

基于主客观融合的驾驶风格辨识方法研究

张慧¹ 周景岩² 付会通¹ 邢智超²

(1. 中汽研(天津)汽车工程研究院有限公司, 天津 300300; 2. 国汽(北京)智能网联汽车研究院有限公司, 北京 100176)

【摘要】针对驾驶风格辨识问题,提出了一种基于主客观融合的分类辨识方法。首先,构建驾驶风格主观量表,并映射形成主观风格因子;其次,构建数据采集系统获取自然驾驶数据,并对跟驰及换道行为场景进行挖掘;然后,提取行为关键特征与主观风格因子共同构成驾驶风格主客观融合辨识体系,基于主成分分析(PCA)及K均值方法对样本集进行降维及无监督聚类,并对聚类结果进行验证;最后,引入带有物理意义的具体特征参数的分布情况对激进型、中庸型及保守型驾驶风格进行辨识。结果表明,主观风格因子与客观行为特征参数的分布一致性较好,该融合方法可对驾驶风格进行有效辨识。

关键词: 驾驶风格 主观风格因子 自然驾驶数据 行为关键特征 主客观融合

中图分类号:U467.1 文献标志码:A DOI: 10.20104/j.cnki.1674-6546.20240127

Research on Driving Style Identification Method Based on Fusion of Subjective and Objective

Zhang Hui¹, Zhou Jingyan², Fu Huitong¹, Xing Zhichao²

(1. CATARC (Tianjin) Automotive Engineering Research Institute Co., Ltd., Tianjin 300300; 2. China Intelligent and Connected Vehicles (Beijing) Research Institute Co., Ltd., Beijing 100176)

【Abstract】For the issue of driving style identification, this paper proposes a method based on subjective and objective fusion. Firstly, the subjective style scale is developed and transformed into subjective factors. Secondly, a data acquisition system is implemented to gather the natural driving data and the basic behavior scenarios of car following and lane changing are mined. Thirdly, the fusion of subjective and objective identification system of driving style is constructed by extracting the key behavioral characteristics and subjective factors. Based on Principal Component Analysis (PCA) and K-means methods, the sample set is processed and the clustering results are verified. Finally, specific characteristics with physical significance are introduced to identify radical, moderate and conservative driving styles. The results reveal a strong correlation between the distribution of subjective style factors and objective behavioral characteristics, and the fusion method can be used to identify driving style effectively.

Key words: Driving style, Subjective factor, Natural driving data, Key behavioral characteristic, Fusion of subjective and objective

【引用格式】张慧,周景岩,付会通,等.基于主客观融合的驾驶风格辨识方法研究[J].汽车工程师,2024(11):13-19.

ZHANG H, ZHOU J Y, FU H T, et al. Research on Driving Style Identification Method Based on Fusion of Subjective and Objective[J]. Automotive Engineer, 2024(11): 13-19.

1 前言

驾驶风格反映驾驶员的习惯性驾驶方式,是随驾驶经验累积形成的。驾驶风格能够作用于全驾驶周期,影响驾驶员在各类工况下的驾驶行为。研

究驾驶风格能够有效改善驾驶员习惯,给出针对性建议。同时,驾驶风格准确辨识也能够识别及预测各类工况下驾驶员的驾驶意图,促进异质交通流中车-车良性交互,对于提高交通流整体通过性及安全性具有重要意义。

目前,针对驾驶风格辨识的研究主要包括客观数据辨识和主观量表评价两种方式。客观数据辨识方法以采集实车^[1-3]及驾驶模拟器^[4-5]中驾驶风格关联数据为主,基于各类降维及聚类方法对数据进行分析,并用于指导驾驶风格分类辨识模型搭建。李经纬等^[6]采集公交车行驶数据,基于车速、加速度及冲击度指标构建了驾驶风格辨识体系。刘迪等^[7]采集自然驾驶数据并获取常规工况、超速及极端工况特征参数,采用K均值对驾驶风格进行了聚类辨识。吴兵等^[8]采集自然驾驶数据并对跟驰行为进行场景挖掘,提取了跟驰关联特征并对驾驶风格进行分类辨识。

