

引文格式：陈浩，刘飞扬，唐进君，等.考虑内在关联性的城市路网交通运行效率评价[J].测绘科学, 2023, 48(7): 227-234. (CHEN Hao, LIU Feiyang, TANG Jinjun, et al. Urban road network traffic efficiency evaluation considering the internal correlation of road network [J]. Science of Surveying and Mapping, 2023, 48(7): 227-234.) DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2023.07.026.

考虑内在关联性的城市路网交通运行效率评价

陈 浩¹, 刘飞扬², 唐进君², 曾 捷², 潘晓艺²

(1. 长沙市城市建设科学研究院, 长沙 410015; 2. 中南大学 交通运输工程学院, 长沙 410075)

摘要：为实现大规模城市路网下的交通运行效率评估,立足于深圳市福田区、南山区以及罗湖区的浮动车轨迹数据,提出了一种结合交通可达性与道路交通流特性的评价方法。通过地图匹配与网络重构获得路网重构图,对其进行社区发现与聚类以挖掘路网内在联系并进行交通运行效率评价。该评价方法兼顾路网结构与交通属性,在考虑路网内在关联性的情况下进行城市路网交通效率评价,并通过评价结果对实际路网提出针对性改进建议。相比传统方法,该文提出的评价方法能够识别出道路间相互影响关系,在局部路网的尺度下修正评价结果,使评价结果体现出实际路网不同区域内交通效率的内在联系。

关键词：轨迹数据; 地图匹配; 网络重构; 社区发现

【中图分类号】 P208

【文献标志码】 A

【文章编号】 1009-2307(2023)07-0227-08

Urban road network traffic efficiency evaluation considering the internal correlation of road network

CHEN Hao¹, LIU Feiyang², TANG Jinjun², ZENG Jie², PAN Xiaoyi²

(1. Changsha Urban Research Institute of Construction Science, Changsha 410015, China;

2. College of Transportation Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract: In order to realize the evaluation of traffic efficiency under the large-scale urban road network, based on the floating car data of Futian District, Nanshan District and Luohu District of Shenzhen, this study proposed an evaluation method combining traffic accessibility and road traffic flow characteristics, and obtained the reconstructed road network through map matching and network reconstruction. Community discovery and clustering are carried out to explore the internal connection of the road network and evaluate the traffic efficiency. This evaluation method takes into account the road network structure and traffic attributes, evaluates the traffic efficiency of urban road network under the condition of considering the internal correlation of road network, and propose targeted improvement suggestions for actual road network through evaluation results. Compared with the traditional method, the evaluation method proposed in this paper can identify the interaction between roads and modify the evaluation results under the scale of the local road network, so that the evaluation results can reflect the internal relationship between the traffic efficiency in different areas of the actual road network.

Keywords: trajectory data; map-matching; network reconstruction; community detection

0 引言

交通运行效率评价是一种利用道路的交通流

量、交通密度、延误时间等经典交通指标对道路交通状态进行评价的方法。对城市道路进行交通运行效率评价,进而提出针对性建议,在缓解城

作者简介：陈浩(1981—),男,湖南长沙人,副高级工程师,主要研究方向为城市交通建设。

E-mail: 294141665@qq.com

收稿日期：2022-11-14

基金项目：国家自然科学基金面上项目(52172310);教育部人文社会科学青年基金项目(21YJCZH147);湖南省教育厅科学研究项目(22B0010)

通信作者：唐进君 教授 E-mail: jinjuntang@csu.edu.cn

市交通拥堵、提升居民出行质量等方面有着重要意义。根据所使用的指标数量,现阶段交通状态判别研究可大致划分为基于单指标的评价研究与基于多指标的评价研究。

部分研究者受限于数据完整度,使用单一的交通指标进行交通运行效率评估。文献[1] 使用路网单位里程延误作为指标,并利用三相交通理论区分不同交通流的延误计算方法,进而使用计算所得的延误评价路段拥堵程度。文献[2] 使用速度里程分布结合宏观基本图进行交通状态评价,并证明该模型对单一等级的快速路具有较好适应性。

路网交通状态的实际状况较为复杂,使用单一交通指标进行评估存在一定局限性,许多学者使用多个交通指标对交通运行效率进行评估。文献[3]用路段平均行程速度、单位里程平均延误和路段饱和度三个指标进行模糊综合评价,以评估交通运行效率。文献[4]从轨迹中提取停留位置并进行聚类以确定拥堵路段的位置。文献[5]提出了一种灰色关系隶属度聚类算法,使用城市主干道交通流速、交通流密度和交通量对交通运行效率进行分析。

