

采用Leiden算法框架对城市公共交通网络进行社区检测,以识别具有功能关联性的站点簇和关键节点.该算法基于模块度优化原理,适用于大规模复杂网络的社区结构分析.对于无权有向网络,模块度Q的数学表达式定义为

$$Q=\frac{1}{2m}\sum_{ij}\left[a_{ij}-\gamma\frac{k_ik_j}{2m}\right]\delta(c_i,c_j) \tag{3}$$

式中:m为网络中边的总数;k_i和k_j分别为节点i和j的度;γ是调节社区内部和社区之间连接密度的分辨率参数;$\delta(c_i,c_j)$为社区隶属指示函数,若为同社区为1,否则为0.

为了更准确反映实际客流特征,将客流量纳入边权重.考虑到原始流量数据分布差异较大,直接

使用可能导致模块度计算出现显著偏差.因此,提出了一种基于归一化思想的权重处理机制,权重ω_{ij}的表达式为

$$\omega_{ij}=\frac{q_{ij}}{q_{st}^{\mathrm{med}}}\cdot\frac{q_i+q_j}{2q_z^{\mathrm{med}}} \tag{4}$$

式中:q_{ij}为经过节点i和节点j之间的客流量;q_i和q_j分别表示通过节点i和节点j的客流量;q_z^{med}为网络节点流量的中位数;q_{st}^{med}为全局网络边st的客流量的中位数.该权重通过归一化处理,有效抑制了极值流量对社区检测结果的影响,同时综合反映连接强度与节点集散的重要性,有助于更准确地识别网络功能结构.

基于上述权重,加权模块度函数Q_ω的表达式为

$$Q_\omega=\frac{1}{2m}\sum_{ij}\left[\omega_{ij}-\gamma\frac{k_ik_j}{2m}\right]\delta(c_i,c_j) \tag{5}$$

在此基础上,构建适用于城市公共交通网络特征的改进Leiden算法框架.该框架保留原有的Leiden算法的三阶段迭代优化结构,即局部移动阶段、细化阶段和聚合阶段,通过引入改进的加权模块度目标函数,实现了网络拓扑结构与客流特征的深度融合,从而确保了社区检测结果的稳定性和准确性.

1.4　关键社区和关键节点识别

1.4.1　关键社区

为准确评估网络中关键社区的重要程度,构建了一个综合评价指标体系.该指标体系通过整合功能重要性和拓扑重要性两个维度,对社区的综合重要性进行量化评估.

社区的综合重要性得分主要由功能重要性得分(Functional Significance,FS)和拓扑重要性得分(Topological Significance,TS)组成,分别衡量社区的中介功能作用和内部功能集聚程度.社区的综合重要性得分CS的表达式为

$$\mathrm{CS}(C_i)=\alpha\mathrm{FS}(C_i)+(1-\alpha)\mathrm{TS}(C_i) \tag{6}$$

式中:$\mathrm{FS}(C_i)$和$\mathrm{TS}(C_i)$分别为社区C_i的功能重要性得分和拓扑重要性得分;α为社区功能重要性权重,设定$\alpha=0.5$.

社区功能重要性$\mathrm{FS}(C_i)$用于量化社区C_i在网络功能运行中的关键程度,其计算基于社区的中介功能作用和内部功能集聚程度,$\mathrm{FS}(C_i)$的表达式为

$$\mathrm{FS}(C_i)=\frac{\sum_{C_j}\sum_{C_k}f_{C_jC_k}^{C_i}}{\sum_{C_j}\sum_{C_k}f_{C_jC_k}}+\frac{\sum_{C_j'}\sum_{C_i'}f_{C_j'C_i'}}{\sum_{Z}\sum_{C_z'}\sum_{C_z''}f_{C_z'C_z''}} \tag{7}$$

式中:$f_{C_jC_k}^{C_i}$表示从社区C_j到达社区C_k经过社区C_i的交通流量;$f_{C_jC_k}$表示从社区C_j到达社区C_k的交通流量;$f_{C_z'C_z''}$表示社区C_z内节点s到达节点t的交通流量.

