

基于运动特征模式的出租车行驶状态综合研判

董春娇^{1,2}, 吴睿¹, 杨道源¹, 赵丹³, 李 宁⁴

(1. 交通运输部规划研究院 交通排放控制监测技术实验室, 北京 100028; 2. 北京交通大学 综合交通运输大数据应用技术交通运输行业重点实验室, 北京 100044; 3. 中国人民公安大学 交通管理学院, 北京 100038; 4. 浙江大学建筑设计研究院有限公司, 杭州 310028)

摘要: 基于行驶轨迹全球导航卫星系统(GNSS)数据,提出了出租车运动学片段提取规则和方法。根据主成分分析(PCA)及累积贡献率,确定了8个表征运动学片段的关键指标;结合K-均值聚类算法,挖掘出租车运动特征模式。为了确保运动特征模式关键指标权重的客观合理性,采用考虑指标关联性的CRITIC(criteria importance through intercriteria correlation)法和考虑指标离散程度的熵权法,构建了基于纳什均衡的组合赋权的多准则妥协排序(VIKOR)评价模型,用于多时空场景下出租车运动特征模式评价和出租车行驶状态研判。结果表明,基于纳什均衡的组合赋权法可以有效融合CRITIC法与熵权法对评价指标的优势,获得更合理的权重系数。就安全性、效率和舒适性而言,出租车行驶状态在主干路和次干路上优于在支路上。早高峰出租车行驶安全性最佳,平峰和晚高峰相对一般。

关键词: 运动学片段;出租车运动特征模式;组合赋权的多准则妥协排序(VIKOR)评价模型;行驶状态综合研判

中图分类号: U491.1

文献标志码: A

Comprehensive Identification of Taxi Driving State Based on Kinematic Feature Pattern

DONG Chunjiao^{1,2}, WU Rui¹, YANG Daoyuan¹, ZHAO Dan³, LI Ning⁴

(1. Laboratory of Transport Pollution Control and Monitoring Technology, Transport Planning and Research Institute, Ministry of Transport, Beijing 100028, China; 2. Key Laboratory of Transport Industry of Big Data Application Technologies for Comprehensive Transport, Ministry of Transport, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 3. School of Traffic Management, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China; 4. The Architectural Design & Research Institute of Zhejiang University Co., Ltd., Hangzhou 310028, China)

Abstract: Based on GNSS data, the rule and method of extracting taxi kinematic segments were proposed.

According to the principal component analysis (PCA) and cumulative contribution rate, 8 key indicators were determined to represent kinematic segments. Combined with K-mean clustering algorithm, the taxi kinematic feature patterns were obtained. In order to ensure the objective rationality of the weight of key indicators, the CRITIC method considering the correlation of indicators and the entropy weight method considering the dispersion degree of indicators were adopted. The VIKOR evaluation model based on Nash equilibrium combination weight was established to evaluate the driving state of the taxi under multi spatio-temporal scenarios. The results show that the combined weighting method based on the Nash equilibrium can effectively integrate the merits of the CRITIC method and entropy weight method and obtain a more reasonable weight coefficient. In terms of overall safety, efficiency and comfort, the driving condition of the main road and secondary road is better than that of the branch road. The safety of taxi driving is the best in the morning peak, and relatively ordinary in the evening peak and flat peak.

Keywords: kinematic segment; taxi kinematic feature pattern; combined weighting VIKOR evaluation model; driving state comprehensive identification

在绿色低碳政策的持续推动以及相关基础设施逐渐完善的背景下,以零排放为特点的纯电动汽车成为新能源汽车的发展主流。截至2022年6月底国内新能源汽车保有量为1 001万辆(占汽车总量3.23%),其中纯电动汽车810.4万辆,占新能源汽车总量的80.93%。许多城市在出租车领域加速更新纯电动汽车。早在2016年,太原就将全市8 292辆出租车全部更换为纯电动汽车。2019年中国公布

收稿日期: 2023-02-13

基金项目: 国家自然科学基金(72371017);交通排放控制监测技术实验室开放课题((2022)JH-F041)

第一作者: 董春娇,教授,博士生导师,工学博士,主要研究方向为交通安全。E-mail: cjdong@bjtu.edu.cn

通信作者: 赵 丹,副教授,硕士生导师,工学博士,主要研究方向为交通安全。E-mail: zhaodan@ppsuc.edu.cn



论文
拓展
介绍

了出租车领域全面电动化时间表,北京、上海、重庆等新能源汽车应用较为成熟的城市率先实现出租车电动化,2030年前将在全国范围内实现出租车电动化。纯电动汽车的运行噪声相对更低,效率更高,但其特有的交通特性也使得交通管理者面临着新的挑战。因此,在出租车电动化逐渐普及的背景下,有必要开展出租车行驶状态特征分析与模式挖掘,明确作为营运车辆的出租车是否需要定制化的驾驶行为优化建议。

