文章编号:1673-0291(2026)03-0128-10 **DOI**:10.11860/j.issn.1673-0291.20250160

基于社区结构与多层次赋权的城市轨道交通网络关键节点识别

张 艳,卫振林,陈俊熙,李宝文
(北京交通大学 交通运输学院,北京 100044)

摘 要:针对现有城市轨道交通网络关键节点识别方法忽视社区结构及其宏观重要性差异、难以综合刻画节点在网络整体组织与局部连接中的作用问题,开展城市轨道交通网络关键节点识别研究.首先,构建融合社区结构与多尺度节点中心性的关键节点识别模型,采用基于改进共识聚类的Louvain算法对轨道交通网络进行社区划分,并将社区抽象为超级节点,利用加权PageRank算法量化社区宏观重要性;然后,在节点层面选取节点强度与加权介数两个微观中心性指标,运用灰色关联分析确定指标权重,并引入社区重要性对节点初始重要度进行修正,形成节点综合重要度评价模型;最后,以北京市轨道交通网络为例开展实证分析,并结合蓄意攻击对模型识别效果与节点排序合理性进行检验.研究结果表明:北京轨道交通网络具有显著的社区结构特征,不同社区的宏观重要性存在差异;识别得到的关键节点主要集中于多线交会和跨区域连接的枢纽位置,空间分布呈现明显集聚特征,在维持网络连通、跨区联系与网络稳定中发挥重要作用;依据该模型识别结果实施蓄意攻击时,网络性能下降更为迅速,说明该模型能够有效识别对网络稳定性具有关键影响的节点,为城市轨道交通网络关键节点识别、韧性提升与运营管理提供新的分析思路和方法参考.

关键词:城市轨道交通网络;关键节点识别;社区结构;多尺度节点中心性
中图分类号:U121 **文献标志码**:A

Critical node identification in urban rail transit networks based on community structure and multi-level weighting

ZHANG Yan, WEI Zhenlin, CHEN Junxi, LI Baowen
(School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: This study investigates critical node identification in urban rail transit networks to address the limitations of existing methods, which often overlook community structure and differences in macro-level importance, thereby failing to comprehensively characterize the roles of nodes in both overall network organization and local connectivity. First, a critical node identification model integrating community structure and multi-scale node centrality is constructed. An improved Louvain algorithm based on consensus clustering is adopted to partition the rail transit network into communities,

收稿日期:2025-10-16;**修回日期**:2026-01-22
基金项目:国家重点研发计划(T24B05300030)
Foundation item: National Key R&D Plan(T24B05300030)
第一作者:张艳(2001—),女,山东平邑人,硕士生.研究方向为交通运输规划与管理.**email**:23120955@bjtu.edu.cn.
通信作者:李宝文(1979—),男,山东潍坊人,副教授,硕士.**email**:bwli@bjtu.edu.cn.

引用格式:张艳,卫振林,陈俊熙,等.基于社区结构与多层次赋权的城市轨道交通网络关键节点识别[J].北京交通大学学报,2026,50(3):128-137.
ZHANG Yan, WEI Zhenlin, CHEN Junxi, et al. Critical node identification in urban rail transit networks based on community structure and multi-level weighting[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2026, 50(3): 128-137.(in Chinese)

which are then abstracted as super-nodes. Subsequently, a weighted PageRank algorithm is used to quantify the macro-level importance of these communities. Second, at the node level, two micro-level centrality indicators, namely node strength and weighted betweenness, are selected. Grey relational analysis is applied to determine the indicator weights, and the macro-level community importance is introduced to revise the initial node importance, thereby establishing a comprehensive node importance evaluation model. Finally, an empirical analysis is conducted using the Beijing rail transit network as a case study. Deliberate attack simulations are performed to verify the model's identification efficacy and the rationality of the node rankings. The results indicate that the Beijing rail transit network exhibits significant community structure characteristics, with varying macro-level importance across different communities. The identified critical nodes are primarily concentrated at hubs featuring multi-line intersections and cross-regional connections, displaying distinct spatial agglomeration. These nodes play a vital role in maintaining network connectivity, cross-regional links, and overall network stability. Under deliberate attacks simulated according to the model's identification results, network performance degrades more rapidly. This demonstrates that the proposed model can effectively identify nodes with a critical impact on network stability, providing a novel analytical perspective and methodological reference for critical node identification, resilience enhancement, and the operational management of urban rail transit networks.

Keywords: urban rail transit network; critical node identification; community structure; multi-scale node centrality

为缓解交通拥堵、环境污染等城市发展问题,构建大运量、高效率、绿色低碳的城市轨道交通系统已成为全球主要大城市的重要方向.随着轨道交通网络规模持续扩张、线路联系不断增强及换乘关系日益复杂,轨道交通系统在提升城市通勤效率、优化城市空间组织等方面发挥着越来越重要的作用.根据相关统计,截至2024年底,中国31个省份已有58个城市开通城市轨道交通,运行线路361条,运营里程达12 160.77 km[1].然而,伴随网络规模扩大和拓扑耦合加深,轨道交通系统在局部扰动、节点失效及级联影响作用下的脆弱性问题逐渐显现.网络中的关键节点既承担着组织联系、换乘衔接和效率支撑等功能,又可能在受扰动后引发局部运行失衡,甚至导致系统性风险扩散.因此,科学、准确地识别城市轨道交通网络中的关键节点,对于提升网络运行安全水平、增强风险防控能力和应急响应能力具有重要意义.

