

混合流环境下路网关键路径链动态识别方法

邓明君¹ 邹 昆¹ 罗梓铭²

(1. 华东交通大学交通运输工程学院, 江西 南昌 330013; 2. 江西锦路科技开发有限公司, 江西 南昌 330038)

摘要: 路网关键路径链识别是交通控制方案优化的基础, 基于混合流环境中部分车辆的轨迹数据, 提出了最大后验估计与多指标融合的关键路径链识别方法。首先, 基于路网拓扑结构与网联车轨迹信息, 应用最大后验估计理论, 构建了路径链集合分类联合识别模型, 对路网不同节点对之间关键路径链集进行识别。在关键路径链集的基础上, 考虑路径链中交通流的拥堵迟滞现象、路径分流特征以及流量动态波动影响, 提出了路径流量聚合能力、路径离散性与运行阻滞性指标, 并建立了融合 3 个指标的非线性关键路径链的关键度评价与排序模型。选取南昌市某区域路网及交通调查数据进行仿真验证。采用路径交通转移强度检验识别结果的合理性。并对不同渗透率下模型敏感性进行了分析, 验证了模型的有效性。

关键词: 交通工程; 关键路径; 拓扑结构; 路径关联; 数据挖掘

中图分类号: U491.2

文献标识码: A

Dynamic Identification Method of Road Network Critical Path Chain in Mixed Traffic Environment

Deng Mingjun¹, Zou Kun¹, Luo Ziming²

(1. School of Transportation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. Jiangxi Jinlu Technology Development Co., Ltd, Nanchang 330038, China)

Abstract: The identification of key path chains serves as the foundation for optimizing traffic control strategies. Based on trajectory data from partial vehicles in a mixed traffic flow environment, this paper proposes a key path chain identification method that integrates maximum a posteriori estimation with multi-metric fusion. First, leveraging road network topology and connected vehicle trajectory data, a joint identification model for path set classification is constructed using maximum a posteriori estimation theory, enabling the recognition of key path chain sets between different node pairs in the network. On this basis, considering the effects of traffic congestion hysteresis, path divergence characteristics, and dynamic flow fluctuations, three metrics—path flow aggregation capacity, path discreteness, and operational impedance—are proposed. A nonlinear key path chain set criticality evaluation and ranking model is established by integrating these three metrics. Simulation verification is conducted using road network and traffic survey data from a specific area in Nanchang. The rationality of the identification results is tested using path traffic transfer intensity, and the sensitivity of the model under different penetration rates is analyzed, demonstrating the effectiveness of the proposed model.

Keywords: Traffic engineering; Critical path; Complementary structure; Path Association; data mining

城市交通中的关键路径链是承载主要交通流、连接关键功能区的骨干通道, 决定路网整体效能。其拥堵易引发区域瘫痪, 因此准确识别关键路径链是实施干线信号协调、缓解拥堵及提升应急响应能力的前提。

现有研究主要将关键路径链定义为承担高流量、决定区域运行效率的主要通行路径。其中数据挖掘类方法被广泛应用^[1]。贾洪飞等^[2]基于浮动车轨迹数据, 利用 Apriori 算法提取高频路段集合, 以支持度排序识别关键路径; Taylor 等^[3]提出了一种启发式算法, 通过路段的使用概率来衡量路段的重要性; 安思颖等^[4]采用的广度优先搜索路径枚举算法, 也体现了类似的数据驱动思路。这类方法依赖轨迹数据的完整

性, 受限于现实交通环境中网联车轨迹数据稀疏、流量观测不全的情况, 难以在实际场景中应用。

另一类研究侧重构建融合拓扑结构与交通流特性的指标体系。Sullivan 等^[5]引入网络出行鲁棒性指标, 通过模拟路段容量梯度衰减优选关键路段。卢凯等^[6]结合长度与流量优选法则识别关键路径链; 张纪升等^[7]利用 K-短路径结合流量分配, 评估路段对路网的影响。此外杨洁^[8]、苏飞^[9]及陆百川^[10]分别采用双维度关联、时空相关函数及 TOPSIS 模型量化路径关键度; 钱晨^[11]与 Zhu^[12]则分别基于时空相关性及隐马尔可夫模型构建路径关联模型。然而现有模型普遍采用线性加权, 难以捕捉交通流特征间的协同与拮抗效应, 限制了识别准确性。