目前,针对行驶状态的研究主要是为了提升车辆的运行安全性^[1-3]。Imkamon等^[4]从私家车、乘客及驾驶员3个角度出发,结合模糊推理系统识别车辆的危险事件,提出了一个驾驶行为评估系统。胡斌等^[5]通过私家车驾驶员在实际道路上行驶状态与标准行驶状态的比较判断偏差的大小,提出不同级别的警告。Miyajima等^[6]对私家车运行过程中的加速、减速及转向行为进行分析。丁琛^[7]对私家车驾驶员的有效驾驶时间及休息时间进行分析,给出了私家车在行驶过程中存在危险行驶状态的辨别算法并进行了仿真验证。Wang等^[8]提出了一种利用车速时间序列识别私家车危险驾驶行为的方法。此外,部分学者在研究车辆运行安全性的基础上考虑乘坐舒适程度,展开了车辆行驶状态的识别及综合评估。Meseguer等^[9]提出了DrivingStyles平台,提升私家车行驶安全性并减少油耗和提高舒适感,实现更生态化的驾驶。王冠^[10]建立了私家车舒适性评估指标体系,并提出了基于生理指标的私家车舒适性综合评估模型。Mantouka等^[11]通过初始聚类将私家车行程区分为激进驾驶与非激进驾驶2种情况,再利用二次聚类对私家车的安全行程和不安全行程进行分类。Trigui等^[12]为了优化电动汽车行驶状态,提出了与面向“生态驾驶”的动态规划方法相关联的优化模型。云美萍等^[13]对公交车运行速度及经纬度等表征平顺性的指标进行主成分降维处理,并利用傅里叶变换加速度数据构建振动舒适指标。

已有车辆行驶状态判别大多针对私家车提出优化车辆运行安全性的建议,缺乏针对出租车运动特征模式挖掘的综合评价。本文通过出租车运动学片段提取和运动特征指标计算,结合主成分分析(PCA)和K-均值聚类算法,从安全性、效率和舒适性3个方面确定了8个关键指标,刻画出租车运动学片段,挖掘出租车运动特征模式。为了确保关键指标权重的客观合理性,采用考虑指标关联性的CRITIC(criteria importance through intercriteria

correlation)法和考虑指标离散程度的熵权法,构建了基于纳什均衡的组合赋权的多准则妥协解排序(VIKOR)评价模型,综合评价多时空情景下出租车行驶状态。该研究结果可为制定出租车驾驶行为优化建议、提升乘车体验感提供支持。

1 出租车运动学片段提取及特征模式

结合出租车行驶轨迹全球导航卫星系统(GNSS)数据分析,反映出租车实际行驶状态特征或运动学片段的判别条件为:①将车辆速度 v 在 $5\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ 以下归于怠速,加、减速值超过 $-0.15\text{ m}\cdot\text{s}^{-2}<a<0.15\text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ 范围且 $v\neq 0$ 的状态分别记作加速及减速状态;②怠速状态持续时间若小于 10 s 则不计为怠速,若超过 180 s 则判为异常状态;③出租车行驶过程中会受多种因素的影响,可能无法满足匀速行驶的条件^[14-15]。利用Python编程语言根据运动学片段判别条件对出租车GNSS数据的速度字段进行遍历,开展运动学片段的提取与分析,具体步骤如下:

步骤1 判断当前是否为怠速阶段(初始为否)。若否则进入步骤2,若是则进入步骤3。

步骤2 判断当前车速是否大于 $5\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ 。若不大于则进入怠速阶段,并记录当前索引为怠速阶段起点。

步骤3 判断当前车速是否大于 $5\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$,若不大于则该运动学片段的怠速时间加1;若大于则离开怠速阶段,进入步骤4。

步骤4 若运动学片段的怠速时间小于 10 s ,则该怠速阶段不计;若怠速时间大于 180 s ,则增加一个怠速时间为 180 s 的怠速阶段记录。

步骤5 判断遍历是否结束。若未结束则开始下一条记录,进入步骤1,若结束则进入步骤6。

步骤6 得到各怠速阶段起点索引及怠速时间。相邻的2个怠速阶段起点为运动学片段的首末数据索引。

为了挖掘出租车行驶状态特征模式,需要选取具有代表性的指标刻画运动学片段^[16]。表征出租车运动学片段的指标包括行程速度、行驶速度、超速比例、加减速频率、怠速状态占比等。若利用所有特征指标刻画运动学片段,一方面会导致计算量过大,复杂性较高;另一方面,所有特征指标之间并不是相互独立的,导致这些指标提供的信息在一定程度上重叠。