围绕城市轨道交通网络关键节点识别问题,国内外学者已开展较为丰富的研究,相关成果主要集中于基于拓扑结构特征的关键节点识别、融合客流等动态属性的关键节点识别及面向网络脆弱性与系统韧性的关键节点评估等方面.在基于拓扑结构与中心性指标的研究中,文献[2]构建了轨道交通线网拓扑结构模型,并从复杂网络视角对节点重要度进行分析;文献[3]综合多种中心性指标,采用熵权法与逼近理想解排序法相结合的方法对香港地铁网络节点关键性进行了量化评估;文献[4]采用因子分析方法综合多个中心性指标,对深圳地铁节点重要性进行了定量排序;文献[5]引入邻接信息熵,综合考虑节点自身及其相邻节点的位置特征,以提高关键节点识别能力.该类研究为从网络结构层面识别关键节点提供了较为成熟的分析框架,但对节点运行状态变化及外部环境差异的刻画相对有限.为增强关键节点识别结果对实际运营场景的解释力,部分研究将客流特征纳入识别框架.文献[6]在拓扑指标基础上引入客流数据线性加权,提高了识别结果对实际运营特征的解释能力;文献[7]提出邻接信息熵-D算法,在加权网络中综合考虑客流、拓扑结构及相邻节点影响;文献[8]通过拓扑熵加权融合多种中心性指标,构建改进拓扑势模型,实现了结构特征与动态客流因素的综合刻画;文献[9]融合网络拓扑与不同日期客流信息,提出综合投票排序算法,并分析了关键节点识别结果与网络鲁棒性之间的关系.此外,部分研究从网络脆弱性与系统韧性视角对关键节点进行识别与评估.文献[10]通过混合整数规划模型识别受轨道布局约束的脆弱区段;文献[11]从乘客路径冗余角度出发,提出基于平均超额临界概率的站点重要性评估方法;文献[12]基于系统弹性分析,以网络效率为系统性能指标,结合科普兰评分法开展节点重要度评价;文献[13]基于客流特征构

建加权网络，并引入乘客出行容限阈值，提出了车站连接强度与加权节点介数等动态识别指标.

现有研究在城市轨道交通网络关键节点识别方面已取得较为丰富的成果，识别思路也由单一拓扑特征刻画逐步拓展至客流动态、网络脆弱性与系统韧性等多维分析.然而，已有研究对网络社区结构及其层次性影响的关注较少，或仅作简化处理.对于城市轨道交通网络而言，受线路组织方式、功能联系强度及拓扑耦合关系共同作用，网络往往呈现出明显的社区结构特征，不同社区在全网中的组织功能和影响程度也存在差异.若忽略社区层面的结构异质性，仅从节点个体属性出发识别关键节点，难以全面反映节点在网络整体运行中的实际战略地位.基于此，本文将社区结构差异引入城市轨道交通网络关键节点识别过程，从网络宏观与微观相结合的视角重新分析节点重要性.通过刻画社区层面的宏观结构影响，识别不同社区在网络中的功能差异与层次特征，并据此对社区内部节点实施差异化赋权，构建兼顾社区层级与节点个体属性的关键节点识别框架，为城市轨道交通网络关键节点识别及运行风险防控提供新的分析思路.

1 关键节点识别模型构建

1.1 城市轨道交通网络建模及社区划分

城市轨道交通网络可抽象为加权复杂网络，这一映射关系构成了应用复杂网络理论分析其结构特性的方法论基础.该类网络通常具有两方面的典型结构特征：一是少数高连通性枢纽车站与大量低连通性普通车站并存，使节点度分布呈现显著的无标度特征；二是在线路布局与客流走廊分布的共同作用下，网络逐渐形成模块化拓扑结构，表现为内部连接相对紧密、外部连接相对稀疏的功能分区，从而体现出网络拓扑结构与城市空间形态之间的耦合关系.

为刻画城市轨道交通网络的实际空间组织结构，采用Space-L方法构建无向加权网络$G=(V,E,\boldsymbol{W})$.其中，$V=\{v_i|i=1,2,\cdots,n\}$为网络G中的节点集合，表示城市轨道交通站点，n为网络中的节点总数；E为网络G的边集合，若节点v_i和节点v_j之间存在直接物理连接，则边$e_{ij}\in E$；$\boldsymbol{W}=\left(w_{ij}\right)_{n\times n}$为网络的权重矩阵，其中$w_{ij}$表示连接节点$v_i$和节点$v_j$的边所对应的共线线路数量.

网络的模块化结构不仅反映了网络拓扑的客观组织形态，还与客流分布的空间异质性及功能导向出行规律密切相关.为揭示网络的层级化拓扑组织特征，并为融合节点微观属性与社区宏观信息的关键节点识别提供更合理的分析单元，采用基于改进共识聚类的Louvain算法对城市轨道交通网络进行社区划分.Louvain算法通过最大化模块度Q以识别网络中的社区结构[14]，其计算式为

$$Q=\frac{1}{2m}\sum_{i,j}\left(w_{ij}-\frac{D(v_i)D(v_j)}{2m}\right)\delta(c_i,c_j) \quad (1)$$

$$m=\frac{1}{2}\sum_{i,j}w_{ij} \quad (2)$$

$$D(v_i)=\sum_{j}w_{ij} \quad (3)$$

式中：$D(v_i)$、$D(v_j)$分别为节点v_i与v_j的节点强度；m为网络中全部边权的总和；$\delta(c_i,c_j)$为指示函数，当节点v_i和节点v_j属于同一社区时，$\delta(c_i,c_j)=1$，否则$\delta(c_i,c_j)=0$；c_i和c_j分别表示节点v_i和节点v_j所属的社区.

Louvain算法采用分层迭代策略实现社区划分.初始阶段，将每个节点划分为一个独立社区；随后遍历各节点，计算节点移入相邻社区后的模块度增益ΔQ，当$\Delta Q>0$时，将节点调整至对应社区，并持续迭代直至模块度不再提高.完成一轮社区划分后，将各社区收缩为超级节点，重构网络，并重复执行节点调整与社区聚合过程，直至模块度保持稳定.Q值越大，说明网络的社区结构越明显.

为降低传统Louvain算法因节点遍历顺序的随机性与启发式搜索导致的社区划分结果波动，采用共识聚类方法对多次独立运行的社区划分结果进行集成，通过构建共识矩阵与聚合策略获得最终稳定且一致的社区结构，从而提高社区发现的可靠性与可重复性.在此基础上，结合改进共识聚类框架，对城市轨道交通网络开展社区识别优化.与以往以共识矩阵为输入并继续迭代底层社区发现算法直至收敛的做法不同[15]，采用基于层次聚类的聚合策略，在避免阈值参数主观设定的同时，通过模块度最大化自动确定最优社区数量，从而提高社区划分结果的客观性与计算效率.该方法共包括4个步骤.