此外,还有许多学者在数据融合、数据采集等方面进行研究,以提高评估结果精度。文献[6]融合使用路网数据、卡口数据及浮动车数据,使用密度聚类的方法进行交通流状态判别,提高了交通流状态判别的准确性。文献[7]基于稀疏 GPS 数据,通过卡尔曼滤波提高了路段速度估计精度与稳定性。文献[8]基于结合空气质量、气象状态的浮动车数据,使用长短期记忆网络预测城市道路速度,提高了预测的精度与稳定性。

综上所述,国内外学者已经在交通状态判别领域开展许多有价值的研究,但相关研究较少考虑到大规模路网复杂结构的特殊性,且往往忽视了交通状态空间关联性对于交通运行效率评价的影响。对于大规模城市路网而言,其内部路段具有不同的交通流特性,且路段与路段之间往往存在着复杂的拓扑连接关系,这将导致道路间交通运行效率相互影响,在进行交通运行效率评价时应当考虑此影响。因此,本文提出了一种融合浮动车数据与路网地理信息的交通运行效率评价方法,使用速度及加速度作为交通运行效率指标,旨在结合道路间相互影响的条件下进行交通运行效率评价。

1 模型方法

1.1 地图匹配及指标计算

地图匹配算法旨在将浮动车数据与路网数据

结合起来,通过轨迹点与路网的时空联系去除浮动车数据噪声,从而获取以路段为单位的车辆行驶数据。综合考虑匹配精度与计算开销,本文使用概率统计算法进行地图匹配,将候选集合中匹配概率最大的路段视为该轨迹点的匹配路段。匹配概率由距离概率 p_d 与角度概率 p_a 相乘计算得到,计算原理如式(1)所示。

$$p = p_d \cdot p_a \quad (1)$$

本文通过轨迹点到路段的垂线距离量化评价距离概率。通过式(2)由两点经纬度计算间距,从而通过解三角形计算轨迹点到路段垂线距离。其中 l 表示轨迹点 1 与轨迹点 2 之间的距离, R 表示地球半径, λ_n 与 φ_n 表示第 n 点的经、纬度。式(3)表示将轨迹点到路段的垂直距离 d 代入 $\mu = 0, \sigma = 20$ 的正态分布中^[9],即可计算得到距离概率。

$$l = \arccos(\sin \varphi_1 \sin \varphi_2 + \cos \varphi_1 \cos \varphi_2 \cos(\lambda_1 - \lambda_2))R \quad (2)$$

$$p_d = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(d-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

角度概率由路段角度 α_R 与轨迹角度 α_T 共同决定,通过式(4)由两点经纬度计算方位角。通过式(5)量化评价角度概率,轨迹角度同路段角度偏差越小,则角度概率越大。其中初始轨迹点角度概率设置为 1,其他轨迹点角度概率中的轨迹对角度由连续两个轨迹点共同决定。

$$\alpha = \arctan\left(\frac{(\lambda_2 - \lambda_1) \cos \varphi_2}{\varphi_2 - \varphi_1}\right) \quad (4)$$

$$p_a = \min\left(\frac{\alpha_T}{\alpha_R}, \frac{\alpha_R}{\alpha_T}\right) \quad (5)$$

基于车辆行驶数据,可以计算路段交通运行效率指标。结合路段交通运行效率指标与实际路网拓扑关系即可计算路网节点交通运行效率指标。本文以 1 h 为单位对路段车辆行驶数据进行统计,选择速度均值 \bar{v} 、正加速度均值 a_+ 与负加速度均值 a_- 以描述交通运行效率,其中负加速度均值取绝对值。指标的计算过程如式(6)~式(8)所示。

$$\bar{v} = \frac{\sum_{i=1}^N v_i}{N} \quad (6)$$

$$\overline{a_+} = \frac{\sum_{i=1}^N a_{+i}}{N} \quad (7)$$

$$\overline{a_-} = \frac{\sum_{i=1}^N a_{-i}}{N} \quad (8)$$

式中: i 表示车辆; N 表示研究时段内出现在路段上

的车辆总数。

1.2 网络重构

本文使用一种结合 k 近邻(k -nearest neighbor, k -NN)与 single-linkage 方法的复杂网络构建方法重构网络邻接矩阵^[10]。此方法能够生成融合交通运行效率与地理信息的无向图, 有助于更为全面地进行交通运行效率评价。本文通过网络重构方法在网络结构层面体现交通运行效率指标与路网地理信息的影响, 使无向图网络兼顾道路交通流特性与交通可达性。