构造行驶状态特征指标变量的线性组合,使得线性组合可以最大程度上反映初始变量包含的信息,即提取行驶状态特征指标中相关性较强的变量,利用较少的变量代替众多初始变量并尽量保留原始数据包含的信息,从而达到降维的目的^[17]。基于出租车轨迹 GNSS 数据预处理,建立包括 n 个行驶状态特征指标和 m 个运动学片段的初始参数矩阵

$$Z_{m \times n} = \begin{pmatrix} z_{11} & \cdots & z_{1j} & \cdots & z_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ z_{i1} & \cdots & z_{ij} & \cdots & z_{in} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ z_{m1} & \cdots & z_{mj} & \cdots & z_{mn} \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中: z_{ij} ($i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n$) 为第 i 个运动学片段的第 j 个特征指标值; m 为运动学片段总数; n 为行驶状态特征指标总数。

对初始参数矩阵 $Z_{m \times n}$ 进行中心标准化处理,防止因特征指标量纲不同造成数据离散程度变大而导致的主成分分析建模错误。在标准化矩阵的基础上,计算 n 个特征指标之间的相关系数矩阵

$$R_{n \times n} = \begin{pmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1a} & \cdots & r_{1j} & \cdots & r_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ r_{a1} & \cdots & r_{aa} & \cdots & r_{aj} & \cdots & r_{an} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ r_{j1} & \cdots & r_{ja} & \cdots & r_{jj} & \cdots & r_{jn} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ r_{n1} & \cdots & r_{na} & \cdots & r_{nj} & \cdots & r_{nn} \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中: r_{aj} 为第 a 个特征指标与第 j 个特征指标之间的相关系数。

计算相关系数矩阵 R 的 n 个特征值 λ_j , 对所有特征值排序得到 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, 并计算第 j 个特征指标的贡献率 P_j 及前 s 个特征值的累积贡献率 P_s :

$$P_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{t=1}^n \lambda_t}, P_s = \frac{\sum_{t=1}^s \lambda_t}{\sum_{t=1}^n \lambda_t} \quad (3)$$

为了保证主成分分析降维结果的精度,最终选择的主成分应包含原始特征指标的大部分信息。因此,在主成分的选择上应尽可能选用特征值超过 1 的主成分,并确保各主成分的累积贡献率不低于 80%。

基于主成分分析得到运动学片段的特征指标,并采用聚类方法对运动学片段分类,挖掘出租车运动特征模式。考虑到出租车运动特征模式没有明确学习目标特性,选择非监督学习且具有计算简便快捷高效等优点的 K-均值聚类算法^[18]对运动学片段进行分类。聚类得到的出租车运动特征模式库系

统刻画了每类运动特征指标取值范围,结合评价方法,可得到每类运动特征模式的评价结果。

2 出租车行驶状态评价模型

结合出租车运动特征模式,开展多时空情景下的出租车行驶状态综合研判。考虑到用于刻画出租车运动特征模式的指标之间不可相互换算,采用可以有效评价准则间存在冲突和不可公度情形的多属性决策方法^[19-20]对出租车在不同时空情景下的运动特征模式进行排序评价。

刻画出租车运动特征模式的指标之间存在关联性,为了合理确定评价指标的权重,采用 CRITIC 法计算权重,不仅考虑变异对指标的影响,还考虑关联性对指标的影响^[21]。为了弥补 CRITIC 法对评价指标离散程度分析的不足,引入熵权法,从而更加准确地计算出出租车运动特征模式评价指标所包含的信息量。为了充分发挥 CRITIC 法和熵权法的优势,构建基于纳什均衡的组合赋权法,可以更加综合地考虑评价指标之间的信息,从而获得更为科学的出租车行驶状态评价结果。

CRITIC 法利用评价指标之间的冲突程度和对比强度确定指标权重。对比强度是指同一指标对不同出租车运动特征模式的取值差异。采用评价指标之间的平均差替代标准差,克服了使用标准差刻画对比强度造成的量纲和数量级不一致的缺陷。评价指标之间的冲突程度由相关系数度量。为了避免负相关系数导致的计算误差,使用相关系数绝对值计算评价指标的信息量。信息量越大表明出租车运动特征模式之间的差异性越大,第 j 个特征指标的客观权重计算式为:

$$w_{1j} = \frac{M_j \sum_{j=1}^n (1 - |r_{aj}|)}{\sum_{j=1}^n M_j \sum_{j=1}^n (1 - |r_{aj}|)} \quad (4)$$

$$M_j = \frac{\sum_{i=1}^m |z_{ij} - \bar{z}|}{m} \quad (5)$$

式中: w_{1j} 为 CRITIC 法计算得到的第 j 个特征指标的客观权重; M_j 为第 j 个特征指标的平均差; $\bar{z}$ 为特征指标均值。 w_{1j} 越大,表明第 j 个特征指标对出租车运动特征模式影响越大。

熵权法能够考虑评价指标的离散程度,更加准确地计算出出租车运动特征模式评价指标所包含的信

息量。熵值越小则评价指标对应的样本数据越有序,权重越大。第 j 个特征指标的客观权重计算式为

$$w_{2j} = \frac{1 + \frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij}}{\sum_{j=1}^n \left(1 + \frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \right)} \quad (6)$$