步骤1：多次独立运行Louvain算法.设网络节点集合为$V=\{v_i|i=1,2,\cdots,n\}$，运行Louvain算法n_{runs}次.记第r次运行得到的社区划分函数为P_r：$V\to O_r$，其中，O_r是第r次划分的社区集合，$r=1,2,\cdots,n_{\text{runs}}$.

步骤2：构建共识矩阵.为度量节点对(v_i,v_j)在多次划分中被归入同一社区的频率，构建$n\times n$共

识矩阵$\boldsymbol{H}=\left[h_{ij}\right]$.其中,元素$h_{ij}$计算式为

$$h_{ij}=\frac{1}{n_{\text{runs}}}\sum_{r=1}^{n_{\text{runs}}}J\left(P_r(v_i)=P_r(v_j)\right)\quad\forall i,j\in\{1,2,\cdots,n\}\tag{4}$$

式中:$J(\cdot)$为指示函数,若$P_r(v_i)=P_r(v_j)$,则$J\left(P_r(v_i)=P_r(v_j)\right)=1$,否则$J\left(P_r(v_i)=P_r(v_j)\right)=0$.

步骤3:距离矩阵转换与层次聚类.为适应层次聚类分析,将共识矩阵$\boldsymbol{H}$转换为距离矩阵$\boldsymbol{F}=\left[f_{ij}\right]$.其中,元素$f_{ij}$计算式为

$$f_{ij}=1-h_{ij}\quad\forall i,j\in\{1,2,\cdots,n\}\tag{5}$$

基于距离矩阵$\boldsymbol{F}$,采用平均链接法进行层次聚类,生成系统树图.

步骤4:最优聚类数确定.设聚类数为c,记$Q(c)$为聚类数取c时对应划分结果的模块度.通过遍历c的可能取值,选择使模块度达到最大值的聚类数c^*,即

$$c^*=\arg\max_c Q(c)\tag{6}$$

当聚类数取c^*时,对应的社区划分结果即为最终社区结构.

1.2　社区抽象与超级节点重要性度量

依据改进共识聚类Louvain算法得到的社区划分结果,将同一社区内的节点聚合为超级节点,并保留社区之间的连接关系作为超级节点之间的边,据此构建社区层面的无向加权网络$G_{\text{sup}}=(V_{\text{sup}},E_{\text{sup}},\boldsymbol{W}_{\text{sup}},W_{\text{int}})$.超级节点是社区的抽象表示,记原始网络的社区划分结果为$\left\{C_1,C_2,\cdots,C_p\right\}$,其中第$k$个社区$C_k$对应超级节点$v^{(k)}(k=1,2,\cdots,p)$.由此,超级节点集合可表示为$V_{\text{sup}}=\left\{v^{(k)}\middle|k=1,2,\cdots,p\right\}$.若原始网络中社区$C_k$内的节点与社区$C_h$内的节点之间存在连接,则在超级节点网络中保留边$\left(v^{(k)},v^{(h)}\right)$,相应边构成边集合$E_{\text{sup}}$.边权矩阵$\boldsymbol{W}_{\text{sup}}=\left(w^{(kh)}\right)_{p\times p}$用于量化社区间连接强度,其中$w^{(kh)}$表示原始网络中连接社区$C_k$和社区$C_h$的边权总和;$W_{\text{int}}=\left\{w_{\text{int}}^{k}\middle|k=1,2,\cdots,p\right\}$表示超级节点内部连接强度构成的集合,其中$w_{\text{int}}^{k}=\sum_{(v_x,v_y)\in E(C_k)}w_{xy}$.

为同时反映社区内部连接特征与社区间交互作用,采用改进的加权PageRank算法[16]对超级节点重要性进行度量.其中,社区内部连接强度用于构建个性化向量,社区间连接强度用于定义转移概率权重,从而计算超级节点$v^{(k)}$的影响力指标$\text{PR}\left(v^{(k)}\right)$.该方法在反映社区内部结构差异的同时,能够反映社区在整体网络中的传播影响能力.计算式为

$$\text{PR}\left(v^{(k)}\right)=d\times\sum_{v^{(h)}\in N(v^{(k)})}\left(\frac{w^{(hk)}}{\sum_{g=1}^{p}w^{(hg)}}\cdot\text{PR}\left(v^{(h)}\right)\right)+(1-d)\cdot\frac{w_{\text{int}}^{k}}{\sum_{u=1}^{p}w_{\text{int}}^{u}}\tag{7}$$

式中:d为阻尼因子,通常取0.85;$N(v^{(k)})$为与超级节点$v^{(k)}$相邻的超级节点集合.

在此基础上,对$\text{PR}\left(v^{(k)}\right)$值进行归一化处理,得到各超级节点的相对重要性评价值$\text{PR}'\left(v^{(k)}\right)$.计算式为

$$\text{PR}'\left(v^{(k)}\right)=\frac{\text{PR}\left(v^{(k)}\right)}{\max\limits_{g=1,2,\cdots,p}\left(\text{PR}\left(v^{(g)}\right)\right)}\tag{8}$$

1.3　多尺度融合的节点综合重要度评估

节点综合重要度应同时考虑节点自身微观属性与所属社区的宏观重要性.据此,从宏观与微观两个层面进行度量:在宏观层面,以超级节点重要性反映节点所属社区在网络层级结构中的相对地位;在微观层面,选取节点强度与加权介数分别刻画节点的局部连接能力与全局中介作用.在此基础上,将超级节点重要性作为修正系数,与节点强度和加权介数相结合,构建节点综合重要度评价指标.

为全面评估节点特性,选取节点强度和加权介数两个微观评价指标.

节点强度$D(v_i)$定义为与节点v_i相连各边权重的总和,用于刻画节点的局部连接能力及其在网络中的直接支撑作用.节点强度越大,表明该节点与相邻节点之间的联系越紧密,在网络拓扑结构中的基础支撑地位越显著.