本文将路网节点经纬度及道路交通运行效率评价指标进行标准化, 作为节点坐标。原理如式(9)所示。

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (9)$$

式中: X 表示所选指标; μ 和 σ 分别表示 X 的均值与标准差; Z 表示标准化后指标。

重构邻接矩阵的步骤: ①将标准化后数据作为 5 个维度坐标, 将每个节点视为一个组, 使用 single-linkage 方法计算组间欧式距离, 以表示相似度; ②找出最接近的两个组, 用 G_1 和 G_2 表示; ③分别计算 G_1 和 G_2 组内顶点间的平均相似度, 并分别用 d_1 和 d_2 表示; ④选择 k_1 个连接 G_1 和 G_2 的最接近的顶点对, 如果其差异小于阈值 $d_{thr} = \gamma \cdot \max(d_1, d_2)$, 则在顶点对之间创建一条边, 并将 G_1 和 G_2 合并为一个更大的组; ⑤通过计算步骤 4 中新生成组与所有其他组间的相似度来更新邻接矩阵; ⑥计算网络中的节点组数量, 若节点组总数等于 1, 则结束循环; 否则返回②。

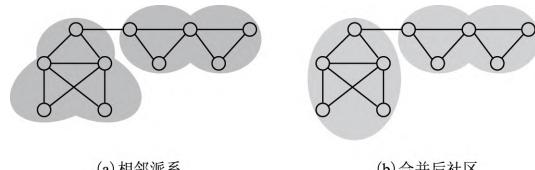
1.3 派系渗透算法

路网重构图仅能够表征不同路网节点间基于道路交通流特性与交通可达性的相似性, 但其无法直接反映由空间关联性造成的路网节点间影响关系, 故本文选用派系渗透算法(cluster percolation method, CPM)进行社区发现。CPM 算法能够从无向图网络中挖掘出相互连通的派系并组成社区, 以表示具有强关联性的路网节点组。本文把社区看作节点交通运行效率相互影响的计算单位, 社区平均交通运行效率指标即为节点相互影响后共同表现的交通运行效率。CPM 算法允许节点从属于不同社区, 以表征不同强关联性路网节点组的影响。

CPM 算法是文献 [11] 提出的重叠社区发现算法, 主要通过一种团渗透算法来识别网络中的社区。文献 [11] 将派系定义为任意两点都相连的顶点集合, 将社区看作多个相互连通的派系集合, 进而实现重叠社区发现。基于派系定义, 文

献 [12-13] 提出可用于有权无向图及有向图的相关算法。

由 k_2 个节点构成的派系被称为 k_2 -派系, 图 1(a)展示了由不同节点构成的 5 个 k_2 -派系。若两派系之间存在 k_2-1 个共同节点, 则称两派系相邻。彼此相邻的所有派系构成的最大集合称为社区。部分节点从属于多个不相邻派系, 在相邻派系合并为社区后, 这些节点可能从属于多个社区, 从而实现重叠社区发现。以图 1(b)为例, 左侧 3 个 k_2 -派系彼此具备两个共同节点, 故可合并为社区。图 1(b)中右侧两个 k_2 -派系仅具备一个共同节点, 故不可合并, 且此共同节点同时从属于两个社区。



(a) 相邻派系 (b) 合并后社区

Fig. 1 Community Detection Concept Schematic

CPM 算法的步骤: ①根据无向图网络获取全部 k_2 -派系; ②建立派系重叠矩阵, 矩阵每一行(列)表示一个派系, 对角线元素表示派系规模, 非对角线元素表示两连通派系间共享节点的数目; ③将小于 k_2-1 的非对角线元素与小于 k_2 的对角线元素置为 0, 其余元素置为 1, 得到 k_2 -派系连接矩阵, 每个连通部分即为一个 k_2 -派系社区。

CPM 算法通过迭代的方法获取所有 k_2 -派系。先通过网络的节点度数判断出网络可生成的最大派系对应节点数, 以 s 表示。随后遍历所有节点, 找到包含该节点的所有 s -派系, 并删除该节点。在遍历所有节点, 找到全部的 s -派系后, 则令 $s=s-1$, 按同样的方法重新搜寻 s -派系, 反复迭代, 则可找到不同大小的全部派系。

1.4 k means+聚类

社区发现算法综合考虑道路交通流特性与交通可达性, 能够识别强相关性路网节点组并将其划分为社区。以路网节点社区为最小单位进行 k means+聚类, 根据修正后交通运行效率, 对路网节点按照所属社区进行聚类, 以获得具有不同交通特征的类型。

k -均值聚类(k means)算法的计算步骤: ①从样本集中选取 k_3 个初始聚类中心; ②将各节点归类至欧式距离最短的类别, 将聚类中心更新为类别样本点坐标均值; ③计算簇内误差平方和(sum of the squared errors, SSE)判断聚类结果优劣, 若