部分学者基于路段失效后的网络影响定义关键路径^[13]。Chen 等^[14]结合需求不确定性与风险异质性, 提出脆弱性评估法; 姚佼^[15]与吴文静^[16]利用贝叶斯网络评估路段中断概率与路段畅通可靠度, 进而识别关键路径。李君羨等^[17]融合时间序列、蒙特卡洛模拟与模糊聚类模型进行识别; Scott 等^[18]与张芳等^[19]分别基于网络鲁棒性指数及运输量随机矩阵量化网络异常变化。王立夫等^[20]构建拥堵加权模型, 应用 Kuhn-Munkres 算法确定驱动节点以识别关键路段。

上述研究在识别对象上, 侧重个别路段对路网的评价, 忽视了交通流的空间连续性与走廊效应, 难以从关键路径链的维度应用于信号协调管控; 在研究方法上, 现有模型普遍基于单一指标, 无法反映交通流特征多指标间的协同而影响识别的稳定性; 在数据支撑上, 现有成果多基于全样本数据或断面检测数据, 未能充分挖掘车辆轨迹数据的时空连续性特征, 或难以在低渗透率环境下识别主要行驶流向。

针对上述不足, 本文提出一种基于最大后验估计与多指标融合的关键路径链识别方法。利用路网拓扑与低渗透率轨迹数据, 构建最大后验流量估计模型, 并依“长度优先、流量兼顾”原则生成候选集。以候选路径集为对象, 结合路径链长度和路径交通量大小构建融合路径流量聚合能力、路径离散性与运行阻滞性指标的非线性评价模型对路径关键度进行量化评价, 以突出长路径、大流量的关键路径链特征。最后通过路径交通转移强度进行验证, 并进行不同网联车渗透率下的敏感性分析。

1 可选路径集生成

1.1 网络拓扑结构解析

基于图论思想, 将城市路网拓扑结构抽象为有向图 $G=(N, E)$ 。式中: N 为节点集合, 对应路网交叉口; E 为边集合, 对应实际路段。定义网络邻接关系如下: 以节点为对象, 若节点 i, j 存在边 (i, j) 直接相连, 则为一阶邻接; 基于此递归逻辑, 可定义 k 阶邻接关系, 进而构建 k 阶邻接矩阵。邻接关系表示为:

$$A_{ij} = \begin{cases} 1, & i \text{ 和 } j \text{ 相邻} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中: A_{ij} 作为 0-1 变量表示路网中节点 i 与节点 j 之间的邻接状态。

1.2 基于改进深度优先搜索的路径识别

在交通路网中, 路径由多个路段构成, 每条路径均为连接上下游交叉口进出口道的有向通行线路。如图 1 所示。

考虑数据采样率及路径覆盖不全的影响,提取各路径在当前周期的观测车辆数作为样本。该样本为实际经过路径的车辆数的部分反映,是构建统计模型的基础。

步骤二:联合加权似然函数构建

假设路径车辆数服从泊松分布,观察车辆数 c_p 在给定真实车辆数 n_p 的条件下的概率由泊松分布的概率质量函数表示:

$$P(c_p | n_p) = \frac{n_p^{c_p} e^{-n_p}}{c_p!} \quad (4)$$

其中: C_p 是路径 p 上网联车观测车辆数, n_p 是路径上 p 的真实车辆数。

步骤三:联合先验分布构建

为增强估计稳定性并规避过拟合,基于贝叶斯理论及交通流周期性特征,选取一周轨迹数据构建联合先验分布。设当前为第 T 天,利用过去 7 天的历史观测车流量,公式如下:

$$P(n_p) = \frac{\sum_{d=1}^7 c_p^{(T-d)} + \alpha}{\sum_j (\sum_{d=1}^7 c_j^{(T-d)} + \alpha)} \quad (5)$$

其中: α 为平滑参数,避免零概率问题; $C_p^{(T-d)}$ 为路径 p 第 $T-d$ 天 ($d=1,2,3,\dots,7$) 中的历史观测车辆数; $\sum_{d=1}^7 c_j^{(T-d)}$ 是所有路径的车辆数总和。

步骤四:基于最大后验估计的联合估计

采用最大后验估计方法对当前周期内多路径车辆进行联合推断。基于贝叶斯定理构建真实车辆数 n_p 的后验概率表达式为:

$$P(n_p | c_p) = \frac{P(c_p | n_p) \cdot P(n_p)}{P(c_p)} \quad (6)$$

其中: $P(n_p | c_p)$ 是路径 p 真实车辆数 n_p 给定观测车辆数 c_p 的后验概率; $P(c_p | n_p)$ 是似然函数,表示给定 n_p 的情况下观测到 c_p 的概率; $P(n_p)$ 是先验分布,表示 n_p 的先验概率。 $P(c_p)$ 是事件 c_p 的边缘概率,表示在所有可能情况下观测到 c_p 的总概率,通常作为归一化常数,确保后验概率的总和为 1。