节点加权介数$B(v_i)$定义为所有节点对之间最短路径中经过节点v_i的比例之和,用于衡量节点在网络最短路径传递过程中的中介作用.节点加权介数越大,表明该节点在网络联系维系与路径传递中的作用越突出[17].计算式为

$$B(v_i)=\sum_{s\neq i\neq t}\frac{\sigma_{st}(v_i)}{\sigma_{st}}\tag{9}$$

$$d_{st}=\min_{z\in P_{st}}\left(\sum_{(v_x,v_y)\in z}\frac{1}{w_{xy}}\right)\tag{10}$$

式中:σ_{st}为节点v_s到节点v_t之间的最短路径总数;$\sigma_{st}(v_i)$为节点v_s与节点v_t的最短路径中经过节点v_i的路径条数;d_{st}为节点v_s到节点v_t的最短路径长度;P_{st}为节点v_s到节点v_t的所有可行路径集合;z为P_{st}

中的一条路径；w_{xy}为边(v_x, v_y)的权重.

为消除不同指标在量纲与数值尺度上的差异，首先对节点强度与加权介数进行归一化处理，分别得到$D'(v_i)$和$B'(v_i)$.接着，采用灰色关联分析[18]确定各指标权重α和β，通过加权融合计算节点的初始重要度$I(v_i)$.在此基础上，引入节点v_i所属社区C_k对应的超级节点相对重要性评价值$\mathrm{PR}'(v^{(k)})$，对节点初始重要度进行修正，得到节点的综合重要度$L(v_i)$，计算式为

$$D'(v_i)=\frac{D(v_i)-\min\limits_{j=1,2,\cdots,n}(D(v_j))}{\max\limits_{j=1,2,\cdots,n}(D(v_j))-\min\limits_{j=1,2,\cdots,n}(D(v_j))} \tag{11}$$

$$B'(v_i)=\frac{B(v_i)-\min\limits_{j=1,2,\cdots,n}(B(v_j))}{\max\limits_{j=1,2,\cdots,n}(B(v_j))-\min\limits_{j=1,2,\cdots,n}(B(v_j))} \tag{12}$$

$$I(v_i)=\alpha D'(v_i)+\beta B'(v_i) \tag{13}$$

$$\alpha+\beta=1 \tag{14}$$

$$L(v_i)=\mathrm{PR}'(v^{(k)})\cdot I(v_i)\quad v_i\in C_k \tag{15}$$

节点综合重要度评价模型框架如图1所示.

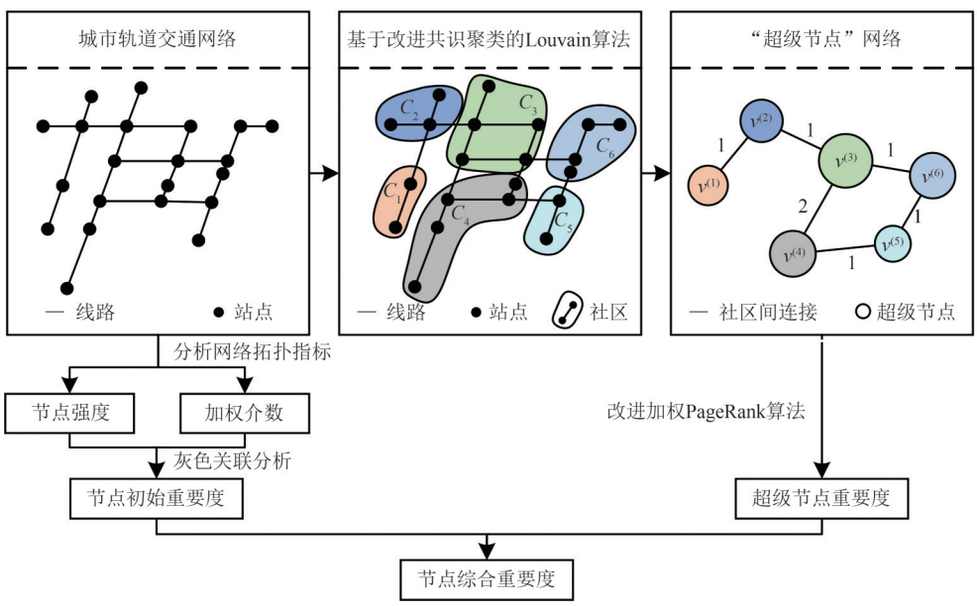


图1　节点综合重要度评价模型

Fig.1　Comprehensive evaluation model for node importance

2　网络鲁棒性分析

节点攻击过程中，每次移除一个节点及其相连的全部边，以模拟节点失效对网络结构与运行性能的影响.攻击策略分为随机攻击与蓄意攻击两类.随机攻击是指在网络中随机选择节点并将其移除；蓄意攻击则依据节点重要性测度结果，有选择地移除关键节点.根据节点重要性的更新方式，蓄意攻击可分为静态攻击与动态攻击.静态攻击仅基于初始网络计算一次节点重要性，并按照节点得分由高到低依次移除；动态攻击则在每次节点移除后，基于剩余网络重新计算节点重要性，并移除当前得分最高的节点[19].

为系统评估不同攻击策略下网络性能的变化特征，选取加权网络效率、边保留率和自然连通度3个评价指标.

加权网络效率E'定义为网络中所有节点对之间的效率之和的平均值，用于度量网络的全局信息传输能力，其值越大表明节点间信息交换越通畅[20].计算式为

$$E'=\frac{1}{n(n-1)}\sum_{j\neq i}\frac{1}{\min\limits_{z\in P_{ij}}\left(\sum\limits_{(v_s,v_t)\in z}\dfrac{1}{w_{st}}\right)} \tag{16}$$

式中：P_{ij}为节点v_i到节点v_j的所有可行路径集合；z为P_{ij}中的一条路径；w_{st}为边(v_s, v_t)的权重.