两次聚类结果的簇内误差平方和变化小于阈值，则停止迭代，否则，返回②。k means++算法在此基础上对①进行优化，以克服 k means 算法对初始聚类中心敏感的问题^[14]。在选择 n 个初始聚类中心后，计算剩余各样本点 x 到 n 个初始聚类中心的距离和，用 $D(x)$ 表示。若 X 表示剩余样本点的集合，则各样本点被选中的概率 $P(x)$ 如式(10)。

$$P(x) = \frac{D(x)^2}{\sum_{x \in X} D(x)^2} \quad (10)$$

2 实例介绍及结果分析

2.1 数据采集

本文所用浮动车数据由深圳市出租车 GPS 设备采集得到，主要包括车牌、经纬度、采样时间、瞬时速度等字段。数据采集范围包括福田区、南山区以及罗湖区。本文所用数据需针对异常数据进行数据清洗。对于经纬度位于研究区域外及关键数据缺失的条目进行删除，对于同一时间存在的多个同车辆数据仅保留最早出现的一个。本文选择的研究对象为福田区、南山区及罗湖区城市道路，结合浮动车数据进行交通运行效率评价。路网数据的地理空间分布如图 2 所示，其经度范围为 $113^{\circ} 78' \sim 114^{\circ} 22'$ ，纬度范围为 $22^{\circ} 39' \sim 22^{\circ} 65'N$ ，所选路网共包括 17 007 条路段，12 925 个路网节点。

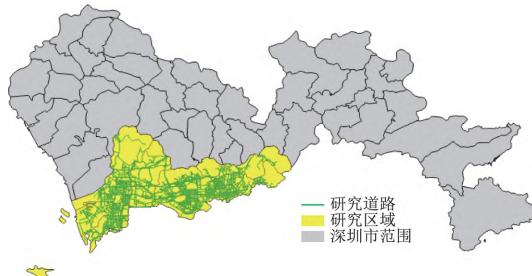


图 2 研究区域示意图

Fig. 2 Schematic Diagram of the Study Area

2.2 模型参数估计

所用浮动车数据的采集时间为 2019 年 2 月 1—7 日，平均采样间隔为 1 min，每日平均轨迹数量为 12 037 165 条。以 2019 年 2 月 1 日为例，共采集 16 186 辆车辆轨迹数据。数据集中多数车辆的样本量都超过 500，这表明可以通过将轨迹点数据串联成轨迹段进行地图匹配以提高结果精确度。通过分析发现，速度为 0 的数据占比为 27.88%，这是由于浮动车数据来自出租车，其路边停车及乘客上下车等静止行为都被统计在内。非静止车辆中多数车辆速度数据处于 $0 \sim 60$ km/h 范围内，这表示出租车多在城市内部道路行驶，较少出现

在高速公路，与实际情况相符。

参数 k_1, k_2 与 γ 的设置影响路网节点社区划分结果。路网节点数决定网络重构模型生成边的次数，每次最多生成 k_1 条边， γ 表示已生成边的保留阈值。 γ 越小，则要求保留的边所连接路网节点具有越强相似性，故本文取 $\gamma = 1$ 以表征路网节点社区间存在紧密联系。 k_2 决定生成路网节点社区对网络节点平均度的要求是否严格。 k_1 与 k_2 存在相互影响，当 k_1 增大时，网络节点平均度更高，更易发现完整且有意义的社区结构；当 k_2 增大时，构建社区的要求更严格。故在选择参数取值时，应当先确定一个参数再确定另一参数。由于社区结构由数据本身决定，受 k_2 取值影响较小^[15]，故先设置 k_2 为最小值 3，以降低社区构建要求，提高数据利用率。本文通过戴维森堡丁指数(Davies-Bouldin index, DBI)评价划分结果，以确定 k_1 最佳取值。由于 k_1 取值过小将导致路网重构图节点平均度过低，难以进行社区构建，故计算 k_1 取值在 [3, 8] 区间内的指标结果。由图 3 可知， $k_1 = 3$ 时 DBI 达到最小值，故选择此取值。在 k means++ 算法中，路网节点社区被分为 k_3 类， k_3 的取值通过肘部法则进行确定。如图 4 所示，当 k_3 的值大于 3 后，簇内误差平方和 SSE 的下降速度明显放缓。因此，将 k_3 设置为 3。