式中: w_{2j} 为熵权法计算得到的第 j 个特征指标的客观权重; p_{ij} 为第 i 个运动学片段的第 j 个特征指标所占的比例,即 $p_{ij} = z_{ij} / \sum z_{ij}$ 。

采用 CRITIC 法以及熵权法分别计算出租车运动特征模式特征指标的权重,记为 $w_k = (w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kn})$ ($k=1, 2$)。2 种方法线性组合权重系数记为 $\mu_k = \{\mu_1, \mu_2\}$, 则第 i 个运动学片段的组合权重计算式为

$$c_i = \sum_{k=1}^2 \mu_k w_k^T \quad (7)$$

为了计算最优权重 c^* , 基于博弈论优化线性组合权重系数 μ_k , 从而达到离差化最小目标。由此得到的最优化模型为

$$\min \left\| \sum_{k=1}^2 \mu_k w_k^T - w_k \right\| \quad (8)$$

根据矩阵的微分性质, 得出最优化模型公式一阶导数条件并归一化处理得到最优化组合权重系数为

$$\mu_k^* = \frac{\mu_k}{\sum_{k=1}^2 \mu_k} \quad (9)$$

代入式(7), 计算得到基于纳什均衡的组合权重 c^* , 充分发挥 CRITIC 法和熵权法的优势, 有效提高评价指标权重计算结果的准确性。

对 n 个行驶状态特征指标以及 m 个运动学片段组成的初始参数矩阵 $Z_{m \times n}$ 进行标准化处理, 得到标准化矩阵 $D = (d_{ij})_{m \times n}$ 。根据标准化矩阵, 确定正理想解 u^+ 与负理想解 u^- 为:

$$u_j^+ = \{\max d_{i1}, \max d_{i2}, \dots, \max d_{in}\} \quad (10)$$

$$u_j^- = \{\min d_{i1}, \min d_{i2}, \dots, \min d_{in}\} \quad (11)$$

计算备选方案到正负理想解的距离比值, 包括第 i 个运动学片段的最大群体效用 S_i 以及最小个体遗憾 R_i , 计算式为:

$$S_i = \sum_{j=1}^n c_j^* \left(\frac{u_j^+ - d_{ij}}{u_j^+ - u_j^-} \right) \quad (12)$$

$$R_i = \max \left\{ c_j^* \left(\frac{u_j^+ - d_{ij}}{u_j^+ - u_j^-} \right) \right\} \quad (13)$$

根据所得的群体效用值 S_i 和最小个人遗憾值

R_i , 计算第 i 个运动学片段的折衷评价值为

$$Q_i = q \frac{S_i - S^-}{S^+ - S^-} + (1 - q) \frac{R_i - R^-}{R^+ - R^-} \quad (14)$$

式中: $q \in [0, 1]$ 为决策机制系数。当 $q > 0.5$ 时, 表示侧重于根据所有指标来评价出租车运动特征模式; 当 $q < 0.5$ 时, 表示侧重于根据某一指标评价出租车运动特征模式; 当 $q = 0.5$ 时, 表示折衷情况, 即在决策机制中均衡考虑群体利益的最大化和最小化个体遗憾的重要程度。本文选取 $q = 0.5$ 进行最终决策。

最后, 对多时空情景下的出租车运动特征模式进行排序并确定最优决策方案。将所有评价对象的 S_i 、 R_i 、 Q_i 值从小到大排列, 值越小对应的评价对象越优。若满足以下 2 个条件, 则 Q_i 值最小的评价对象 A^* 为最优决策折衷方案:

条件 1 可接受的成效门槛为

$$Q(A_1) - Q(A_2) \geq F, F = \frac{1}{m-1} \quad (15)$$

式中: A_1 、 A_2 分别表示 Q_i 值排序第一及第二的出租车运动特征模式; F 表示可接受的优势阈值; m 表示运动学片段总数, 当 $m \leq 4$ 时, 取 $F = 1/4$ 。

条件 2 可接受的可靠度。对于 Q_i 值最小对应的最佳出租车运动特征模式, 其相应的 S_i 值 (或 R_i 值) 必须小于 Q_i 排序第二的评价对象。

若只满足条件 1, 则在所有评价的出租车运动特征模式中 A_1 、 A_2 为最优方案。若只满足条件 2, 则 A_1 、 A_2 、 $\dots$ 、 A_n 均为最优方案, 其中 n 的最大值由 $Q(A_n) - Q(A_1) < F$ 确定。