边保留率γ用于描述网络在攻击后的结构保留程度，定义为攻击后剩余边数与初始网络边数之比，其值越小，表明网络结构受损越严重.计算式为

$$\gamma=\frac{e_{\mathrm{dam}}}{e_{\max}} \tag{17}$$

式中：e_{dam}为网络受攻击后剩余网络中的连边数；$e_{\max}$为初始网络中的边数.

自然连通度λ用于衡量网络在节点失效扰动下维持整体连通能力的稳定程度，是反映网络鲁棒性的重要指标，其值越大，表明网络在扰动作用下保持连通的能力越强，网络鲁棒性越高[21].计算式为

$$\lambda=\ln\left(\frac{1}{n}\sum_{a=1}^{n}\mathrm{e}^{q_a}\right)\tag{18}$$

式中,q_a为网络加权邻接矩阵的第a个特征值.

3　实例分析

3.1　北京轨道交通网络的基本特征

根据北京地铁官网于2025年6月发布的运营数据,采用Space-L方法构建北京轨道交通拓扑网络,结果如图2所示.研究范围内共纳入29条运营线路和417座正常运营车站,其中换乘站99座.

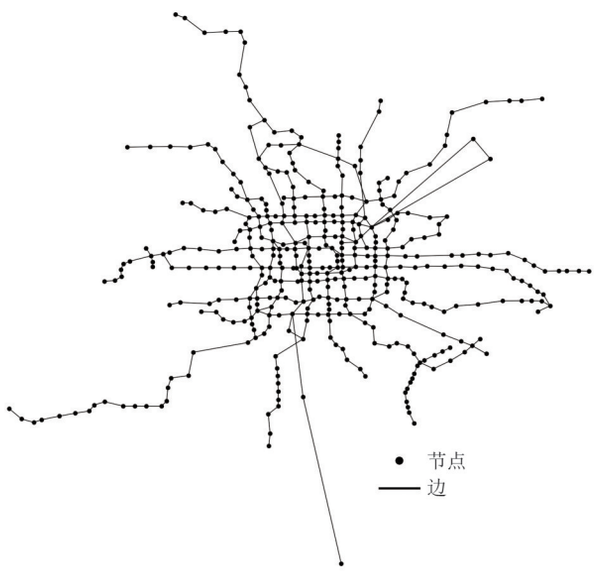


图2　北京轨道交通网络拓扑结构

Fig.2　Topology of Beijing rail transit network

北京轨道交通网络拓扑结构指标见表1.

由表1可知:北京轨道交通网络由417个节点和498条边构成,形成了较为完整的轨道交通拓扑骨架;网络平均节点强度为2.402 9,说明多数站点的加权连接强度相对有限,网络连接主要依赖少数换乘枢纽节点发挥组织作用;网络直径为51,平均最短路径长度为16.051 5,表明网络中部分远端站点之间的拓扑距离仍然较长,整体连通便捷性仍有提升空间;加权网络效率为0.091 8,说明北京市轨道交通网络整体具备一定的通达能力,但不同区域之间的路径组织效率仍存在优化空间.

表1　北京轨道交通网络拓扑结构指标

Tab.1　Topological metrics of the Beijing rail transit network

特征指标	定义	数值
节点数	网络中的站点数	417
边数	网络中的边数	498
平均节点强度	网络中所有节点强度的平均值	2.402 9
网络直径	网络中所有节点对中最长的路径(不考虑权重)长度	51
平均最短路径长度	所有节点对间最短路径(不考虑权重)长度的平均值	16.051 5
加权网络效率	所有节点对最短路径长度倒数之和的平均值	0.091 8

3.2　北京轨道交通网络关键节点识别

基于改进共识聚类的Louvain算法,可将北京轨道交通网络划分为18个社区,社区划分结果如图3所示.



图3　社区划分结果

Fig.3　Community division results

由图3可知:①各社区在节点数量上存在明显差异,整体呈现非均衡分布特征,且社区内部站点通常具有较强的地理邻近性.②C_5包含34个站点,为规模最大的社区,该社区由4号线、10号线、16号线及西郊线等线路连接形成,内部连接较为紧密,对外联系相对较少,表现出较明显的高内聚、低耦合的模块化特征.从空间分布方面,C_5主要覆盖北京西北部科教文化与旅游功能区,说明功能相近、空间邻近的站点在社区划分结果中具有较强的聚集性.③C_9包含12个站点,为规模最小的社区,进一步说明社区规模具有明显异质性.④网络模块度为$Q=0.828\,4$,表明北京市轨道交通网络的社区结构较为显著.

将社区抽象为超级节点$v^{(k)}(k=1,2,\cdots,18)$,其空间位置取为对应社区内全部站点的地理中心,结果如图4所示.

由图4可知,北京市轨道交通网络中存在多个连接权重较高的超级节点,如$v^{(4)}$、$v^{(6)}$和$v^{(7)}$,表明网络在社区层面并非依赖单一核心区域,而是呈现出由多个内部连接较紧密、社区间联系较强的区域共同支撑的多中心组织特征;超级节点越大,表明对应社区内部连接总强度越高,如$v^{(5)}$、$v^{(8)}$和$v^{(15)}$所对应的区域内部线路分布较为密集,因而更可能承载大

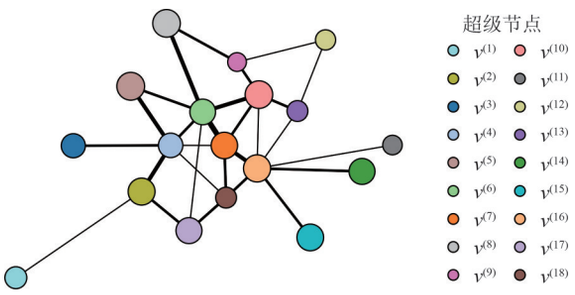


图 4　超级节点网络拓扑结构

Fig.4　Topology of a super-node network

量社区内部出行需求.

各超级节点的重要性评价结果见表 2. 表 2 中，社区 C_6 和 C_{16} 的 PR 值相对较高，表明这两个社区在超级节点网络中的结构影响力较强，是维持全网连通性的重要社区节点.