拓扑重要性得分$\mathrm{TS}(C_i)$基于网络拓扑结构特征,评估社区在维持网络整体连通性方面的作用,其本质为社区层面的介数中心性.$\mathrm{TS}(C_i)$的表达式为

$$\mathrm{TS}(C_i)=\sum_{C_s\neq C_i\neq C_t}\frac{\sigma_{C_sC_t}(C_i)}{\sigma_{C_sC_t}} \tag{8}$$

式中:$\sigma_{C_sC_t}$表示从社区C_s到社区C_t的所有最短路径总数;$\sigma_{C_sC_t}(C_i)$表示这些路径中经过社区C_i的数量.该指标反映了社区作为网络中介枢纽的关键程度.

1.4.2　关键节点

节点的关键性得分采用与关键社区评价准则相对应的双维度评价模型,即

$$\mathrm{NS}(v)=\beta\mathrm{FS}(v)+(1-\beta)\mathrm{TS}(v) \tag{9}$$

式中:$\mathrm{FS}(v)$和$\mathrm{TS}(v)$分别为节点v的功能重要性得分和拓扑重要性得分;β为节点功能重要性权重,设定$\beta=0.5$.

节点功能重要性得分$\mathrm{FS}(v)$综合考虑节点在社区间和社区内部的功能贡献,其表达式为

$$\mathrm{FS}(v)=\frac{\sum_{j\in G}\sum_{k\in G}f_{jk}^{v}}{\sum_{j\in G}\sum_{k\in G}f_{jk}}+\frac{\sum_{s\in C_i}\sum_{t\in C_i}f_{st}^{v}}{\sum_{s\in C_i}\sum_{t\in C_i}f_{st}} \tag{10}$$

式中:f_{jk}表示从节点j到节点k的交通流量;f_{jk}^{v}表示其最短路径中经过节点v的流量.同样,f_{st}和f_{st}^{v}分别表示社区C_i的节点s到t的总流量以及最短路径中经过节点v的流量.

节点的拓扑重要性$\mathrm{TS}(v)$采用融入社区结构信息的改进介数中心性进行量化.$\mathrm{TS}(v)$的表达式为

$$\mathrm{TS}(v)=\sum_{j,v,k\in G;\,j\neq v\neq k}\frac{\sigma_{jk}(v)}{\sigma_{jk}}+\sum_{s,v,t\in C_i;\,s\neq v\neq t}\frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}} \tag{11}$$

式中:对公共交通网络G中的任意节点对(j,k),σ_{jk}定义为从节点j到节点k的所有最短路径总数;$\sigma_{jk}(v)$表示其中经过节点v的路径数.对于节点v所属的社区C_i内部的节点对(s,t),σ_{st}与$\sigma_{st}(v)$具有相似的定义.该指标综合衡量了节点在网络全局与社区局部的结构枢纽作用.

2　数据描述

研究所用数据主要包含网络拓扑数据和交通客流数据.网络拓扑数据来源于OpenStreetMap开源地理数据平台,涵盖北京市城市轨道交通和公交线路中各站点的名称、经纬度坐标及拓扑连接关系.

为满足网络建模需求，对原始数据进行了预处理：若同一站点对之间存在多条线路连接，则采用边合并策略，仅保留一条连接边．交通客流数据采用北京市2019年9月的自动售检票系统刷卡记录，包含乘客刷卡时间、站点位置与交通方式等信息．该数据覆盖工作日、非工作日和节假日，便于开展不同时间模式下的对比分析．为构建反映实际客流流动的网络连接关系，参照已有研究[17-18]对原始刷卡数据进行了换乘识别：当同一智能卡在不同站点（或不同交通方式间）连续两次刷卡记录时间间隔小于30 min时，判定为一次换乘行为．基于该规则识别的换乘客流用于构建网络中节点间的客流连接关系．此外，所有路径旅行时间数据均通过高德地图开放平台API统一获取，确保时间估算的标准化和数据来源的一致性．

3 结果分析

3.1 多模式交通网络关键社区分布特征分析

不同日期类型下社区内节点数量的分布特征见图1．由图1可知：①工作日、非工作日和节假日的城市公共交通网络分别形成了181、199、198个社区，工作日的社区数量分别较非工作日和节假日减少9.05%和8.59%，表明工作日期间网络结构相对集中，功能分区更加明确．②由社区规模分布可知，3种情景下的网络均表现出典型的长尾特征，即小规模社区数量占据主导，大规模社区占比较少．非