3 多时空情景下出租车运动特征模式及行驶状态研判

以深圳市 2019 年 1 月 21 日至 29 日共计 9 d 采样间隔为 1 s 的 700 万条出租车行驶轨迹 GNSS 数据为驱动, 选取主干路、次干路和支路各 5 条为研究对象, 提取共计 1 757 条运动学片段, 每条运动学片段的平均时长为 152.11 s、平均行驶距离为 663.77 m, 部分典型运动学片段如图 1 所示。图 1a 刻画了出租车频繁加减速的行驶状态, 出租车在短时间存在速度突然上升及下降的行驶状态, 对应着较大的加、减速值。图 1b 刻画了出租车在经过怠速状态后行驶速度随时间逐步递增的情形, 没有出现异常行驶状态, 出租车行驶较为平稳。

根据提取的 1 757 条运动学片段及对应的特征指标, 可以构建一个 $1\,757 \times 13$ 的运动学片段数据矩

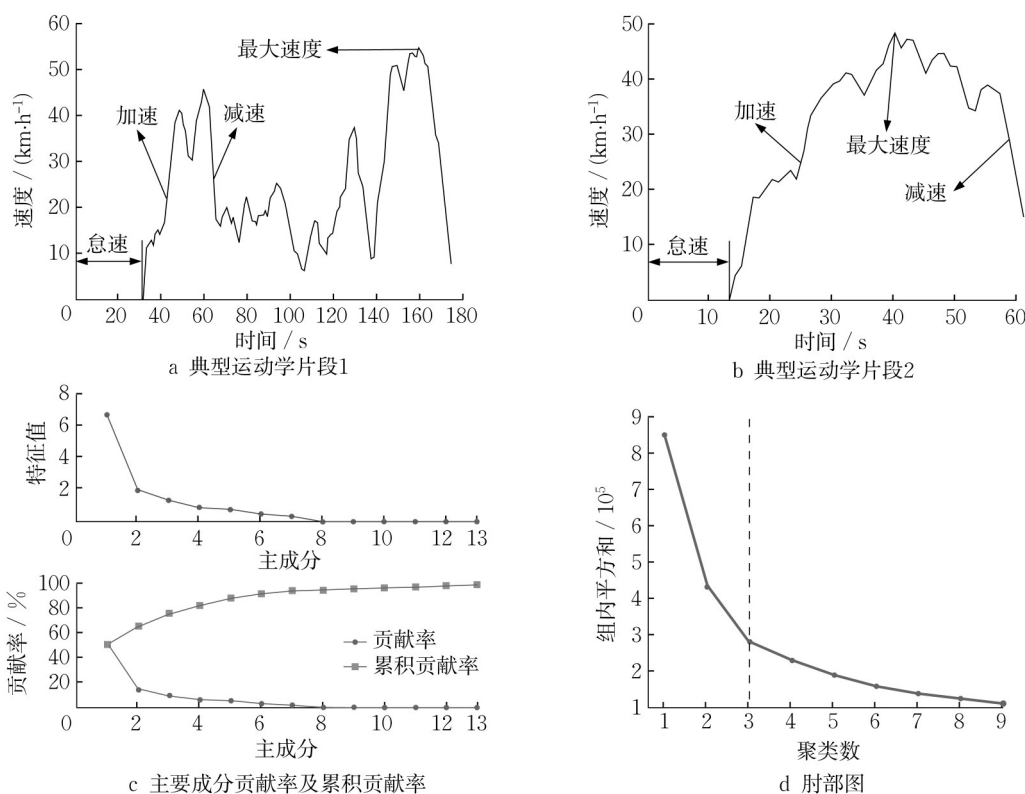


图1 出租车运动学片段及特征模式挖掘

Fig.1 Kinematic segments of taxi and feature pattern mining

阵。采用主成分分析计算特征指标主成分的特征值、贡献率及累积贡献率,结果如图1c所示。

根据图1c选取前4个主成分,其累积贡献率为83.28%,满足主成分的累积贡献率不能低于80%的要求。第4个主成分的特征值小于1,为了达到累积贡献率的主要条件,也将其纳入主成分选项中。计算选取的4个主成分的载荷矩阵,并考虑特征指

标的代表性,从4个主成分里选取最具代表性的8个指标作为关键指标刻画运动学片段,如表1所示。超速幅度均值和超速比例反映了超速的行驶状态,作为安全性指标;怠速时间占比、加速度均值和行驶速度均值反映了延误和车速情况,作为效率指标;最大减速度、加速时间占比、加减速频率反映了制动、加(减)速时间和占比情况,作为舒适性指标。

表1 出租车运动学片段关键指标及统计量

Tab.1 Key feature indexes and statistics of taxi kinematic segments

评价角度	评价指标	指标符号	均值	方差	最小值	最大值
安全性	超速幅度均值/%	E_{mean}	0.13	0.017	0	1.35
	超速比例/%	R_l	6.10	58.490	0	42.00
效率	怠速时间占比/%	q_c	46.21	0.067	1.10	100.00
	加速度均值/($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	a_{mean}^+	0.71	0.070	0.17	2.20
	行驶速度均值/($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	v_{mean}	29.72	273.570	2.13	78.38
舒适性	最大减速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	a_{min}^-	-2.15	0.032	-2.58	-0.15
	加速时间占比/%	q_a	26.64	0.013	0.23	54.00
	加减速频率/($\text{次}\cdot\text{min}^{-1}$)	f_{ad}	29.26	153.850	0.76	52.74