表 2　各社区规模及结构特征指标

Tab.2　Community size and structural metrics

社区	节点数量	$\mathrm{PR}\left(v^{(k)}\right)$	$\mathrm{PR}'\left(v^{(k)}\right)$	w_{int}^{k}
C_1	18	0.014 369 658	0.116 340 679	17
C_2	28	0.061 073 459	0.494 467 414	32
C_3	22	0.022 255 087	0.180 183 265	22
C_4	20	0.104 866 571	0.849 028 415	23
C_5	34	0.048 119 347	0.389 587 386	36
C_6	21	0.121 124 448	0.980 656 635	27
C_7	25	0.097 611 205	0.790 286 995	30
C_8	33	0.046 815 561	0.379 031 572	35
C_9	12	0.042 506 212	0.344 141 908	12
C_{10}	27	0.083 881 555	0.679 127 997	35
C_{11}	14	0.012 448 223	0.100 784 216	13
C_{12}	15	0.019 515 777	0.158 005 061	14
C_{13}	16	0.035 674 413	0.288 829 801	15
C_{14}	28	0.025 569 092	0.207 014 356	28
C_{15}	32	0.026 578 060	0.215 183 241	31
C_{16}	29	0.123 513 617	1.000 000 000	33
C_{17}	27	0.055 811 663	0.451 866 478	28
C_{18}	16	0.058 266 052	0.471 737 879	15

节点强度与加权介数分别刻画节点的局部连接能力与全局中介作用，其在北京轨道交通网络中的分布情况如图 5 所示.

由图 5 可知：①节点强度最大的站点为三元桥（节点编号 9）. 该站点连接地铁 10 号线、12 号线和首都机场线，是网络中的重要换乘枢纽之一，承担着区域性客流集散功能，能够高效汇聚并疏解来自机场、城市东北部及中心城区东部方向的客流. ②加权介数最大的站点为平安里（节点编号 1）. 该站点连接 4 号线、6 号线和 19 号线，在网络中承担不同区域间路径联系的重要中介作用，大量往来于城市北部与

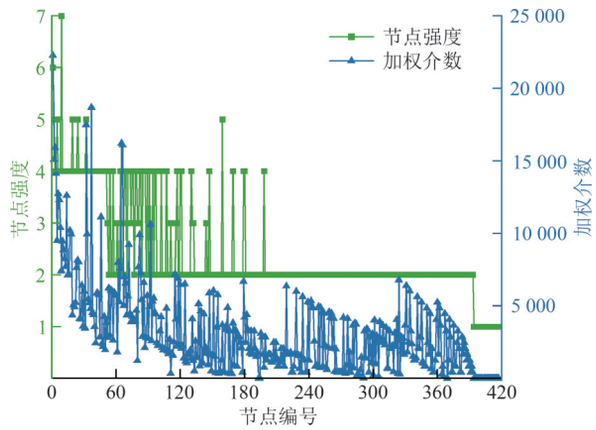


图 5　节点指标

Fig.5　Node metrics

南部、西部与中心城区之间的最短路径均经过该站.

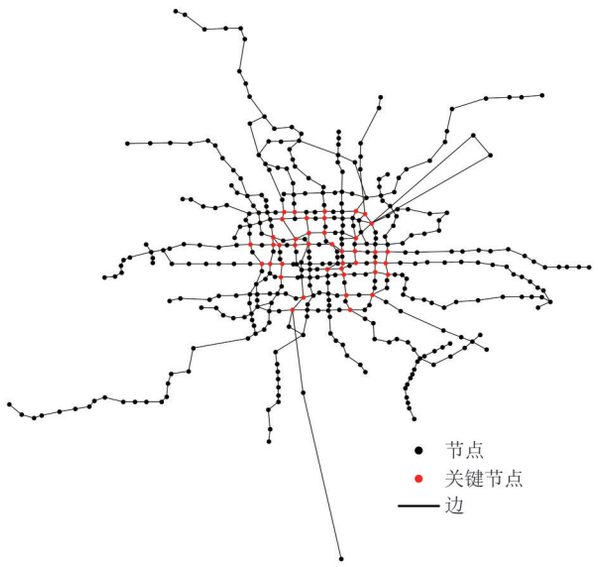
采用灰色关联分析确定节点强度与加权介数的权重分别为 0.518 8 和 0.481 2，说明局部连接能力与全局中介作用对节点关键性识别的贡献较为接近. 基于所构建的节点综合重要度评价模型，可识别出排名前 10%（42 个）的关键节点，结果见表 3 和图 6.

表 3　关键节点的综合重要度

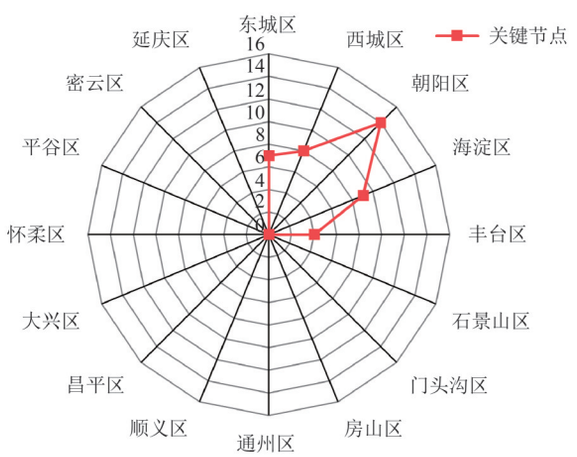
Tab.3　Comprehensive importance of critical nodes