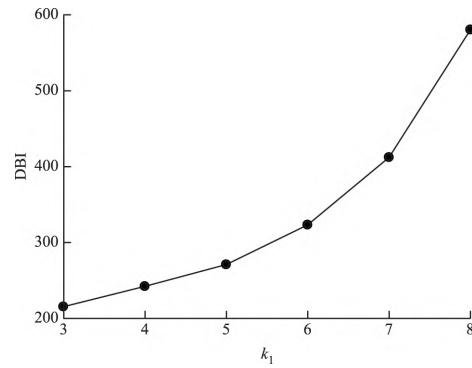


图 3 参数 k_1 取值对 DBI 的影响

Fig. 3 The Effect of Parameter k_1 Taking on DBI

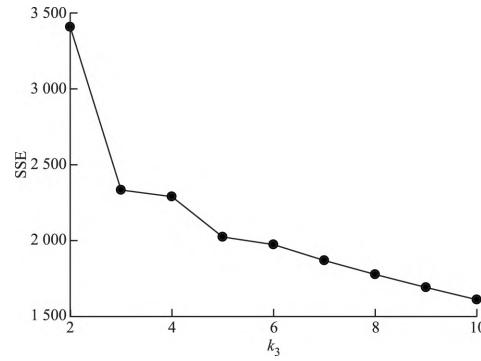


图 4 参数 k_3 取值对 SSE 的影响

Fig. 4 The Effect of Parameter k_3 Taking on SSE

根据选定参数进行计算, 通过地图匹配算法将浮动车数据匹配到路段, 计算路段交通指标。进行地图匹配时, 使用所有时刻的浮动车数据构建轨迹段, 以保证匹配结果精度。随后对早高峰时段数据进行交通运行效率指标的计算。对于数据缺失的路段, 使用其他时段匹配结果进行时间插值, 通过相同路段在不同时段内的数据进行数据修补^[16]。以节点所连接路段的交通指标均值作为节点交通指标, 以描述路网中各路网节点交通运行效率。随后通过网络重构算法生成路网重构图, 其结果如图 5 所示。路网重构图保留原路网的所有路网节点, 并重构获得共 22 836 条边, 每一条边表示在考虑道路间相互影响的情况下, 其两端节点交通运行效率存在相似性。

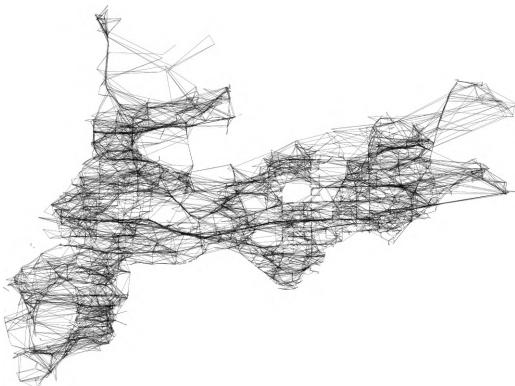


图 5 网络重构结果图

Fig. 5 Network Reconstruction Results Chart

2.3 实例结果分析

重构后网络节点度频率分布如图 6 所示, 图中多数节点度处于 [1, 7] 区间内。在进行网络重构后, 边的实际意义为其两端节点存在考虑道路间影响的交通运行效率相似性, 此相似性的主要来源为车流交换。节点度处于 [1, 7] 的节点具有正常的车流交换情况, 本文定义为普通节点; 节点度高于 7 的节点被定义为敏感节点, 节点度低于 1 的节点被定义为稳定节点, 结合节点度及其地理位置绘制图 7。图中稳定节点多分布于交通干道, 可能的原因为交通干道内车辆主要体现为跟驰行为, 即使发生车流交换, 也不易受到周边道路的影响。敏感节点较为均匀地分布在路网中, 未体现出空间上的明显规律。敏感节点具有较大的节点度, 这表明此类节点较易受到其他节点的影响, 应当设置更多交通信息检测设备进行监测与控制, 避免交通拥堵通过此类节点影响周边路段。

对于路网重构图, 使用 CPM 算法从中划分出

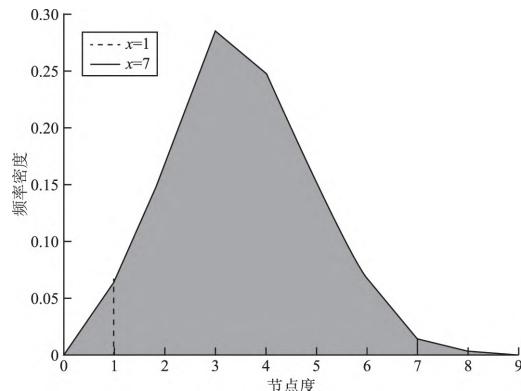


图 6 路网重构图节点度频率分布

Fig. 6 Frequency Distribution of Node Degree of Reconstructed Road Network

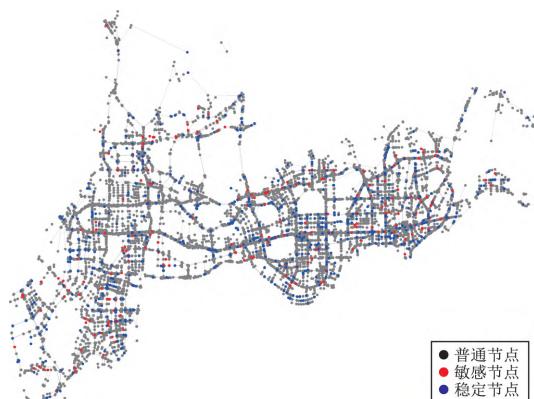


图 7 路网节点度分类图

Fig. 7 Road Network Node Degree Classification Chart

路网节点社区, 作为聚类的最小单位。部分节点由于交通运行效率或地理位置同其他节点相差较大, 故重构后节点度较小, 这表明节点的连接边数量较少, 难以组成派系及社区。对于无法组成社区的节点, 应当通过其路网拓扑关系中的邻居节点判断所属社区, 以包含其路网拓扑关系中邻居节点数量最多的社区作为该节点所属社区。同一社区内的路网节点交通运行效率相互影响, 社区交通运行效率指标均值表示一个相关性较强路网节点组的共同交通运行效率指标。使用 k-means++ 算法按照社区交通运行效率指标对社区进行聚类, 共分 3 类, 其聚类中心去标准化坐标如表 1 所示。