最大后验估计的目标是找到一个参数 n_p , 即每条路径的真实车辆数,使得后验概率最大化。观测证据 $P(c_p)$ 与参数 n_p 无关,可视为常数,故目标函数可简化为:

$$P(n_p | c_p) \propto P(c_p | n_p) \cdot P(n_p) \quad (7)$$

为简化计算,将后验概率转换为对数形式,即目标函数为:

$$\ln P(n_p | c_p) = c_p \ln n_p - n_p + \ln \left(\frac{1}{c_p!} \right) + \ln P(n_p) \quad (8)$$

以最大化对数后验概率为目标,利用数值优化算法求解路径车辆数的最优估计,从而实现多路径流量的联合推断。在此基础上生成候选路径链集并构建多维运行指标体系,通过非线性加权融合模型量化关键度识别关键路径链。

2 关键路径链识别

2.1 关键路径链指标的确定

关键路径链具有高集聚、强连续及易拥堵特征。本文结合流量规模、流向连续性及交通状态维度,构建包含聚合流量、离散性及运行阻滞性的指标体系,从而建立关键路径链识别模型。

(1) 路径聚合流量指标

关键路径链主要由承载路网骨干运输功能的高流量路段构成，其流量聚集特征表现路网通行压力。为此提出路径聚合流量指标，以量化高流量路段在路径中的集中分布程度。

路径聚合流量指标定义为路径上各路段的交通流量相对于全网最大流量归一化后的加权和，用于反映路径在路网中承担交通流的集中程度。设路径 p 为一系列相邻路段 (i, j) 构成的有向路径表示，定义路径聚合流量指标 I_p^{af} 如下：

$$I_p^{af} = \sum_{(i,j) \in p} \left(\frac{q_{(i,j)}}{q_{\max}} \right)^\alpha \quad (9)$$

其中： I_p^{af} 为路径聚合流量指标； $q_{(i,j)}$ 为路段 (i, j) 的单位时间交通流量； q_{\max} 为全网最大流量路段的流量值，表示为： $q_{\max} = \max \{q_{ij} | (i, j) \in p\}$ ； $\alpha > 1$ ：表示幂次放大参数，用于增强高流量段的识别敏感度。

(2) 路径离散性指标

受加减速、换道及信号迟滞等微观扰动影响，车队传输发生离散，致使流量沿程衰减。如图 2 所示，离散效应随路径延伸及节点增加加剧。为此引入路径离散性指标，以量化车流稳定性对传递效能的影响。

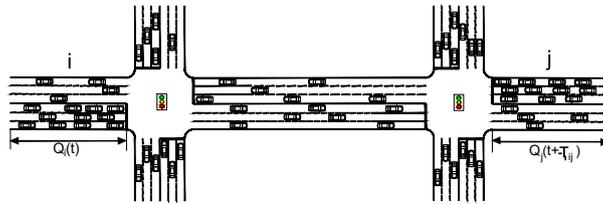


图 2 车流离散现象示意图

Fig. 2 Schematic Diagram of Platoon Dispersion

离散性指标为一个信号控制周期内路径起讫点等长绿灯时间通过车辆数的比值，公式如下：

$$I_p^{di} = \frac{\sum_{t=1}^{t_g} Q_j(t + \tau_{ij})}{\sum_{t=1}^{t_g} Q_i(t)} \quad (10)$$

式中： I_p^{di} 为路径离散性指标； $Q_i(t)$ 为某一路径初始上游交叉口停车线第 t 时段的车流通过数； $Q_j(t + \tau_{ij})$ 为路径末端交叉口第 $t + \tau_{ij}$ 时段的车流到达数； τ_{ij} 为从路径起点至终点的行驶时间，单位 s ； t_g 为一个信号周期内的绿灯持续时间。

(3) 路径运行阻滞性指标

单一饱和度指标难以全面表征运行阻滞特性，因其忽略了行程时间对通行体验的影响。为此结合饱和度与行程车速，构建路径运行阻滞性指标。该指标以路径总长为基准，对路段饱和度与车速的乘积进行加权求和，以量化路径整体的交通负载强度与阻滞程度。其计算式如下：

$$I_p^{bl} = \frac{1}{L_p} \sum_{(i,j) \in p} \left(\frac{q_{(i,j)}}{C_{(i,j)}} \cdot \frac{L_{(i,j)}}{v_{(i,j)}} \right) \quad (11)$$