站点名称	综合重要度	站点名称	综合重要度
平安里	0.895 870 525	北太平庄	0.364 770 757
西直门	0.659 196 901	公主坟	0.360 448 790
积水潭	0.592 046 969	东直门	0.354 431 943
大钟寺	0.554 163 411	建国门	0.342 271 132
十里河	0.551 632 765	北土城	0.341 761 673
金台路	0.534 804 671	安华桥	0.340 953 474
大望路	0.525 918 497	慈寿寺	0.338 102 337
九龙山	0.483 946 929	双井	0.336 924 162
三元桥	0.461 241 162	军事博物馆	0.330 138 807
鼓楼大街	0.454 947 565	西土城	0.327 966 330
宋家庄	0.451 347 062	草桥	0.327 210 407
知春路	0.429 013 481	芍药居	0.322 217 269
呼家楼	0.425 778 613	达官营	0.320 475 415
朝阳门	0.420 435 411	白石桥南	0.315 516 136
蒲黄榆	0.413 618 142	木樨地	0.308 457 476
车公庄	0.406 741 197	景风门	0.299 686 575
南锣鼓巷	0.378 977 051	崇文门	0.282 681 890
东四	0.375 012 764	东单	0.279 833 763
国家图书馆	0.373 922 183	前门	0.265 638 210
国贸	0.369 309 189	二里沟	0.264 874 069
磁器口	0.365 742 035	太阳宫	0.262 557 780

由表 3 和图 6 可知：①关键节点在空间上主要分布于朝阳区、海淀区和西城区，且在二环至三环范围内呈现较明显的集聚特征. ②从网络结构位置方面，多数关键节点具有多线交会和跨社区连接特征，例如平安里（4 号线、6 号线、19 号线）、西直门（2 号线、



（a）关键节点在地理空间中的分布



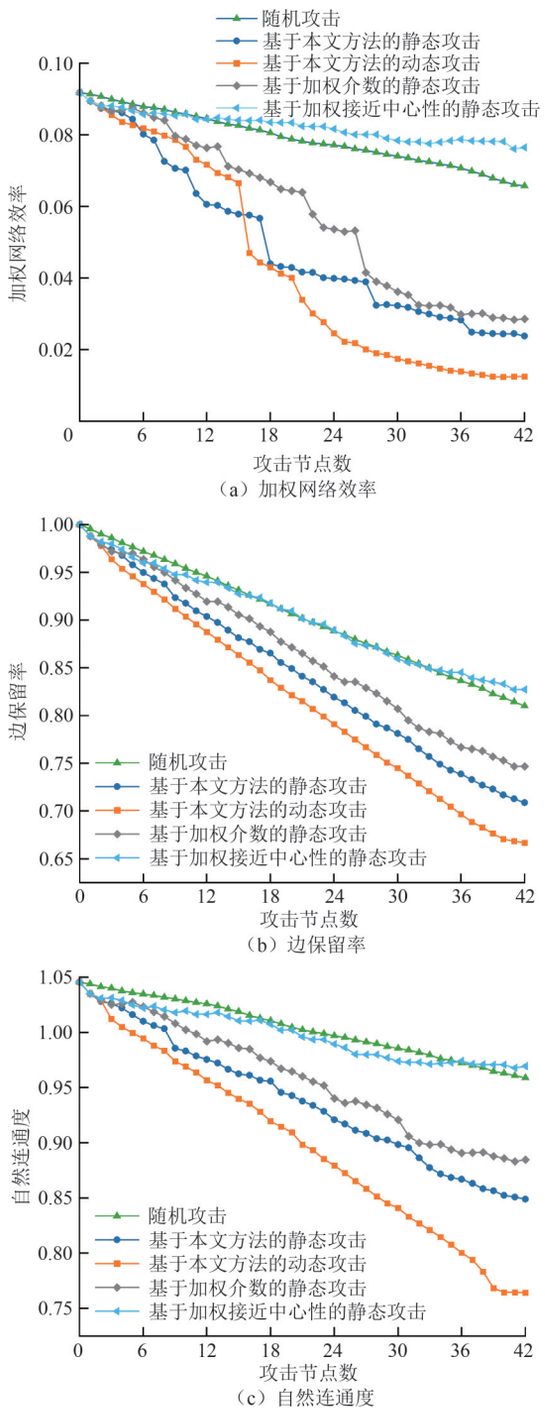
（b）关键节点在各城区的数量分布

图 6　网络关键节点分布

Fig.6　Distribution of critical nodes in the network

4 号线、13 号线）和积水潭（2 号线、19 号线）等站点，在网络中发挥重要的换乘与连接作用.同时多数关键节点位于不同社区之间的边界位置，是实现社区间客流交换的重要桥梁.③指标表现方面，多数关键节点的节点强度与加权介数均处于较高水平，说明这类站点在局部连接组织和全局路径传递过程中均具有较强影响，是维系网络连通性与支撑换乘组织的重要节点.

为比较不同攻击策略对网络破坏效应的影响，选取加权网络效率、边保留率和自然连通度 3 个指标，分析随机攻击、基于所提方法的静态与动态攻击及基于加权介数和加权接近中心性的静态攻击下网络性能的变化规律.考虑到随机攻击结果存在一定波动性，相关实验重复 20 次，并取平均值作为最终结果.不同攻击策略下网络性能的变化结果如图 7 所示.



（a）加权网络效率

（b）边保留率

（c）自然连通度

图 7　网络性能变化

Fig.7　Network performance variation

由图 7 可知：①在加权网络效率指标下，各类攻击策略均会导致网络性能下降，但不同策略的破坏效应存在明显差异.随机攻击使加权网络效率由 0.091 8 缓慢降至 0.065 8，降幅为 28.3%；基于加权介数和加权接近中心性的静态攻击降幅分别为 68.9% 和 16.6%；基于本文方法的静态攻击与动态攻击降幅分别为 74.1% 和 86.4%，表明所提方法识别的关键节点对网络整体传输效率具有更强的削弱作用.其中，动态攻击在移除第 16 个节点后曲线斜

率明显增大,加权网络效率由0.066 5降至0.047 1,说明动态更新策略对高脆弱性节点具有更强的识别能力.②在边保留率指标下,随机攻击曲线近似呈线性下降,最终保留率为81.0%;基于加权介数和加权接近中心性的静态攻击最终边保留率分别为74.7%和82.7%;基于所提方法的静态攻击与动态攻击最终边保留率仅为70.9%和66.7%,说明所提方法识别的关键节点在破坏网络边结构完整性方面作用更为显著.③在自然连通度指标下,随机攻击使自然连通度由1.045 6降至0.958 9,降幅为8.3%;基于加权介数和加权接近中心性的静态攻击降幅分别为15.4%和7.3%;基于所提方法的静态攻击与动态攻击降幅分别为18.8%与26.9%,说明所提方法识别的关键节点对网络核心结构与整体鲁棒性的削弱效应更强.