表 1 聚类中心坐标表

Tab. 1 Clustering Center Coordinates Table

聚类结果	正加速度/ (m/s ²)	负加速度/ (m/s ²)	速度/ (km/h)
类别 1	0.19	0.18	49.64
类别 2	0.27	0.33	28.59
类别 3	0.28	0.22	22.56

根据路网节点社区的划分结果, 将社区中路网节点赋予同样的类别, 结合经纬度绘制为图 8。模型聚类结果较好的体现道路交通流特性的影响, 绿色节点与实际路网交通干道有着较高重合度, 蓝色节点与实际路网支路基本重合, 棕色节点则表示需要予以关注的异常节点。本文使用重叠社区发现算法进行数据处理, 部分路网节点同时被分为多个类别, 在图中以多种填充色的节点表示, 其实际含义为不同类型间过渡节点, 每种填充色占比表示节点偏向对应类型的程度, 图 8 中右下角放大图即为 3 种类型占比相同的多类型节点。



图 8 早高峰路网节点交通运行效率结果图

Fig. 8 Traffic Efficiency Results of Network Nodes in Morning Peak

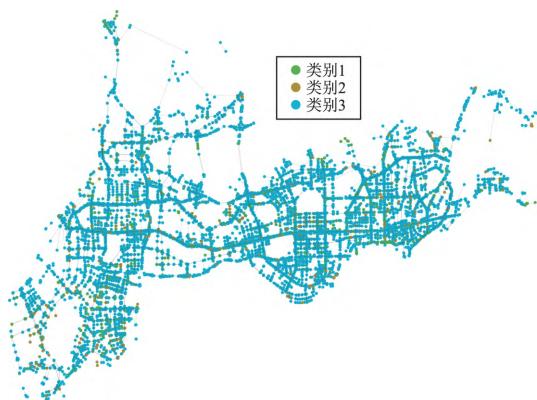


图 9 道路交通流特性聚类结果

Fig. 9 Clustering Results of Road Traffic Flow

交通状态定性评价通常通过聚类算法进行实现, 然而, 常见的聚类方法难以直接将交通可达性纳入聚类过程。聚类方法可分为划分式聚类、层次聚类、基于网格和密度的聚类与其他聚类方法^[17]。这些聚类方法对于道路交通流特性具有较好的聚类效果, 但难以量化交通可达性对应的道路拓扑关系。而社区发现算法能够较好地处理已有网络图, 从复杂网络结构中发掘联系紧密的节点组, 从而较好地将道路空间关联性纳入评价。

本文直接使用 k-means++ 算法对道路交通流特性进行聚类, 将结果绘制为图 9, 图中节点颜色的含义与图 8 相同。图 9 中绿色节点数量相比于图 8 明显减少, 且空间分布未体现为条状, 与实际道路等级无明显联系。同时, 图 9 中棕色节点分布较为稀疏, 未体现出明显规律。对比图 8 与图 9 可知, 加入社区发现算法进行处理能够较好地引入道路空间相关性的影响, 能够明显检测出与主干道分布基本一致的绿色节点, 使评估结果更有实际意义。

类别 1 节点(绿色节点)具有较高的速度, 较低的加速度, 多出现于交通干道, 表示路网中交通运行效率较高的部分。较高的速度表明车辆主要处于自由流状态, 较低的加速度则表明车辆的速度较为稳定, 较少出现紧急制动等行为。结合节点度进行分析可知, 绿色节点与稳定节点存在较高重合度, 这表明交通状态稳定的道路更可能拥有较高交通运行效率。

类别 2 节点(棕色节点)具有较高的加速度与中等偏高的速度, 多出现于道路交汇处或道路拐角, 表示由于交通环境变化或车辆组成复杂导致的异常交通状态。较高的负加速度与中等偏高的正加速度表明车辆变速频繁。观察图 8 可知, 局部地区可能批量出现棕色节点, 这表明棕色节点对周边节点具备一定影响性, 可能原因为频繁变速导致交通拥堵向周边传播。