式中： I_p^{bl} 为路径 p 的运行阻滞性指标； L_p 为路径总长度； $C_{(i,j)}$ 为第 (i, j) 条路段的通行能力； $v_{(i,j)}$ 为第 (i, j) 条路段的平均速度； $L_{(i,j)}$ 为第 (i, j) 条路段的长度。

2.2 关键路径链识别模型

构建能够表示路径重要性的综合评价函数，是识别关键路径链的核心。由于传统线性加权法难以捕捉指标间的非线性协同与结构耦合效应，且对状态突变适应性不足，本文引入双曲正切函数。通过将路径聚合流量与运行阻滞性指标进行非线性耦合，构建运行强度核函数，以抑制极端值干扰并突显中高强度路径

特征。

双曲正切函数具有连续、单调递增、值域为 $(-1,1)$ 的特点，其函数形式为：

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (12)$$

路径重要度取决于多维交通要素的非线性协同，传统线性加权模型难以表达高流量-高负载的强耦合特征。为此利用双曲正切函数对路径聚合流量与运行阻滞性进行非线性映射，公式如下：

$$\tanh(\sqrt{I_p^{af}} + \sqrt{I_p^{bl}}) = \frac{e^{(\sqrt{I_p^{af}} + \sqrt{I_p^{bl}})} - e^{-(\sqrt{I_p^{af}} + \sqrt{I_p^{bl}})}}{e^{(\sqrt{I_p^{af}} + \sqrt{I_p^{bl}})} + e^{-(\sqrt{I_p^{af}} + \sqrt{I_p^{bl}})}} \quad (13)$$

将 I_p^{af} 为 I_p^{bl} 两指标平方根组合后引入双曲正切函数，增强中高等级路径辨识度并抑制离群值，使模型更加稳定。

关键路径链具有更大的空间跨度与更强的结构连贯性，设定路径结构项为路径长度与途径交叉口数量的商的形式。

$$S_p = \frac{\log(1 + L_p)}{N_p} \quad (14)$$

其中， S_p 为结构项指标； L_p 为路径长度，单位 km；采用对数变换平滑数据，避免极长路径对结果的过度影响；路段数 N_p 用于表示路径结构的密集程度，使得路径越连贯、越少绕行，其 S_p 越高。

因此构建考虑多维评价指标体系的关键路径链识别模型：

$$M_p = S_p \tanh(\sqrt{I_p^{af}} + \sqrt{I_p^{bl}}) (I_p^{di})^\eta \quad (15)$$

其中， $\eta > 1$ 为指数增强因子，本文取 $\eta = 2$ ，以强化高吸引力路径对关键度的正向拉动作用， M_p 为路径关键度，以量化路径 p 在交通流运行和路网结构中的综合重要性。

3 实例分析

为验证本文方法的适用性，选取南昌市红谷滩区路网为研究对象。该区域主干道与支路交织，流量分布复杂且交叉口密集，能较好反映城市道路运行规律。基于实际路网和调查交通流数据，利用基于 VISSIM 构建仿真环境，模拟不同渗透率及负荷水平下的混合流场景，并设定网联车作为可观测样本，采集其轨迹数据进行分析测试。

3.1 研究路网选取及数据采集

对路网各路段编号建立路网拓扑结构。如图 3、4 所示，通过视频拍摄与人工记录结合的方式调查连续 7 日的交通流数据作为先验数据，选取 2025 年 2 月 19 日工作日高峰时段调查，路网边界驶入流量见表 1：



图 3 实际路网图

Fig. 3 Actual road network diagram

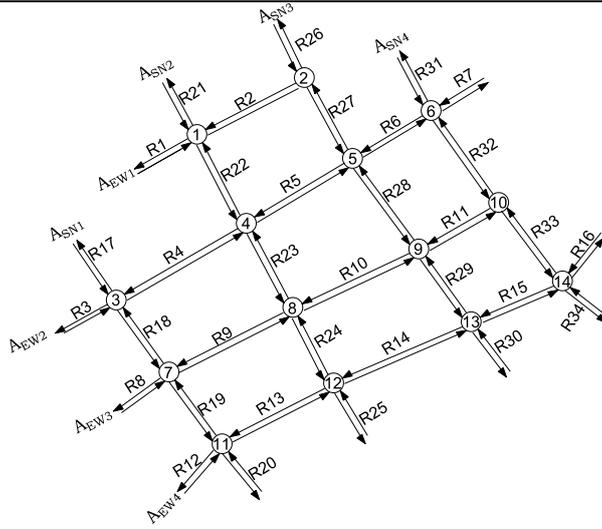


图 4 路网拓扑结构图

Fig. 4 Road network topology diagram

表 1 路网边界驶入流量表

Table 1 Traffic flow at the boundary of road network

| 干道 | 驶入交通流量 | | | | | | | |
|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | A_{EW1} | A_{EW2} | A_{EW3} | A_{EW4} | A_{SN1} | A_{SN2} | A_{SN3} | A_{SN4} |
| 东进口 | | 1173 | | 1281 | | | | |
| 西进口 | 631 | 740 | 665 | 1397 | | | | |
| 南进口 | | | | | 236 | 866 | 361 | 703 |
| 北进口 | | | | | 648 | 1640 | 614 | 639 |