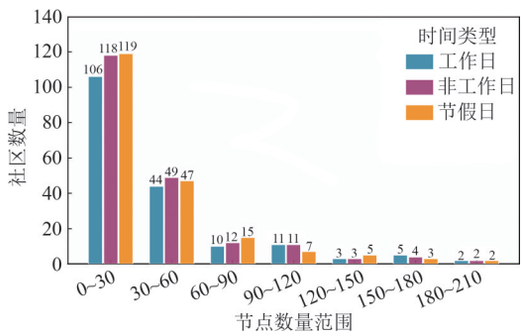
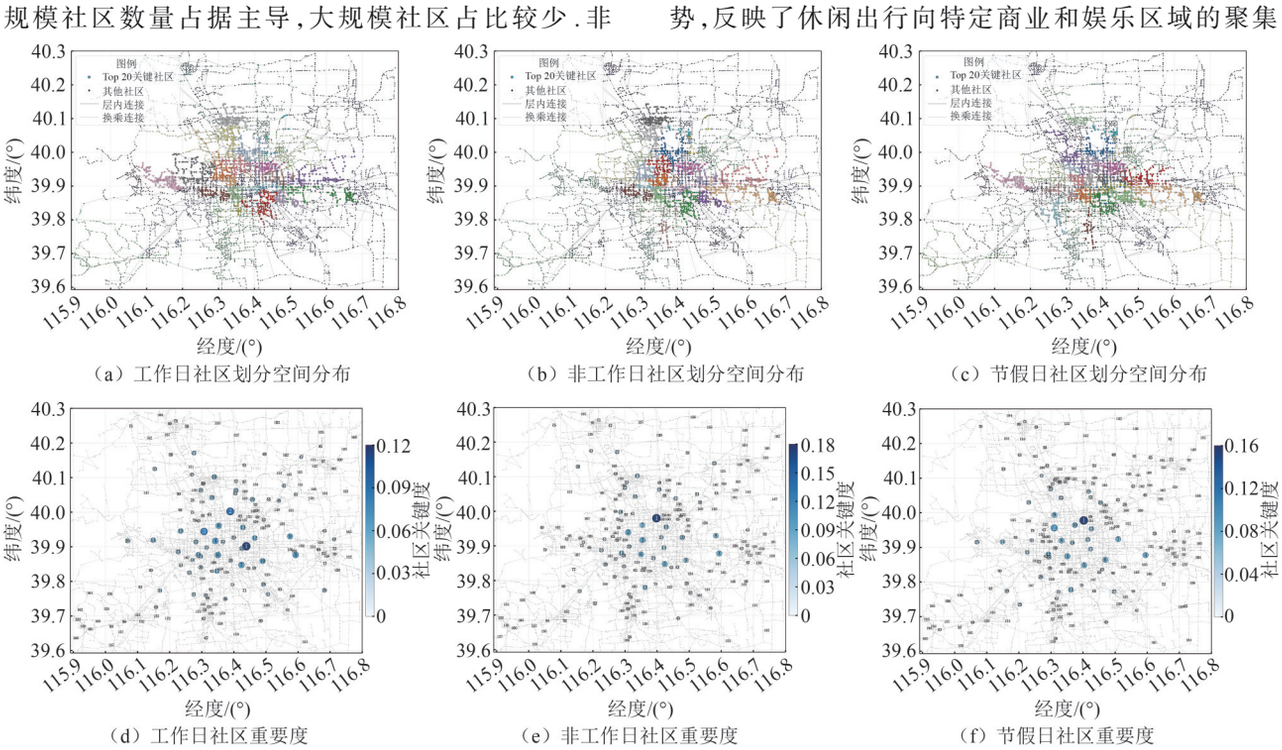


图1 不同日期类型下多模式交通网络社区节点分布

Fig.1 Distribution of nodes across multimodal transportation network communities for different date types