类别 3 节点(蓝色节点)具有较低的速度, 中等偏高的正加速度与中等偏低的负加速度, 表示路网中的支路或交通运行效率较低的干道。较低的速度表明车辆的行驶速度受到限制, 其主要因为道路限速与交通拥堵, 中等数值的负加速度表明车辆制动较为频繁, 中等偏高的加速度则表明车辆存在较多加速行为。对于交通支路而言, 考虑到交通支路的交通作用, 车辆的频繁起步与停止导致产生此类交通运行效率表现。对于交通干道而言, 此类交通运行效率表现则表明车辆陷入拥堵流, 并尝试通过超车、加速等方法获得更快的行驶速度, 并反而因此导致道路平均速度下降。

棕色节点表示交通状态异常, 若位于道路拐角处, 可通过设置道路反光镜等方法减小车辆速度变化; 若位于道路交汇处, 则需结合各方向车辆信息判断异常交通状况的成因, 并通过车辆限速等方法避免车辆频繁变速。绿色节点的交通运行效率较高, 若周边存在少量棕色节点, 则只需按时观察道路状况, 防止节点状态发生较大变化,

若周边棕色节点较多, 则需适当增加检测设备密度, 避免绿色节点受到影响。对于蓝色节点, 若节点属于交通支路, 则应通过检测设备统计道路流量, 避免道路交通饱和度过大。若节点属于交通干道, 则需通过车辆限速、交通诱导等方法减少道路交通压力。对于多类别的路网节点, 则应当设置更全面交通检测设备, 不同多类别路网节点具有差异性, 应当根据其具体交通状况提出针对性方案, 根据节点交通状态的具体倾向性, 引导其向绿色节点转变。

将图8中交通运行效率较低的交叉口绘制为图10, 对其进行针对性分析。文锦中路与爱国路交叉口为罗湖区内交通干道组成的交叉口, 根据道路性质判断应当主要由绿色节点构成, 但锦中路与爱国路交叉口存在一定数量棕色节点, 且交叉口周边节点主要由蓝色节点构成。这可能是由于车辆汇入交叉口时的变速行为导致出现棕色节点, 进而影响周边节点, 使其道路交通运行效率下降, 体现为蓝色节点。根据这一现象, 应当对此交叉口车流进行控制, 以免车辆变速与汇入行为对周边道路产生较大影响。



图 10 局部道路评价结果

Fig 10 Local Road Evaluation Results

3 结束语

交通运行效率评价对城市路网具有重要意义, 通过对城市道路进行交通运行效率评价, 能够提出针对性整改建议以缓解拥堵, 提高出行质量。本文基于浮动车数据与路网数据, 引入复杂网络理论, 挖掘大规模城市路网内部道路间交通运行效率影响关系, 从而对大规模城市路网进行交通运行效率评价。

1) 分别使用路网地理信息与交通运行效率指标表征交通可达性与道路交通流特性进行网络重

构, 以获得兼顾两者的路网重构图。根据路网重构图结构特征, 将路网节点划分为敏感节点与稳定节点, 以描述路网节点受到周边道路影响程度。

2) 对重构后的路网使用CPM算法进行社区发现, 将交通运行效率存在相互影响的路网节点划分进入相同社区, 从而发现节点间的影响关系。

3) 对所得的路网节点社区进行聚类, 以体现考虑道路间相互影响的交通运行效率所体现的交通特征, 得到3种性质相异的路网节点社区类型。

4) 结合路网节点的社区属性与拓扑路网进行可视化, 通过路网节点空间分布、拓扑关系与交通运行效率评价结果进行综合分析, 提出提高局部道路交通运行效率的针对性方案。

参考文献

- [1] 李晨曦. 基于交通延误的路网交通状态评价分析[D]. 北京:北京交通大学, 2010. (LI Chenxi. Evaluation and analysis of road network traffic state based on traffic delay[D]. Beijing:Beijing Jiaotong University,2010.)
- [2] 岳园圆,于雷,朱琳,等. 基于速度里程分布的快速路宏观交通状态评价模型[J]. 交通运输系统工程与信息, 2014,14(4):85-92. (YUE Yuanyuan, YU Lei, ZHU Lin, et al. Macroscopic model for evaluating traffic conditions on the expressway based on speed-specific VKT distributions [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2014,14(4):85-92.)
- [3] 龙小强,谭云龙. 基于模糊综合评价的城市道路交通拥堵评价研究[J]. 交通标准化, 2011,39(11):114-117. (LONG Xiaoqiang, TAN Yunlong. Urban traffic congestion evaluation based on fuzzy comprehensive evaluation [J]. Transport Standardization, 2011, 39(11):114-117.)
- [4] YU Qingying, LUO Yonglong, CHEN Chuanming, et al. Road congestion detection based on trajectory stay-place clustering[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2019,8(6):264.
- [5] ZHANG Yingya, YE Ning, WANG Ruchuan, et al. A method for traffic congestion clustering judgment based on grey relational analysis[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2016,5(5):71.
- [6] 罗秋琪,张小晶,吴智胜,等. 多源数据的交通状态判别及新增车辆拥堵预测[J]. 信息通信, 2020,214(10):26-31. (LUO Qiuqi, ZHANG Xiaojing, WU Zhisheng, et al. Traffic status discrimination and new vehicle congestion prediction based on multi-source data[J]. Information Communication, 2020,214(10):26-31.)
- [7] 曾伟良,何兆成,沙志仁,等. 结合卡尔曼滤波的城市路