针对轨迹数据采集问题, 采用组合仿真策略: 基于实测断面信息利用 TransCAD 反推 OD 矩阵, 并导入 VISSIM 构建动态仿真模型生成全量轨迹。经校验仿真与实测流量的平均绝对误差为 8.12%。该结果表明仿真环境能有效复现路网运行状态, 为后续关键路径链识别提供数据支撑。

3.2 路径集生成与流量估计

基于仿真数据构建包含 28 个节点与 68 条有向边的路网拓扑。构建邻接矩阵并设定最小路长为 2 及最大搜索深度 $k=8$, 利用 DFS 算法遍历, 并通过综合可达性矩阵剪枝无效分支, 生成全路径集合。

针对低渗透率导致的观测缺失, 设定 30% 渗透率仿真场景。采用最大后验估计模型融合观测与先验数据, 联合推断路径流量。如表 2 所示, 路径流量估计值与真实值的平均绝对误差为 10.7%。验证了方法在低渗透率下对流量估计的有效性。

表 2 路径流量对比

Table 2 Path traffic comparison

| 路径编号 | 联合估计流量/(veh/h) | 真实流量/(veh/h) | 误差/% |
|----------------------------------|----------------|--------------|------|
| $R_{12}R_{13}R_{14}R_{15}R_{16}$ | 335 | 464 | 27.8 |
| $R_{31}R_7$ | 323 | 325 | 0.6 |
| $R_{16}R_{15}R_{14}R_{13}R_{12}$ | 316 | 297 | 6 |
| $R_{12}R_{20}$ | 154 | 219 | 29.7 |
| $R_7R_6R_5R_4R_3$ | 228 | 211 | 7.5 |
| $R_{25}R_{14}R_{15}R_{16}$ | 236 | 206 | 12.7 |
| $R_{34}R_{16}$ | 203 | 206 | 1.5 |
| $R_7R_6R_{27}R_{26}$ | 187 | 175 | 6.4 |
| $R_{21}R_2R_{26}$ | 149 | 156 | 4.5 |

将最大后验估计所得流量映射至全路径候选集，赋予其流量属性。随后，遵循“长度优先，流量兼顾”原则进行筛选，构建最终的可行路径集。

3.3 关键指标计算

基于仿真轨迹数据提取路段流量、速度等参数，利用式(8)-(10)计算聚合流量、离散性及运行阻滞性指标。应用式(14)量化关键度并排序，关键路径链空间分布及具体数值分别见图5与表3。