主观量表评价以各类不同维度驾驶量表或问卷为主,通过量表反馈信息对驾驶风格进行多维度分类,常用的问卷量表包括驾驶人行为问卷(Driver Behavior Questionnaire, DBQ)、驾驶人风格问卷(Driver Style Questionnaire, DSQ)、多维度驾驶风格量表(Multidimensional Driving Style Inventory, MDSI)等。黄晶等^[9]参考MDSI和DBQ制定风格量表,采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)及K均值聚类将被测驾驶员分为激进型、普通型和谨慎型。华翎森^[10]基于MDSI结合人格特质量表对年轻驾驶员进行了风格辨识及性格量化评估。

主观量表评价高度依赖驾驶员自我评价结果,对量表信效度及填写质量要求较高。客观数据辨识由于针对每位驾驶员的数据量较少、随机性强,无法真实全面地表征驾驶风格。针对以上问题,本文首先以各类成熟量表为依据,通过相关性分析将量表内容映射为主观风格因子,然后以采集到的驾驶员自然驾驶数据中跟驰及换道行为数据为基准,提取客观行为关键特征参数,并将主、客观特征进行归一化去量纲处理,基于PCA及K均值方法进行降维聚类,最终通过分析带有物理意义的具体特征参数,对无监督分类结果进行标定,实现驾驶风格的有效辨识。

2 驾驶风格主观量表制定

按照常规分类方法,本文将驾驶风格定义为保守型、中庸型及激进型。通过驾驶风格量表对驾驶员进行主观量化评估,基于MDSI、DBQ、DSQ等通用成熟量表,主观筛选与考核维度相关的问题,同时引入一般决策风格量表(General career Decision-Making Scale, GDMS)的部分题目保证量表考核维度的完整性。量表共20题,如表1所示。

表1 自制驾驶风格主观分类量表

序号	题目
1	即使没有人,您通过路口、人行道时也会减速。
2	您在不熟悉的路况下仍然保持很快的驾驶速度。
3	当前车速度较慢时,您倾向于超车而不是减速跟随。
4	您在堵车的时候倾向于转到旁边移动的车流中。
5	您倾向于开车时很小心。
6	路面湿滑时,您会谨慎驾驶。
7	在驾驶的时候,高速会给您带来兴奋、乐趣和刺激。
8	天气不好时,您比道路上其他驾驶员更注意安全。
9	您时刻关注前方车辆运动,判断其潜在的运动趋势。
10	您喜欢高速驾驶,享受风景快速向后移动的快感。
11	红灯变绿灯起步时,您会有和邻车竞速的想法。
12	您时刻准备着对其他驾驶员的意外操作作出反应。
13	在任何道路行驶时,您通常都会考虑道路限速。
14	您的驾驶原则是“小心总比遗憾强,安全总比后悔好”。
15	您在桥上行驶时,通常也会尝试加速超车。
16	您在没有监控的路段有时会超速行驶。
17	在上下班高峰时,您往往会感到“急不可耐”。
18	您通常在距离很远时就注意到了交通标志。
19	在高速公路上,您通常开车会保持在限速或略低于限速。
20	作决策前,您会反复检查掌握的信息以确保其正确性。

基于李克特量表形式对问题选项进行统一,每道题子问题设置“非常符合”“比较符合”“一般符合”“不太符合”“不符合”5个选项,定义量化分数分别为5分~1分,表征驾驶员对题目的认同程度。

招募50名涵盖不同年龄、职业及驾驶背景(驾龄、驾驶车型、常行驶路况等)的驾驶员填写量表构成分析样本,采集量表打分数据。对50名驾驶员主观评价量表结果进行相关性分析,引入皮尔逊相关系数(Pearson Correlation Coefficient),计算公式为:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$