- 段速度估计[J]. 测绘科学, 2013, 38(1):96-99. (ZENG Weiliang, HE Zhaocheng, SHA Zhiren, et al. Urban link speed estimation with Kalman filter[J]. Science of Surveying and Mapping, 2013, 38(1):96-99.)
- [8] 熊振华, 李恒凯. 融合多特征神经网络的城市道路速度预测研究 [J]. 测绘科学, 2021, 46 (9): 168-177. (XIONG Zhenhua, LI Hengkai. Speed prediction for urban roads based on neural networks with multi-feature fusion[J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(9):168-177.)
- [9] LOU Yin, ZHANG Chengyang, ZHENG Yu, et al. Map-matching for low-sampling-rate GPS trajectories [C] // Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. New York: ACM, 2009:352-361.
- [10] CUPERTINO T H, HUERTAS J, ZHAO Liang. Data clustering using controlled consensus in complex networks[J]. Neurocomputing, 2013, 118:132-140.
- [11] PALLA G, DERÉNYI I, FARKAS I, et al. Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society[J]. Nature, 2005, 435 (7043):814-818.
- [12] FARKAS I, ÁBEL D, PALLA G, et al. Weighted network modules[J]. New Journal of Physics, 2007, 9(6):180.
- [13] PALLA G, FARKAS I J, POLLNER P, et al. Directed network modules[J]. New Journal of Physics, 2007, 9 (6):186.
- [14] 傅彦铭, 李振铎. 基于拉普拉斯机制的差分隐私保护 k-means++聚类算法研究[J]. 信息网络安全, 2019, 218 (02): 43-52. (FU Yanming, LI Zhenduo. Research on k-means++ clustering algorithm based on Laplace mechanism for differential privacy protection [J]. Netinfo Security, 2019, 218(02):43-52.)
- [15] 解俏, 汪小帆. 复杂网络中的社团结构分析算法研究综述[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2005, 2(3):1-12. (XIE Zhou, WANG Xiaofan. An overview of algorithms for analyzing community structure in complex networks [J]. Complex Systems and Complexity Science, 2005, 2 (3):1-12.)
- [16] 郭丰. 基于不充足出租车 GPS 数据的城市路段行驶速度随机性规律研究[D]. 武汉: 华中师范大学, 2019. (GUO Feng. Study on the random law of driving speed of urban road sections based on insufficient taxi GPS data[D]. Wuhan: Central China Normal University, 2019.)
- [17] 孙吉贵, 刘杰, 赵连宇. 聚类算法研究[J]. 软件学报, 2008, 19 (1): 48-61. (SUN Jigui, LIU Jie, ZHAO Lianyu. Clustering algorithms research[J]. Journal of Software, 2008, 19(1):48-61.)

(责任编辑: 邓国臣)

(上接第 145 页)

- [24] MA Wenping, YANG Qifan, WU Yue, et al. Double-branch multi-attention mechanism network for hyperspectral image classification[J]. Remote Sensing, 2019, 11(11):1307.
- [25] LI Rui, ZHENG Shunyi, DUAN Chenxi, et al. Classification of hyperspectral image based on double-branch dual-attention mechanism network [J]. Remote Sensing, 2020, 12(3):582.
- [26] 袁芊芊, 谢维信. 基于空谱注意力机制及预激活残差网络的高光谱图像分类算法[J]. 信号处理, 2022, 38 (12): 2594-2605. (YUAN Qianqian, XIE Weixin. Hyperspectral image classification algorithm based on spatial attention mechanism and pre-activated residual network [J]. Journal of Signal Processing, 2022, 38 (12):2594-2605.)
- [27] HU Jie, SHEN Li, SUN Gang. Squeeze-and-excitation networks [C] // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018:7132-7141.
- [28] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[M]//Computer Vision -ECCV 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018: 3-19.
- [29] 岑奕, 张立福, 张霞, 等. 雄安新区马蹄湾村航空高光谱遥感影像分类数据集[J]. 遥感学报, 2020, 24 (11): 1299-1306. (CEN Yi, ZHANG Lifu, ZHANG Xia, et al. Aerial hyperspectral remote sensing classification dataset of Xiongan New Area (Matiwan Village) [J]. Journal of Remote Sensing, 2020, 24(11):1299-1306.)
- [30] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016:770-778.
- [31] LEE H, KWON H. Going deeper with contextual CNN for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2017, 26(10):4843-4855.

(责任编辑: 邓国臣)