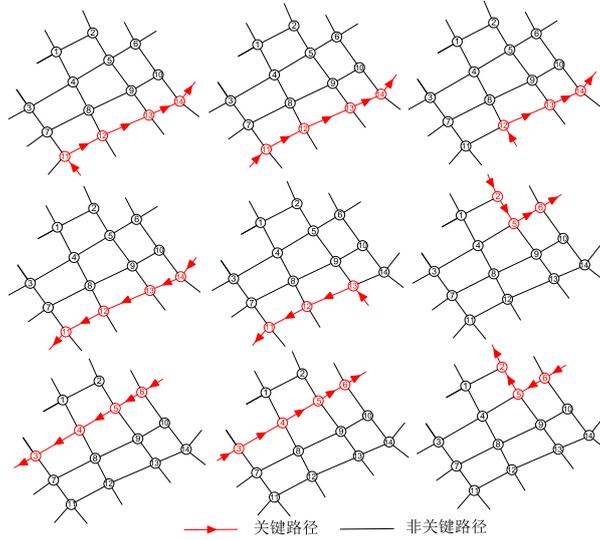


图5 关键路径链示意图

Fig. 5 Critical path chain diagram

表3 部分路径指标及路径关键度数据

Table 3 Some path indicators and path criticality data

| 路径编号 | I_p^{af} | I_p^{di} | I_p^{bl} | L_p | N_p | M_p |
|----------------------------------|------------|------------|------------|-------|-------|-------|
| $R_{20}R_{13}R_{14}R_{15}R_{16}$ | 2.857 | 0.809 | 0.005 | 1.239 | 4 | 0.878 |
| $R_{12}R_{13}R_{14}R_{15}R_{16}$ | 3.505 | 0.777 | 0.006 | 1.249 | 4 | 0.827 |
| $R_{25}R_{14}R_{15}R_{16}$ | 2.486 | 0.667 | 0.006 | 0.990 | 3 | 0.714 |
| $R_{16}R_{15}R_{14}R_{13}R_{12}$ | 2.389 | 0.702 | 0.004 | 1.249 | 4 | 0.649 |
| $R_7R_6R_5R_4R_3$ | 1.701 | 0.697 | 0.004 | 1.134 | 4 | 0.600 |
| $R_{30}R_{14}R_{13}R_{12}$ | 1.624 | 0.623 | 0.004 | 1.016 | 3 | 0.585 |
| $R_{26}R_{27}R_6R_7$ | 0.980 | 0.649 | 0.003 | 0.696 | 3 | 0.538 |
| $R_7R_6R_{27}R_{26}$ | 1.304 | 0.622 | 0.004 | 0.696 | 3 | 0.529 |
| $R_3R_4R_5R_6R_7$ | 1.205 | 0.662 | 0.004 | 1.134 | 4 | 0.508 |

3.4 验证分析

为验证模型有效性，引入路径交通转移强度指标。该指标定义为单位时间内路径各路段交通转移总量 (veh·km) 与路径总长度 (km) 的比值，用以量化单位长度上的交通转移水平。指标值与运输需求及路径重要度呈正相关。对比文献[7]，本文识别排名靠前的路径具备更高交通转移强度，如表4所示，证明其承载了更高密度的交通转移需求，验证了方法的有效性。

表 4 关键路径链排序对比结果
Table 4 Critical path chain sorting comparison results

| 路径编号 | M_P | 本文模型 | 对比模型 | 交通转移强度 |
|----------------------------------|-------|------|------|----------|
| $R_{20}R_{13}R_{14}R_{15}R_{16}$ | 0.878 | 1 | 1 | 1236.687 |
| $R_{12}R_{13}R_{14}R_{15}R_{16}$ | 0.827 | 2 | 2 | 1405.699 |
| $R_{25}R_{14}R_{15}R_{16}$ | 0.714 | 3 | 8 | 1327.225 |
| $R_{16}R_{15}R_{14}R_{13}R_{12}$ | 0.649 | 4 | 3 | 1223.756 |
| $R_7R_6R_5R_4R_3$ | 0.600 | 5 | 4 | 879.439 |
| $R_{30}R_{14}R_{13}R_{12}$ | 0.585 | 6 | 9 | 1083.726 |
| $R_{26}R_{27}R_6R_7$ | 0.538 | 7 | 7 | 826.432 |
| $R_7R_6R_{27}R_{26}$ | 0.529 | 8 | 5 | 920.941 |
| $R_3R_4R_5R_6R_7$ | 0.508 | 9 | 6 | 797.157 |

为评估模型排序结果与标准排序的一致性，引入 Kendall's Tau(KT)系数。该指标用于衡量两个随机变量序列间的等级相关性。设两组排序序列分别为 $X = [x_1, x_1, \dots, x_n]$ 与 $Y = [y_1, y_1, \dots, y_n]$ ，公式如下：

$$\tau = \frac{C - D}{\frac{1}{2}n(n-1)} \quad (16)$$

其中： C 表示的是一致对的数量，即 $x_i \leq x_j$ 且 $y_i \leq y_j$ ，或 $x_i \geq x_j$ 且 $y_i \geq y_j$ ； D 表示的是不一致对的数量，即 $x_i \geq x_j$ 且 $y_i \leq y_j$ ，或 $x_i \leq x_j$ 且 $y_i \geq y_j$ ； n 表示路径的数量。 τ 为 KT 指标，取值范围为 $[-1, 1]$ ，数值越接近 1 表示排序越一致，越接近 -1 表示排序越不一致。

利用式(16)计算排序一致性，本文模型的 τ 值为 0.72，高于对比模型 τ 值 0.28。证明本文模型所得排序与标准排序更为一致。

同时根据实地调查，丰和中大道以及春晖路作为红谷滩区横纵两条主干路，承载主要交通负荷，高峰期常态化拥堵显著。丰和中大道与庐山南大道交叉口邻近跨江枢纽八一大桥，本文识别出的关键路径链与这两条道路有较高的重合度。进一步验证了模型的可行性。

3.5 敏感性分析

网联车渗透率是影响识别稳定性的关键参数。为此设置 30%、50% 及 70% 三组渗透率水平，通过量化路径排序一致性与关键度相对变化率，进行敏感性分析。主要结论如下：