式中: X_i 为针对每道题样本*i*的得分, Y_i 为样本*i*的总分, \bar{X} 为该题全部样本得分的平均值, \bar{Y} 为全部样本

总分平均值, n 为样本数量。

计算各题目间相关性,并以相关系数大于 0.5 作为筛选条件,对每两个题目间的相关性进行比对,得出 5 个强相关的关联题目组,如表 2 所示。

表 2 相关性题目

序号	题目编号	相关系数
1	(3,4)	0.51
2	(5,6)	0.52
	(5,8)	0.59
	(6,8)	0.74
3	(7,10)	0.66
4	(9,12)	0.52
	(12,13)	0.73
	(12,20)	0.52
	(13,14)	0.57
	(13,20)	0.65
	(14,20)	0.71
5	(2,11)	0.70
	(2,15)	0.57
	(2,16)	0.67
	(11,16)	0.57

基于相关性分析结论,结合强相关问题组的具体语义信息,可将问题组映射为主观风格因子,并作出以下定义:将 3、4 定义为拥堵心态因子;将 5、6、8 定义为小心驾驶因子;将 7、10 定义为高速刺激因子;将 9、12、13、14、20 定义为谨慎决策因子;将 2、11、15、16 定义为违规倾向因子。将上述 5 类因子作为驾驶风格辨识主观因子,用于后续与客观因子共同作为驾驶员风格辨识的参考。由于在制作量表时未对各题目进行优先级划分,可认为每道题目的权重相同,为平衡不同主观风格因子关联题目数量不同造成的影响,取每类驾驶因子对应关联题目得分的平均值为其特征值。

3 驾驶行为关键特征获取

3.1 驾驶行为数据采集系统搭建

搭建驾驶行为数据采集系统,以某型乘用车为试验车辆,配装功能摄像头、毫米波雷达、驾驶员监控系统(Driver Monitor System, DMS)摄像头、激光雷达、高清摄像头。其中:功能摄像头采集试验车前、

后向与侧向目标物、交通标志及车道线信息;毫米波雷达、激光雷达与功能摄像头进行目标级融合获取目标物信息;DMS 摄像头采集驾驶员状态信息;高清摄像头采集各向高清视频。

装备多接口高性能工控机实时记录各类文本和视频数据,同时为实现大容量存储,在车端部署网络附属存储(Network Attached Storage, NAS)设备,NAS 设备基于高速网口与工控机进行数据交互。配置逆变器和稳压电源为工控机、NAS 设备及各类传感器供电。整套系统如图 1 所示。



1. 高清摄像头 2. 功能摄像头 3. 传感器控制器
4. NAS 设备 5. 电源盒 6. 工控机 7. 稳压电源 8. 逆变器
9. 毫米波雷达 10. 激光雷达 11. DMS 摄像头

图 1 驾驶行为数据采集系统

为保证行为一致性,设定行驶路线以高速公路及城市快速路等结构化道路为主,包含荣乌、京沪、京哈、长深等主干道高速公路。

对采集的多源异构驾驶数据进行预处理,基于插值方法对各类传感器采集的数据进行时间戳同步。完成同步同频后进行数据清洗,包括缺失点补充、异点去除、空值填补及各类信号滤波。通过同步及数据清洗形成预处理数据。

3.2 跟驰行为挖掘

为量化辨识驾驶员风格,需对其常规驾驶行为进行特征提取分析,已知跟驰及换道作为两类最基本的驾驶行为,其关键特征能够表征驾驶员的驾驶风格,故对两类基本驾驶行为进行场景挖掘。

对预处理数据进行跟驰行为提取,首先对自行车运动状态进行约束。自行车位置约束确保自行车始终在两车道线内不发生变道,自行车速度约束确保自行车始终保持移动,可得约束条件为:

$$\begin{cases} 0 < L_l < W - D_{ego}, c_l > c_r \\ 0 < L_r < W - D_{ego}, c_r > c_l \\ v_{ego} > 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: D_{ego} 为自车宽度, W 为车道宽度, L_l 、 L_r 分别为车身左侧边缘至左侧车道线距离、车身右侧边缘至右侧车道线距离, v_{ego} 为自车车速, c_l 、 c_r 分别为摄像头识别左、右侧车道线置信度。