利用主成分分析筛选出关键指标后,将更新的运动学片段数据库($1\,757\times 8$)作为样本数据输入,采用K-均值聚类算法对出租车运动学片段进行分类,得到肘部图,如图1d所示。由图1d可知,当聚类数为3时肘部图的畸变程度改善效果下降的幅度最

大,因此选取3作为最佳聚类数。对主干路、次干路和支路3个空间情景以及早高峰、平峰和晚高峰3个时间情景,两两组合形成9个时空情景。对出租车在9个时空情景下的运动学片段分别进行聚类,生成27类出租车运动特征模式库,如图2所示。图中,

评价指标单位同表 1。该模式库详细刻画了出租车运动特征模式的指标取值范围。

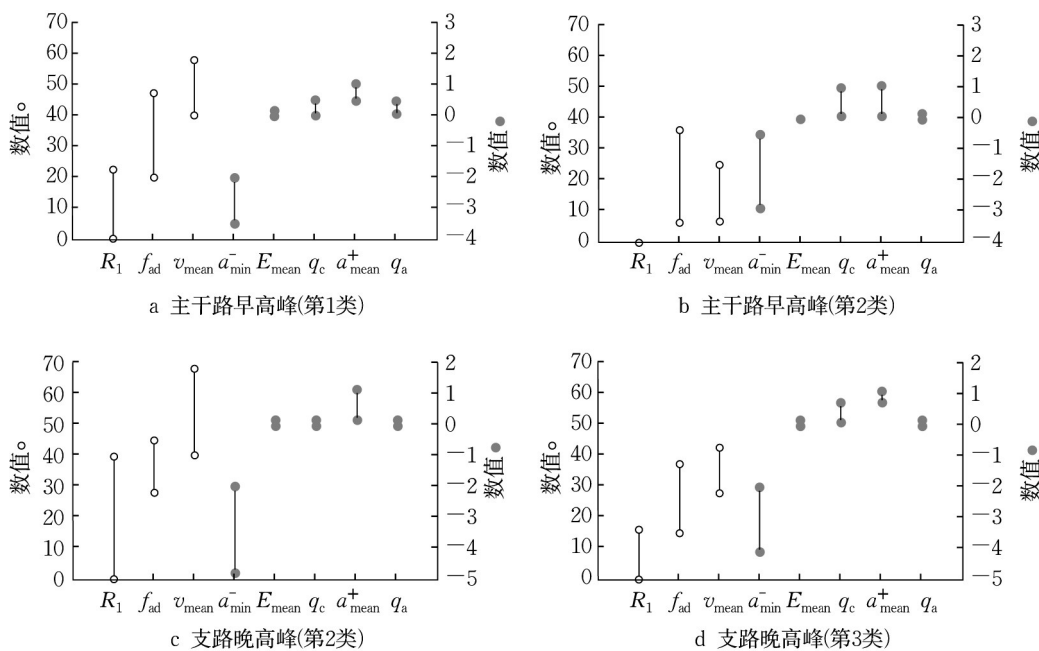


图2 出租车运动特征模式
Fig.2 Taxi kinematic feature pattern

由图 2 可知,某些指标在不同类别下的区间取值有重叠部分。若某类运动学片段中怠速时间占比指标值落在第 1 类与第 2 类的重叠区间内,则初步判定其所在类别为第 1 类或第 2 类,然后结合其他指标所在区间,取其交集作为判定结果,确定出租车运动特征模式。

采用 CRITIC 法、改进 CRITIC 法、熵权法以及

本文提出的基于纳什均衡的组合赋权法得到的评价指标权重如表 2 所示。由表 2 可知,基于纳什均衡组合赋权法得到的评价指标权重值相差不大,与权重均值的差值保持在 0.003~0.450 范围内,且其差值的平均值仅为 0.03。这说明基于纳什均衡的组合赋权法可以有效融合 CIRTIC 法与熵权法对评价指标的优势,获得更合理的权重系数。

表 2 不同方法评价指标权重计算结果对比

指标权重 计算方法	不同评价指标权重							
	超速幅度均值	超速比例	怠速时间 占比	加速度均值	行驶速度均值	最大减速度	加速时间 占比	加减速频率
CRITIC 法	0.170	0.150	0.130	0.110	0.160	0.100	0.100	0.090
改进 CRITIC 法	0.160	0.110	0.110	0.140	0.120	0.130	0.130	0.110
熵权法	0.090	0.070	0.060	0.200	0.060	0.130	0.200	0.190
组合赋权法	0.123	0.088	0.086	0.171	0.094	0.129	0.165	0.146