(1) 在 30% - 70% 渗透率区间，前 5 位路径关键度变化率均收敛于 5% 以内，如图 6。表明模型对数据稀疏性具有强鲁棒性，在非全样本条件下仍能提取特征以识别关键路径链。

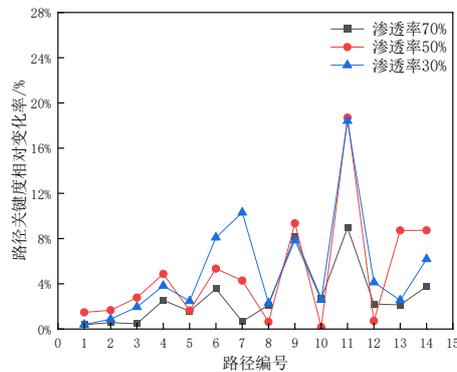


图 6 不同渗透率下的路径关键度相对变化率分布
Fig. 6 Distribution of relative change rate of path criticality under different permeability

(2) 关键路径排序在不同渗透率下保持稳定,如图7。以前5位路径为例,跨渗透率识别的一致性证实了模型在低渗透率下的有效性及中高条件下的可靠性。

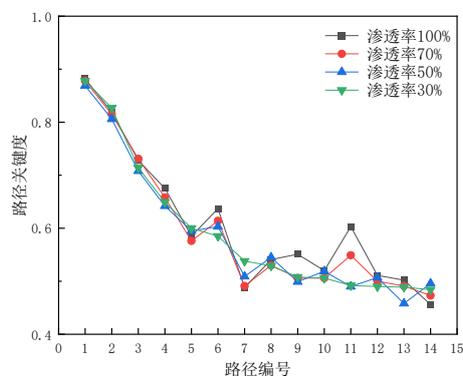


图7 不同渗透率下的路径关键度分布

Fig. 7 Path criticality distribution under different permeability

(3) 路径关键度与渗透率呈正相关。随数据完整性提升,模型对交通运行结构的表征效能增强,关键与非关键路径的判别边界趋于清晰。在70%高渗透率下,指标特征区分度扩大,验证了多维评价体系的有效性。

4 结论

本文针对混合交通流环境,提出基于最大后验估计与多维特征评价的关键路径链识别模型。主要结论如下:

(1) 基于最大后验估计的流量联合估计模型改善了有限渗透率下的流量估计效果。仿真表明,30%渗透率下流量MAE仅为10.7%,证明模型具备良好的估计精度。

(2) 构建的非线性路径关键度模型识别结果与基准排序具有较高的一致性。本文模型排序的一致性系数为0.72,高于对比模型的0.28;识别结果覆盖丰和中大道等实地拥堵路段,证明模型能够真实反映路网运行状态。

(3) 模型在不同渗透率下表现出一定的稳定性。在30%~70%渗透率区间,前5条关键路径链的关键度变化率在5%以内,表明在非完全观测条件下,该方法仍具备识别关键路径链的能力。

参考文献

- [1] 涂晓斌,郭力,刘晨宁,等.一种基于图论与最大路径的关联规则挖掘算法[J].华东交通大学学报,2021,38(03):137-141.
TU X B, GUO L, LIU C N, et al. An Algorithm for Mining Association Rules Based on Graph Theory and Maximum Path[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2021,38(03):137-141.
- [2] 贾洪飞,郭明雪,罗清玉,等.GPS数据下的城市路网关键路段识别[J].吉林大学学报(工学版),2020,50(04):1338-1343.
JIA H F, GUO M X, LUO Q Y, et al. Identifying critical links of urban road networks based on GPS data [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2020, 50(04): 1338-1343.
- [3] TAYLOR M A P, ESTE G M D. Modelling network vulnerability at the level of the national strategic transport network[J]. Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies,2001, 4(2):1-14.
- [4] 安思颖.多关键路径协调控制的都市主干道及周边区域信号优化研究[D].山东大学,2018.