完成自车约束后对目标物进行融合定位,基于质心处相对横向距离判断是否在同一车道,以向左为正,筛选自车道内目标物,可得约束条件如下:

$$\begin{cases} 0 < L_l + \frac{D_{ego}}{2} - \frac{D_i}{2} - \Delta Y_i < W - D_i, c_l > c_r \\ 0 < L_r + \frac{D_{ego}}{2} - \frac{D_i}{2} + \Delta Y_i < W - D_i, c_r > c_l \end{cases} \quad (3)$$

式中: ΔY_i 为与自车处于同车道内的目标物与自车的相对横向距离, D_i 为与自车处于同车道内的目标物的宽度。

对比所有与自车在同车道内的疑似目标的相对纵向距离,将与自车相对距离最小的目标物标定为跟驰目标。筛选后向目标物干扰,可得约束条件为:

$$\begin{cases} Y_{obj} = \min Y_i \\ Y_{obj} \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: Y_i 为各疑似目标物的相对纵向距离, Y_{obj} 为跟驰目标物的相对纵向距离。

对过程中跟驰目标物相对纵向距离发生突变的场景进行约束,筛选切入(Cut in)及切出(Cut out)场景。基于Python编写跟驰行为场景挖掘批处理程序,并按照不同驾驶员标签进行区分,最终完整约束如图2所示。

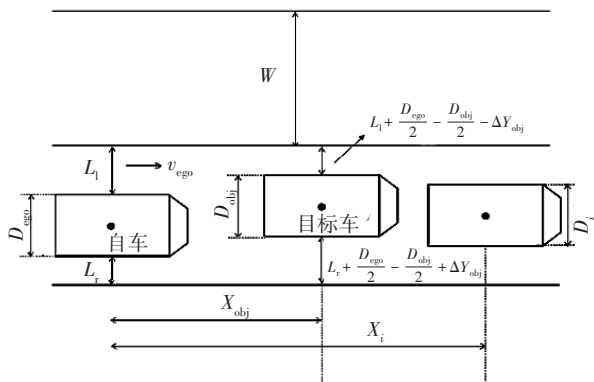


图2 驾驶行为数据采集系统

3.3 换道行为挖掘

对预处理后的数据进行换道行为提取挖掘,首先对换道场景跨线时刻进行识别,以置信度较大一侧车道线为基准,获取自车与该侧车道线的距离,如图3所示。

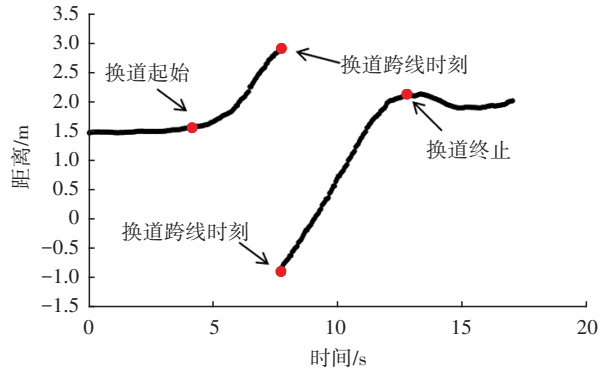


图3 自车与车道线的距离

由图3可知,换道跨线点处距离会发生突变,同时为筛除车道线缺失引起的突变情况,添加自车横摆角速度约束,定义联合约束条件为:

$$\begin{cases} |L_l(t+1) - L_l(t)| > L_{min}, c_l > c_r \\ |L_r(t+1) - L_r(t)| > L_{min}, c_r > c_l \\ \omega_{ego} > \omega_{min} \end{cases} \quad (5)$$