工作日和节假日网络中，小规模社区的数量更多，这可能与休闲、旅游等出行目的地的分散性有关，使得网络连接呈现出更加细致的功能分割特征．相比之下，工作日网络中大规模社区数量相对较多，其中包含150个节点以上的社区数量，较非工作日和节假日分别增加1个（16.67%）和2个（40%），这进一步印证了通勤需求的集中性促进了更大规模的连通社区的形成．

不同日期类型下的社区结构及节点重要度分布见图2．由图2可知：网络的空间组织模式存在明显差异，工作日网络的社区在空间上呈现交错分布且重要度相对分散；非工作日网络虽保持了较为复杂的社区结构，但重要节点分布呈现出一定的集中趋势，反映了休闲出行向特定商业和娱乐区域的聚集



（a）工作日社区划分空间分布 （b）非工作日社区划分空间分布 （c）节假日社区划分空间分布

（d）工作日社区重要度 （e）非工作日社区重要度 （f）节假日社区重要度

图2 不同日期类型下多模式交通网络社区检测结果

Fig.2 Community detection results of multimodal transportation networks across different date types

效应;节假日网络的重要度集中化最为显著,少数关键节点承担了网络核心连接功能,这与节假日出行目的地高度集中于旅游景点和大型商业综合体的行为模式相符.上述结构差异体现了不同时间情景下居民出行行为的根本变化,可为公共交通系统的差异化运营提供重要依据.

不同日期类型下社区重要度与功能重要性、拓扑重要性的分布关系见图 3.由图 3 可知:城市公共交通网络社区在 3 种时间类型下均呈现出功能重要性主导的总体特征,但各时间类型间存在一定的结构性差异,工作日网络中的高重要度社区表现出相对均衡的功能-拓扑复合特征,其中拓扑重要性的贡献较非工作日和节假日更为突出;非工作日和节假日网络均表现出高度集中化的分布模式,绝大多数社区的重要度集中分布在低值区域,而极少数核心社区则在功能重要性维度上表现突出,在空间中表现为客流的“汇点”,承担着区域性的集散功能.这种分布特征与非工作日和节假日期间出行目的地高度集中于特定旅游景点、商业中心和休闲娱乐场所的行为模式相一致.

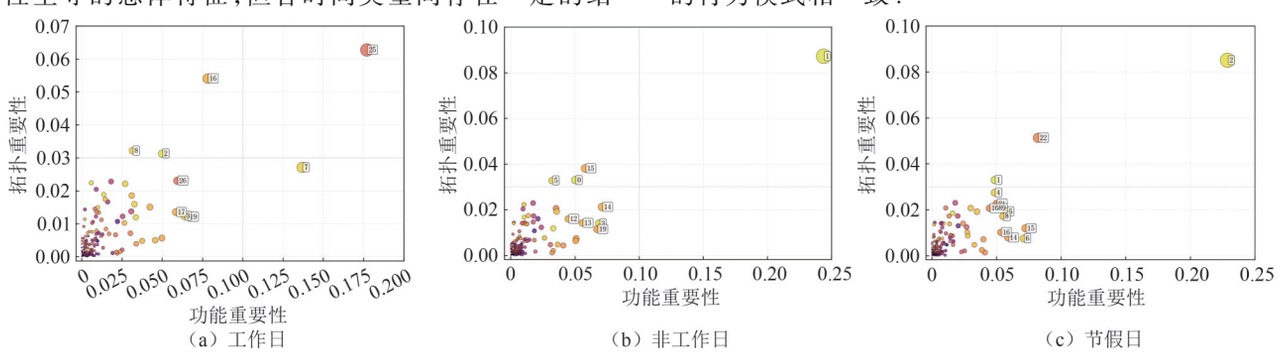


图 3　不同日期类型下多模式交通网络社区关键度分析

Fig.3　Criticality analysis of multimodal transportation network communities across different date types

3.2　多模式交通网络关键站点分布特征分析

不同日期类型(工作日、非工作日和节假日)前 100 个站点的空间分布对比见图 4.由图 4 可知,不同日期类型下站点的重要性分布存在较大的空间分布差异:工作日期间,关键站点分布相对分散,主要围绕地铁换乘站点及重要住宅区域分布,反映出通勤出行从居住地向就业中心集聚的典型职住分离特征;非工作日期间,关键站点则明显向休闲类区域偏移;节假日期间,关键站点高度集中于环线关键换乘站点及著名景区周边,反映了节假日出行目的地的集中化特征.