- AN S Y. Signal Optimization of Urban Main Road and Surrounding Area Based on Coordinated Control of Several Critical Paths [D]. Shandong University, 2018.
- [5] SULLIVAN J L, NOVAK D C, AULTMAN-HALL L, et al. Identifying critical road segments and measuring system-wide robustness in transportation networks with isolating links: A link-based capacity-reduction approach[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2010, 44(5): 323-336.
- [6] 卢凯,吴蔚,邓兴栋,等.控制子区内协调路径集的构成及优选方法[J].*华南理工大学学报(自然科学版)*,2022,50(02):1-14.
LU K, WU W, DENG X D, et al. Constitution and Optimization Method of Coordinated Path Sets within Control Subareas [J]. *Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition)*, 2022, 50(02): 1-14.
- [7] 张纪升,贾利民,牛树云,等.基于 K-短路径的路网关键路段集合的辨识与分析[J].*长安大学学报(自然科学版)*,2015,35(03):122-129.
ZHANG J S, JIA L M, NIU S Y, et al. Identification and analysis of road network key segments set based on K-shortest path [J]. *Journal of Chang'an University(Natural Science Edition)*, 2015, 35(03): 122-129.
- [8] 杨洁,过秀成,李岩,等.城市信号控制交叉口群路径关联度模型[J].*交通运输系统工程与信息*,2012,12(01):55-62.
YANG J, GUO X C, LI Y, et al. Modeling Route Correlation Degree of Urban Signalized Intersection Group [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2012, 12(01): 55-62.
- [9] 苏飞,董宏辉,贾利民,等.基于时空相关性的城市交通路网关键路段识别[J].*交通运输系统工程与信息*,2017,17(03):213-221.
SU F, DONG H H, JIA L M, et al. Identification of Critical Section in Urban Traffic Road Network Based on Space-time Correlation [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2017, 17(03): 213-221.
- [10] 陆百川,舒芹,马广露,等.基于多属性 TOPSIS 决策的交通网络路段重要度计算[J].*浙江工业大学学报*,2020,48(03):334-344.
LU B C, SHU Q, MA G L, et al. Importance degree calculation of links based on multi-attribute TOPSIS decision-making [J]. *Journal of Zhejiang University of Technology*, 2020, 48(03): 334-344.
- [11] 钱晨,胡建伟.基于时空关联度的路网关键路径识别模型与方法[J].*中国人民公安大学学报(自然科学版)*,2025,31(01):39-45.
QIAN C, HU J W. Critical Path Identification Models and Methods of Road Network Based on the Time-space Correlation Degree[J]. *Journal of People's Public Security University of China (Science and Technology)*, 2025,31(01):39-45.
- [12] ZHU X, YAO X, YAN M, et al. Critical route identify method of intersection group based on hidden markov model[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 2037(1): 012023.
- [13] JENELIUS E, PETERSEN T, MATTSSON L G. Road network vulnerability: Identifying important links and exposed regions[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2006, 40(7): 537-560.
- [14] CHEN B Y, LAM W H K, SUMALEE A, et al. Vulnerability analysis for large-scale and congested road networks with demand uncertainty[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2012, 46(3): 501-516.

- [15] 姚佼,王品乘,韦钰,等.基于中断概率模型的城市路网关键路径辨识[J].智能计算机与应用,2020,10(12):69-74+79.
YAO J, WANG P C, WEI Y, et al. Interrupt Probability Model Based Critical Route Identification of Urban Road Network[J]. Intelligent Computer and Applications, 2020,10(12):69-74+79.
- [16] 吴文静,邓淳淳,贾洪飞,等.内涝影响下路网畅通可靠度评估及关键路段识别[J].吉林大学学报(工学版),2025,55(04):1250-1257.
WU W J, DENG C C, JIA H F, et al. Evaluation of road network unblocked reliability and identification of critical sections under the influence of flooding [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2025, 55(04): 1250–1257.
- [17] 李君羨,吴志周,沈宙彪.基于行程时间影响的关键路段识别与查找[J].交通运输系统工程与信息,2020,20(06):129-135.
LI J X, WU Z Z, SHEN Z B. Identification and Retrieval of Critical Segments Based on Travel Time Effect [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020, 20(06): 129–135.
- [18] Scott D M ,Novak D C ,Aultman-Hall L, et al. Network Robustness Index: A new method for identifying critical links and evaluating the performance of transportation networks[J].Journal of Transport Geography,2006,14(3):215-227.
- [19] 张芳,王菲,孙宝硕.随机矩阵理论在高速路关键路径辨识中的应用[J].计算机工程与应用,2024,60(01):319-326.
ZHANG F, WANG F, SUN B S. Application of Random Matrix Theory in Critical Path Identification of Expressway [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(01): 319–326.
- [20] 王立夫,钟昊男,郭戈.基于拥堵系数的道路交通网络关键路段辨识[J].控制与决策,2023,38(3):843-849.
WANG L F, ZHONG H N, GUO G. Identification of key road sections of road traffic network based on congestion coefficient[J]. Control and Decision, 2023,38(3):843-849.



通信作者: 邓明君(1978-), 男, 副教授, 博士生导师, 研究方向为交通系统优化、交通信息技术。E-mail: dmstd98@163.com