式中: L_{min} 、 ω_{min} 分别为车道线距离突变阈值及横摆角速度最小阈值,均采用统计方法获取; ω_{ego} 为自车横摆角速度。

定义换道场景起止点,对距离进行求导获取偏移车道线的速度,如图4所示。以跨线时刻为基准,分别向前、向后寻找最近相邻的偏移速度零点,并分别将2个零点定义为换道行为的起点和终点。

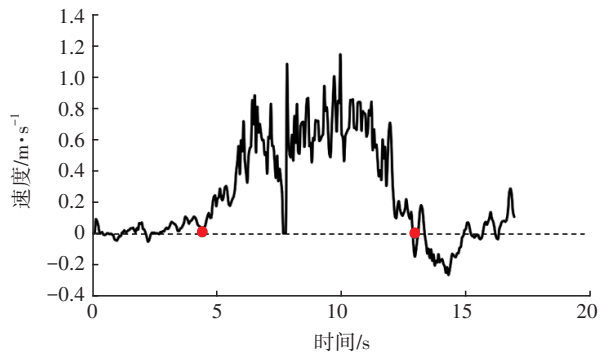


图4 偏移车道线的速度

按照行为场景所定义的跨线时刻及换道起始点对换道行为场景进行编程提取,针对不同驾驶员对所有提取片段进行区分标注。

4 主客观特征融合聚类

4.1 行为关键特征定义

考虑跟驰为纵向运动,关键运动学特征为自车纵向速度、与目标前车相对纵向速度及相对纵向距离。通过数理统计方法,添加针对每位驾驶员的平均跟驰时长指标,最终选取跟驰关键特征如表3所示。

表3 跟驰行为特征

序号	参数名称
1	跟驰纵向速度平均值
2	纵向加速度平均值
3	跟车时距平均值
4	跟驰行为场景片段时长均值
5	跟驰目标物相对稳定时长占比均值

考虑换道为横、纵向耦合运动,需综合考虑自车横、纵向运动特征参数,包含换道过程中的横、纵向速度,横、纵向加速度及横、纵向行驶距离。添加百公里换道次数的统计值,选取的主要特征参数如表4所示。

表4 换道行为特征

序号	参数名称
1	换道过程中纵向速度平均值
2	换道过程中最大横向加速度
3	换道持续时间均值
4	换道行驶纵向距离均值
5	百公里换道次数

4.2 主客观融合聚类

将主观风格因子与提取的客观关键特征参数进行融合,共获取15维参数,为消除量纲影响,对数据进行归一化处理。针对特征种类繁多、部分参数相关性高问题,对所提取的特征参数进行降维处理。为实现快速降维,使用PCA方法,PCA基于特征值分解将相关性高的变量转化为独立不相关变量,属无监督学习算法。

针对多维参数,引入矩阵协方差表达特征间相关性,可得多维优化目标为:将15维特征降至 k 维,选择 k 个模为1的正交基,使原始数组映射至该组基后新生成特征间协方差为0,样本内方差最大。已知协方差矩阵 C 的表达式为:

$$C = \begin{pmatrix} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{1i}^{*2} & \cdots & \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{1i}^* x_{mi}^* \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{2i}^* x_{1i}^* & \cdots & \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{2i}^* x_{mi}^* \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{mi}^* x_{1i}^* & \cdots & \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{mi}^{*2} \end{pmatrix}_{m \times m} \quad (6)$$

式中: x_{ji}^* 为归一化后第 i 个样本第 j 维特征参数值, m 为特征维度。

C 应满足新生成综合指标两两无关,且协方差

为0的要求,将 C 对角化并将对角线元素从大到小自上而下排列,可得:

$$E^T C E = \Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix} \quad (7)$$