表 1 列出了不同日期类型下排名前 20 的关键站点.由表 1 可知:①在站点类型构成层面,公交站点占比远高于地铁站点,这主要源于公交网络在空间覆盖范围和服务灵活性方面的显著优势.公交系统能够深入到地铁网络无法直接到达的区域,特别是在连接居住社区与就业中心的“最后一公里”服务中发挥着不可替代的作用.同时,较高的公交站点密度提供了更精细的空间服务,使其能更好地适应不同出行目的与时段的差异化需求,因此在关键站点排名中占据主要位置.②在站点功能属性层面,全局排名靠前的关键站点更多承担着跨社区的中转与衔接职能,其在拓扑结构上表现为多个社区之间的“结构桥”,承担大量跨社区客流路径的经由任务.此类站点多位于社区交界处的换乘枢纽,其核心功能在于维系不同功能区域之间的整体协同,而非仅限于服务单一社区内部.

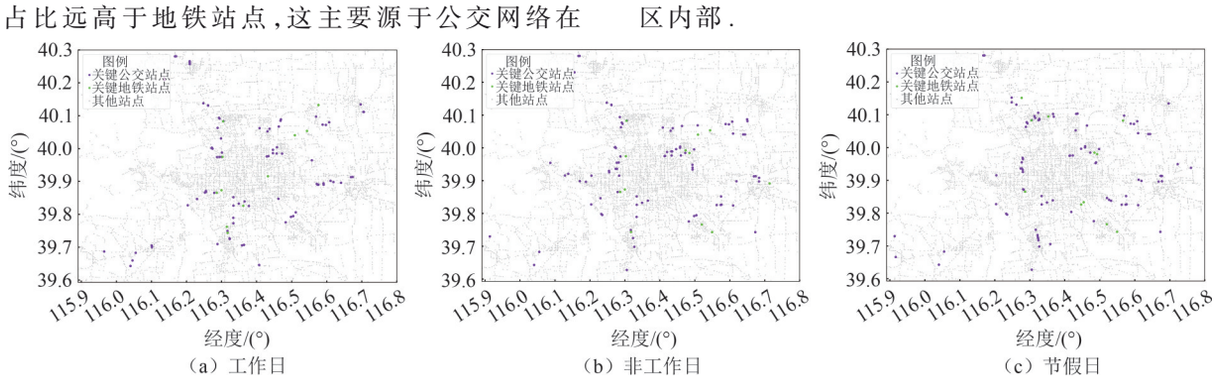


图 4　不同日期类型下多模式交通网络关键站点分布

Fig.4　Distribution of critical stations in multimodal transportation networks across different date types

表1 不同日期类型下多模式交通网络关键站点对比

Tab.1 Comparison of critical stations in multimodal transportation networks across different date types

排名序号	工作日	非工作日	节假日
1	BUS-飞行总队	BUS-龙兴园北门	BUS-飞行总队
2	BUS-博大中路	BUS-飞行总队	SUBWAY-荣京东街
3	BUS-阎村	SUBWAY-荣京东街	BUS-世安家园
4	BUS-地铁芍药居站	BUS-世安家园	BUS-阎村
5	SUBWAY-海淀黄庄	BUS-博大中路	SUBWAY-回龙观东大街
6	BUS-地铁昌平西山口站	BUS-惠新西街南口	BUS-豆各庄桥
7	BUS-世安家园	BUS-阎村	BUS-慈寿寺桥
8	SUBWAY-六里桥	BUS-地铁芍药居站	SUBWAY-分钟寺
9	BUS-天竺卫生院	SUBWAY-阜通	BUS-地铁昌平西山口站
10	BUS-草桥	BUS-地铁昌平西山口站	BUS-万柳中路
11	BUS-望京西	SUBWAY-同济南路	SUBWAY-同济南路
12	BUS-亦庄桥南	SUBWAY-海淀黄庄	BUS-西大街路口西
13	SUBWAY-六里桥东	BUS-望京西	BUS-望京西
14	BUS-碧水庄园站	BUS-豆各庄桥	BUS-沈家村
15	BUS-卢沟新桥	BUS-高营村南口	BUS-草桥
16	SUBWAY-孙河	BUS-楼台路口	BUS-天竺卫生院
17	BUS-北京人家东门	BUS-望和桥西	SUBWAY-望京南
18	BUS-玉泉营桥南	BUS-天竺卫生院	BUS-缤纷城
19	BUS-沈家村	BUS-草桥	BUS-首安公司
20	BUS-保利芳园小区	BUS-碧水庄园站	BUS-西门路口东