4 结论

1)北京市轨道交通加权网络呈现显著的模块化特征,可划分为18个内部连接紧密、对外联系相对稀疏的结构社区.案例分析表明,结构社区与城市实际功能区之间具有对应关系,说明轨道交通网络拓扑结构与城市功能布局之间存在耦合性,社区划分结果具有较好的现实解释力.

2)关键节点在空间上呈现明显的集聚分布特征,主要集中于中心城区,尤其密集分布在海淀区、西城区与朝阳区交界区域.此类站点大多位于城市功能复合度较高、交通联系紧密的区域,在维持网络整体连通性、运行效率和结构完整性方面发挥重要作用.攻击分析表明,移除该类关键节点后,网络结构完整性与整体性能均出现明显下降,说明其是影响网络鲁棒性的关键脆弱节点.

参考文献(References):

[1] 中国城市轨道交通协会.城市轨道交通2024年度统计和分析报告[R].北京,2025.
China Association of Metros. Statistical and analysis report on urban rail transit in 2024 [R]. Beijing, 2025.(in Chinese)

[2] 谌微微,张富贵,赵晓波.轨道交通线网拓扑结构模型及节点重要度分析[J].重庆交通大学学报(自然科学版),2019,38(7):107-113.
CHEN Weiwei, ZHANG Fugui, ZHAO Xiaobo. Topological structure model and node importance analysis of rail transit network [J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2019, 38(7): 107-113.(in Chinese)

[3] ZHANG Y F, NG S T. Identification and quantification of node criticality through EWM-TOPSIS: A study of Hong Kong's MTR system [J]. Urban Rail Transit, 2021, 7(3): 226-239.

[4] MENG Y Y, TIAN X L, LI Z W, et al. Comparison analysis on complex topological network models of urban rail transit: A case study of Shenzhen Metro in China[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2020, 559: 125031.

[5] HUANG W C, LI H R, YIN Y H, et al. Node importance identification of unweighted urban rail transit network: An Adjacency Information Entropy based approach[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 242: 109766.

[6] 王亭,张永,周明妮,等.融合网络拓扑结构特征与客流量的城市轨道交通关键节点识别研究[J].交通运输系统工程与信息,2022,22(6):201-211.
WANG Ting, ZHANG Yong, ZHOU Mingni, et al. Identification of key nodes of urban rail transit integrating network topology characteristics and passenger flow [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(6): 201-211.(in Chinese)

[7] HUANG W C, CHEN X Y, PU H B, et al. Using AIE-D algorithm to recognize the node importance of weighted urban rail transit network considering passenger flow [J]. Information Sciences, 2025, 711: 122106.

[8] DU Z Y, TANG J J, QI Y, et al. Identifying critical nodes in metro network considering topological potential: A case study in Shenzhen city: China[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2020, 539: 122926.

[9] ZHANG J H, ZHOU Y, WANG S L, et al. Critical station identification and robustness analysis of urban rail transit networks based on comprehensive vote-rank algorithm[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2024, 178: 114379.

[10] XU Y Y, GU Y, CHAN H Y, et al. Integrating track layout into urban rail vulnerability envelope assessment: A case of Hong Kong rail transit network[J]. Journal of Transport Geography, 2025, 127: 104271.

[11] JING W W, XU X D, PU Y C. Route redundancy-based approach to identify the critical stations in metro networks: A mean-excess probability measure[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2020, 204: 107204.

[12] 鞠艳妮,李宗平,陈宇帆,等.区域轨道交通系统节点重要度及故障恢复研究[J].中国安全科学学报,2021,31(2):112-119.
JU Yanni, LI Zongping, CHEN Yufan, et al. Study on node importance and failure recovery of regional rail transit system [J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(2): 112-119.(in Chinese)

[13] 马超群, 张爽, 陈权, 等. 客流特征视角下的轨道交通网络特征及其脆弱性[J]. 交通运输工程学报, 2020, 20(5): 208－216.
MA Chaoqun, ZHANG Shuang, CHEN Quan, et al. Characteristics and vulnerability of rail transit network based on perspective of passenger flow characteristics[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2020, 20(5): 208－216. (in Chinese)

[14] BLONDEL V D, GUILLAUME J L, LAMBIOTTE R, et al. Fast unfolding of communities in large networks[J]. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2008, 2008(10): P10008.

[15] LANCICHINETTI A, FORTUNATO S. Consensus clustering in complex networks[J]. Scientific Reports, 2012, 2: 336.

[16] WONG D, ZHOU Q, WANG X L. Influence of the automorphism group of a graph on its PageRank scores of vertices[J]. Advances in Applied Mathematics, 2025, 168: 102900.

[17] KOPSIDAS A, KEPAPTSOGLOU K. Identification of critical stations in a Metro System: A substitute complex network analysis[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2022, 596(C): 127123.

[18] 孙玉刚. 灰色关联分析及其应用的研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2007.
SUN Yugang. Research on grey incidence analysis and its application[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2007. (in Chinese)

[19] 左忠义, 刘泽宇, 杨广川. 基于引力影响模型的轨道交通网络关键节点识别研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2025, 25(1): 102－112.
ZUO Zhongyi, LIU Zeyu, YANG Guangchuan. Key node identification of rail transit network based on gravity influence model[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2025, 25(1): 102－112. (in Chinese)

[20] 周漩, 张凤鸣, 周卫平, 等. 利用节点效率评估复杂网络功能鲁棒性[J]. 物理学报, 2012, 61(19): 190201.
ZHOU Xuan, ZHANG Fengming, ZHOU Weiping, et al. Evaluating complex network functional robustness by node efficiency[J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(19): 190201. (in Chinese)

[21] ZHANG X K, WU J, TAN Y J, et al. Structural robustness of weighted complex networks based on natural connectivity [J]. Chinese Physics Letters, 2013, 30(10): 108901.