基于 VIKOR 模型评价多时空情景下的出租车运动特征模式,得到出租车行驶状态综合研判结果,处于前 33.3% 的记作优,处于 33.3%~66.7% 的记作良,其他记作差,结果如表 3 所示。综合安全性、效率和舒适性 3 个方面,出租车行驶状态在主干路和次干路上优于在支路上。出租车在支路上的行驶状态,不论是在早晚高峰还是在平峰,都不如主干路和次干路,因此交管部门和驾驶员都应当重视出租车在支路以及次干路上的行驶状态,在追求通行效率的同时,提高安全驾

驶意识,注重车辆行驶舒适性。

出租车在主干路上的行驶安全性最佳,其次是次干路,支路最差。这说明在主干路上,出租车驾驶员遵守限速意识较强,行驶速度在道路限速内;在次干路和支路上,超速行为逐渐增多,超速幅度也逐渐提高,尤其是在支路上,出租车行驶安全隐患较大。此外,早高峰期间出租车行驶安全性最佳,平峰和晚高峰期间相对一般。这说明驾驶员在早晨的驾驶心态较为平和,超速行为较少;随着时间的推移,尤其

表3 出租车行驶状态综合评价结果

Tab.3 Comprehensive evaluation results of taxi driving state

时间 情景	分类	主干路				次干路				支路			
		安全性	效率	舒适性	研判结果	安全性	效率	舒适性	研判结果	安全性	效率	舒适性	研判结果
早高峰	1	5.00	7.00	2.33	差	10.00	4.00	7.00	优	8.00	5.67	4.00	良
	2	10.00	2.67	7.00	优	3.50	7.33	2.00	差	3.50	6.67	0.00	差
	3	8.00	6.33	3.67	良	7.50	6.67	3.00	良	10.00	1.33	8.33	优
平峰	1	4.00	7.33	2.33	差	8.00	6.67	3.33	良	5.00	7.67	1.33	差
	2	10.00	2.00	8.00	优	10.00	2.00	9.00	优	9.50	5.00	7.67	优
	3	4.50	7.33	2.33	差	3.50	7.67	1.67	差	2.00	6.00	2.00	差
晚高峰	1	7.50	6.00	4.33	良	8.00	6.00	3.33	良	0.00	7.00	1.33	差
	2	10.00	0.67	9.67	优	2.50	7.67	1.33	差	10.00	0.33	9.00	优
	3	5.00	7.67	3.00	差	9.00	1.33	10.00	优	5.50	6.00	4.33	差

是经过了一天的工作后,驾驶状态会逐渐激进,在晚高峰期间的安全性表现欠佳。

3种等级道路上出租车在晚高峰的行驶效率最低。在早高峰期间,出租车在主干路和支路上的行驶效率低,在次干路上行驶效率较高。这说明在次干路上,即使早高峰期间出租车也有着较为不错的高效率行驶状态。支路由于其道路条件一般,交通状况复杂,相较于主干路和次干路,出租车行驶效率最差。舒适性方面,在支路、次干路、主干路上出租车行驶的舒适性逐级提高。这是因为道路条件的提高以及交通状况的改善,使得出租车的加减速频率和幅度都有所减小,能够为乘客提供更平稳舒适的乘车体验。

出租车行驶状态综合研判时,可根据出租车行驶轨迹提取运动学片段,计算运动特征模式指标,快速匹配映射得到出租车运动特征模式和相应的安全性、效率、舒适性及综合评价结果,进而定制化地提出驾驶行为优化建议。若当前的行驶状态安全性较差而效率较高,则提出适当降低行驶速度或加速度的建议。

4 结语

本文以行驶轨迹 GNSS 数据为驱动,通过分析行驶状态特征,研究出租车运动学片段研判条件和流程,提出出租车运动学片段提取方法。以深圳市共计9 d采样间隔为1 s的出租车行驶轨迹 GNSS 数据为例,共提取1 757条出租车运动学片段。采用主成分分析进行降维,确定了8个关键指标,结合K-均值聚类算法,生成包含主干路、次干路和支路在早高峰、平峰和晚高峰9个时空情景的27类出租车运动特征模式库。基于纳什均衡组合赋权的VIKOR评价模型结果表明,综合安全性、效率和舒适性三方

面,出租车行驶状态在主干路和次干路上优于在支路上。出租车在主干路上的行驶安全性最佳,其次是在次干路上,支路上最差。此外,早高峰出租车行驶安全性最佳,平峰和晚高峰相对一般。3种等级的道路上出租车在晚高峰的行驶效率最低,在支路上出租车行驶效率最差。支路、次干路、主干路上出租车行驶舒适性逐步提高。

作者贡献声明:

董春娇:研究思路提出,研究方法整体设计。

吴 睿:特征提取,模型构建。

杨道源:模型构建,数据分析。

赵 丹:论文撰写。

李 宁:数据分析。

参考文献:

- [1] HOU G Y, CHEN S R, CHEN F. Framework of simulation-based vehicle safety performance assessment of highway system under hazardous driving conditions [J]. Transportation Research, Part C: Emerging Technologies, 2019, 105: 23.
- [2] ALONSO M, MANTARAS D A, LUQUE P. Toward a methodology to assess safety of a vehicle [J]. Safety Science, 2019, 119: 133.
- [3] 韩天园, 李旋, 吕凯光, 等. 车载GPS数据驱动的危货运驾驶员安全绩效评价[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(7): 164. HAN Tianyuan, LI Xuan, LÜ Kaiguang, *et al.* Safety performance evaluation of dangerous chemicals transport drivers based on vehicle GPS data [J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(7): 164.
- [4] IMKAMON T, SAENSOM P, TANGAMCHIT P, *et al.* Detection of hazardous driving behavior using fuzzy logic [C] // 5th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON 2008). Krabi: [s. n.], 2008: 657-660.
- [5] 胡斌, 王生进, 丁晓青. 基于云模型的驾驶员驾驶状态评估方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2009, 49(10): 1614.

- HU Bin, WANG Shengjin, DING Xiaoqing. Estimation of driver's driving state based on cloud model [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2009, 49 (10): 1614.
- [6] MIYAJIMA C, UKAI H, NAITO A, *et al.* Driver risk evaluation based on acceleration, deceleration, and steering behavior [C]//2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2011:1829-1832.
- [7] 丁琛. 基于车辆动态监控数据的异常驾驶行为识别技术研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2015.
- DING Chen. The research of abnormal driving behavior recognition technology based on vehicle dynamic monitoring data [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2015.
- [8] WANG D J, PEI X, LI L, *et al.* Risky driver recognition based on vehicle speed time series [J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2018, 48(1): 63.
- [9] MESEGUER J E, CALAFATE C T, CANO J C, *et al.* Driving styles: a smartphone application to assess driver behavior [C]//2013 IEEE Symposium on Computers and Communications. Split: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2013:535-540.
- [10] 王冠. 基于数据的乘车环境舒适度评价方法 [D]. 北京: 北京交通大学, 2013.
- WANG Guan. The data-based appraisal method of riding environmental comfort [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2013.
- [11] MANTOUKA E G, BARMPOUNAKIS E N, VLAHOIANNI E I. Identifying driving safety profiles from smartphone data using unsupervised learning [J]. Safety Science, 2019, 119: 84.
- [12] TRIGUI R, JEANNERET B, VINOT E, *et al.* Eco-driving rules extraction from a model based optimization for a new generation EV [C]//2015 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference. Montreal: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2015:1-6.
- [13] 云美萍, 王文. 基于智能手机的公交运行舒适性测度指标研究 [J]. 同济大学学报(自然科学版), 2017, 45(8): 1143.
- YUN Meiping, WANG Wen. Smartphone based research of measurement indexes related to bus riding comfort [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2017, 45(8): 1143.
- [14] 郭家琛, 姜衡, 雷世英, 等. 城市道路汽车行驶工况构建方法 [J]. 交通运输工程学报, 2020, 20(6): 197.
- GUO Jiachen, JIANG Heng, LEI Shiyong, *et al.* Vehicle driving cycle construction method of urban roads [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2020, 20(6): 197.
- [15] 邵云飞, 许冲, 胡惠晴. 基于聚类分析的汽车行驶工况构建研究 [J]. 软件导刊, 2021, 20(4): 129.
- SHAO Yunfei, XU Chong, HU Huiqing. Research on the construction of driving cycle based on cluster analysis [J]. Software Guide, 2021, 20(4): 129.
- [16] 罗志忠, 张丰焰. 主成分分析法在公路网节点重要度指标权重分析中的应用 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2005(6): 78.
- LUO Zhizhong, ZHANG Fengyan. Application of principal component analysis method in calculating the weights of the indexes of the highway nodes' importance [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2005(6): 78.
- [17] LV Z H, QIAO L, CAI K, *et al.* Big Data analysis technology for electric vehicle networks in smart cities [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22 (3): 1807.
- [18] OPRICOVIC S, TZENG G H. Compromise solution by MCDM methods: a comparative analysis of VIKOR and TOPSIS [J]. European Journal of Operational Research, 2004, 156(2): 445.
- [19] PLOSKAS N, PAPATHANASIOU J. A decision support system for multiple criteria alternative ranking using TOPSIS and VIKOR in fuzzy and nonfuzzy environments [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2019, 377: 1.
- [20] DIAKOULAKI D, MAVROTAS G, PAPAYANNAKIS L. Determining objective weights in multiple criteria problems: the critic method [J]. Computers & Operations Research, 1995, 22 (7): 763.
- [21] SHANNON C E. Communication theory of secrecy systems [J]. Bell System Technical Journal, 1949, 28(4): 656.