3.3 关键社区与关键站点的关联性分析

为建立宏观社区结构与微观关键站点的内在关联，选取排名前5的关键社区（社区25-CBD核心区、社区7-奥体功能区、社区16-中关村科教区、社区26-金融街片区、社区2-四惠枢纽区），从全局拓扑结构与局部功能服务双重视角，分析其内部关键站点的重要性形成机制.研究发现，关键站点依其功能导向可分为3种类型.

类型1：全局连接主导型站点.此类站点的重要性主要来自其在全局网络中的拓扑位置.在社区16（中关村科教区）中，地铁海淀黄庄站（关键站点第5位）通过地铁4号线与10号线的立体换乘，不仅服务社区内部通勤，更承担了中关村与苏州街、人民大学等相邻功能区的大量跨区客流交换.类似地，社区26（金融街片区）的阜成门、车公庄等站点通过构建东西向交通走廊，在金融街与西直门、西单等区域间建立了高效的连接通道.

类型2：局部功能服务型站点.此类站点以服务社区内部功能为核心，发挥重要客流集散作用.例如，社区25（CBD核心区）中，国贸、建国门等站点虽然全局排名相对靠后，却在社区内部通过密集的公交接驳网络，有效支撑CBD商圈的通勤需求.社区2（四惠枢纽区）的高碑店、传媒大学等站点同样以服务区域内部出行为主要功能，保障了社区内部出行的便捷性.

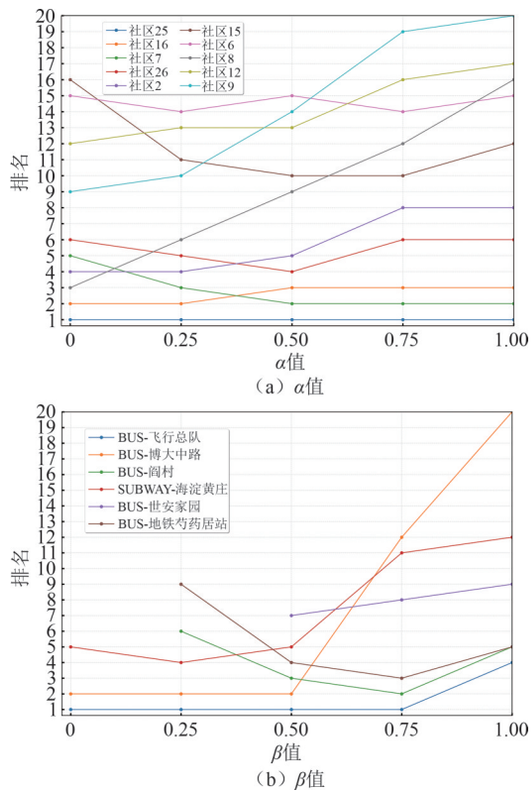
类型3：功能复合型站点.此类站点呈现出全局连接与局部服务并重的复合特征.如社区7（奥体功能区）的奥体中心站，既发挥着连接奥运功能区与外部社区的桥梁作用，又服务于内部大型活动产生的集聚客流.BUS-望京西（关键站点第11位）在服务望京内部通勤的同时，还承担着向市中心方向的跨区客流输送任务.

空间分布分析表明，位于社区地理边界的站点多呈现全局连接特征，而深入社区内部的站点则倾向于局部服务功能，体现出“对外连接”与“对内服务”的功能分工.这一发现验证了“社区-节点”框架在识别关键要素功能定位方面的有效性，为制定差异化优化策略提供了理论依据：全局连接型站点应提升跨区通行能力与换乘效率，局部服务型站点需优化内部接驳网络，从而系统提升多模式交通网络的整体效能.

3.4 参数敏感性分析

为验证方法在不同参数下的表现，对社区功能权重α和节点功能权重β进行了敏感性分析.通过将α和β在[0,1]区间以0.25的步长改变，系统评估了关键社区和关键站点识别结果的稳定性，具体结果见图5.

由图5可知：①在关键社区层面，社区25、16、



（a）α值

（b）β值

图 5　功能权重敏感性分析

Fig.5　Sensitivity analysis of functional weight

7、26 等 10 个社区在 α 从 0 到 1 的完整参数范围内均稳定位于前 20 名;结合地理空间分布特征,这些稳健社区呈现出明显的功能分异,社区 25(CBD 核心区)和社区 7(奥体功能区)作为城市核心功能区,兼具密集拓扑连接和高强度客流特征,社区 16(中关村科教区)和社区 26(金融街片区)作为交通枢纽衔接区,承担多模式换乘功能,社区 2(四惠枢纽区)和社区 15(东南居住区)则作为区域服务中心,发挥客流集散与区域连接的双重作用.这种稳定性表明这些社区在北京市公共交通网络中具有不可替代的结构与功能地位.②在关键站点层面,BUS-飞行总队、SUBWAY-海淀黄庄等站点在不同 β 值下排名高度稳定,体现了这些站点在网络中兼具拓扑枢纽作用和实际客流功能的双重优势;随着 β 值从 0 增加到 1,地铁站点在关键站点中的占比从 15% 逐步上升至 45%,这一显著变化印证了地铁系统在大规模客流运输中的功能主导地位,同时凸显了公交站点在空间覆盖方面的拓扑连接价值;地铁站点的重要性随 β 值增大而显著提升,表明其在承担实际客流功能方面具有突出优势;公交站点在低 β 值时表现突出,反映了其在完善网络连接、扩大服务覆盖方面的重要作用.这种差异化特征验证了不同交通方式在网络中的功能互补性.③所提出的融合框架相比传统单一维度方法具有明显优势.当 $\alpha=0,\beta=0$ 时,模型退化为仅考虑拓扑结构的传统介数中心性评估方法,识别结果主要集中在网络拓扑连接的枢纽位置;当 $\alpha=1,\beta=1$ 时,则仅考虑功能属性,识别结果偏向客流规模大的站点和社区.对比分析显示,采用均衡权重设置能够有效识别那些既占据重要网络位置又承担实际客流功能的关键要素.例如,SUBWAY-海淀黄庄站既因连接多个社区的结构桥梁作用而重要,又因承担大量跨区客流通勤而关键,体现了融合方法的综合优势.

4　结论

1）网络社区结构呈现显著的时空分异特征.工作日网络形成的社区数量较少但规模集中,反映了通勤出行需求的聚集效应;非工作日与节假日则表现为小规模社区主导的长尾分布,体现了休闲出行目的地的分散化特征.

2）关键节点的空间布局呈现明显的需求导向特征.工作日关键站点分布相对分散,主要服务于通勤需求;非工作日及节假日的关键节点则显著集中于景区、公园及商业综合体周边,反映了非通勤出行的集聚特征.

3）多模式网络呈现功能互补的协同关系.公交站点在关键站点中数量占比较高,体现了其空间覆盖与服务灵活性优势;少数地铁换乘枢纽站点承担了更强的集散功能,凸显出公交与地铁在网络中的功能分工与互补性.

4）在实践应用层面,研究成果可为交通规划、运营与应急管理提供直接参考:在网络结构优化方面,识别出的关键社区与站点应作为基础设施优化与保护的重点,通过增强连接、扩容设施提升网络整体性能与韧性;在常态化运营管理方面,可依据不同日期类型的关键特征实施差异化调度,工作日侧重通勤走廊的客流疏导,非工作日及节假日加强景区、商区周边的运力配置与接驳协同;在应急管理与网络韧性提升方面,关键社区与站点应纳入应急防护核心体系,通过预案制定、资源前置部署等措施,延缓故障传播、加速系统恢复,切实增强公共交通网络应对突发事件的能力.

参考文献(References):

[1] 郑乐, 高良鹏, 陈学武, 等. 地铁-公交加权复合网络关键站点识别及鲁棒性研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2023, 23(5): 120－129.

ZHENG Yue, GAO Liangpeng, CHEN Xuewu, et al. Critical stations identification and robustness analysis of weighted metro-bus composite network[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2023, 23(5): 120－129. (in Chinese)

[2] 刘志勇，李文帅，李思奇，等. 基于层间关联性的复合公共交通网络布局优化策略[J]. 北京交通大学学报，2024，48(3)：83－91.
LIU Zhiyong, LI Wenshuai, LI Siqi, et al. Composite public transport network layout optimization strategy based on interlayer correlation[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2024, 48(3): 83－91. (in Chinese)

[3] ZHOU K, YAN C, XU Y. The vulnerability of communities in complex networks: A causal perspective on dynamic retentivity[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 262: 111171.

[4] LIU B, LIU X Y, YANG Y, et al. Resilience assessment framework toward interdependent bus - rail transit network: Structure, critical components, and coupling mechanism[J]. Communications in Transportation Research, 2023, 3: 100098.

[5] 路庆昌，崔欣，谢驰，等. 城市轨道交通网络关键站点识别方法对比与分析[J]. 北京交通大学学报，2022，46(3)：18－25.
LU Qingchang, CUI Xin, XIE Chi, et al. Comparison and analysis of identification methods for critical stations in urban rail transit networks[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2022, 46(3): 18－25. (in Chinese)

[6] MENG Y Y, TIAN X L, LI Z W, et al. Exploring node importance evolution of weighted complex networks in urban rail transit[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2020, 558: 124925.

[7] WANG L J, ZHANG S C, SZŰCS G, et al. Identifying the critical nodes in multi-modal transportation network with a traffic demand-based computational method[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 244: 109956.

[8] LV L S, ZHANG T, HU P, et al. An improved gravity centrality for finding important nodes in multi-layer networks based on multi-PageRank[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 238: 122171.

[9] TIAN Z, SHEN C H, CHEN H, et al. FCOS: Fully convolutional one-stage object detection[EB/OL]. (2019-04-02)[2025-02-10]. https://arxiv.org/pdf/1904.01355.pdf.

[10] RAGHAVAN U N, ALBERT R, KUMARA S. Near linear time algorithm to detect community structures in large-scale networks[J]. Physical Review E, 2007, 76(3): 036106.

[11] ROSVALL M, BERGSTROM C T. Maps of random walks on complex networks reveal community structure[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2008, 105(4): 1118－1123.

[12] 蒋云，杨文东. 改进Louvain算法的多层航线网络社区划分[J]. 北京交通大学学报，2022，46(2)：89－97.
JIANG Yun, YANG Wendong. Community detection of multi-layer air transport network with improved Louvain algorithm[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2022, 46(2): 89－97. (in Chinese)

[13] WANDELT S, SHI X, SUN X Q. Estimation and improvement of transportation network robustness by exploiting communities[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 206: 107307.

[14] CHEN S M, JI X M, SHAO H P, et al. Evaluating the robustness of attributed dynamic bus-metro networks based on community reconstruction[J]. Transportmetrica B: Transport Dynamics, 2024, 12(1): 2380909.

[15] TRAAG V A, WALTMAN L, VAN ECK N J. From Louvain to leiden: Guaranteeing well-connected communities[J]. Scientific Reports, 2019, 9: 5233.

[16] LIU Z Z, CHEN H, LIU E Z, et al. Evaluating the dynamic resilience of the multi-mode public transit network for sustainable transport[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 348: 131350.

[17] WANG Z J, LIU Y, CHEN F. Evaluation and improvement of the interchange from bus to metro using smart card data and GIS[J]. Journal of Urban Planning and Development, 2018, 144(2): 05018004.

[18] 管娜娜，王波. 基于公交IC卡数据的成都市地铁与常规道路公交换乘客流特征分析[J]. 城市轨道交通研究，2018，21(9)：148－150.
GUAN Nana, WANG Bo. Characteristics of transfer passenger flow between metro and conventional bus based on IC card data in Chengdu City[J]. Urban Mass Transit, 2018, 21(9): 148－150. (in Chinese)