式中: E 为特征矩阵, Λ 为对角阵, $\lambda_1 \sim \lambda_n$ 为矩阵各特征值。

按照 Λ 对应特征值从大到小自上而下排列,每个特征值称为原始样本的主成分。选取前 k 个最大特征值对应的特征向量,使得主成分累计贡献率满足要求,实现特征降维。编写PCA降维程序并将所提取的全部特征输入模型,定义目标贡献率为90%。计算得到前5个主成分贡献率累加结果超过90%,故最终提取前5维参数,降维碎石图如图5所示。

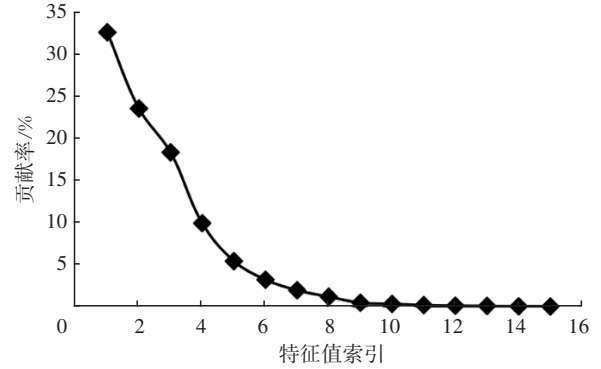


图5 主成分分析碎石图

由于本文样本无先验风格化标签,故基于无监督学习聚类进行风格分类。考虑通用性,选择 K 值方法。本文使用的评价准则函数为:

$$J = \min \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} \text{dist}(c_i, x)^2 \quad (8)$$

式中: K 为聚类数量, x 为数据点, C_i 为类别, c_i 为类 C_i 的中心点, $\text{dist}()$ 为欧几里德距离。

针对降维后样本集进行均值聚类,设置初始迭代中心并观测迭代记录,最终实现聚类收敛,聚类结果如表5所示。

表5 聚类结果

类别编号	0	1	2
数量/个	13	25	12

为评估聚类结果,引入聚类评价度量指标。以类内距离最小及类间距离最大为目标,已知本样本集无成熟外部标注,故选择内部度量方法,以轮廓系数作为评价指标,其计算公式为:

$$S_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{b_i - a_i}{\max(a_i, b_i)} \quad (9)$$

式中: a_i 为样本*i*与类内其他样本的平均距离, b_i 为样本*i*与最近邻类内各样本的平均距离, S_i 为样本*i*的轮廓系数, S_k 为整体轮廓系数。

轮廓系数 S_i 的取值范围为[-1,1],值越大表征聚类结果越合理,值为负数表明聚类结果不合理,计算得各样本轮廓系数如图6所示。

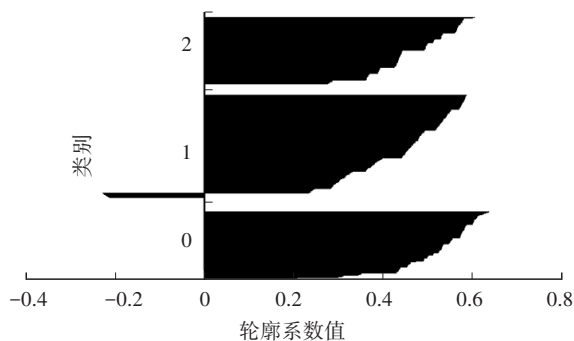
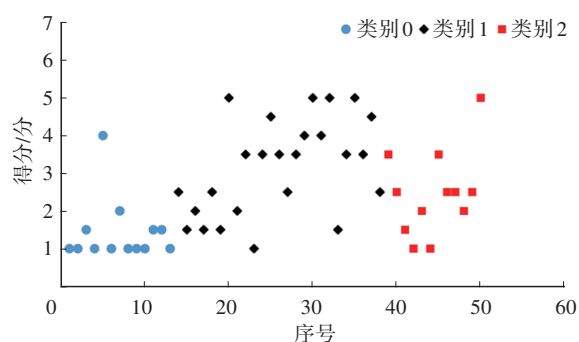


图6 聚类轮廓系数

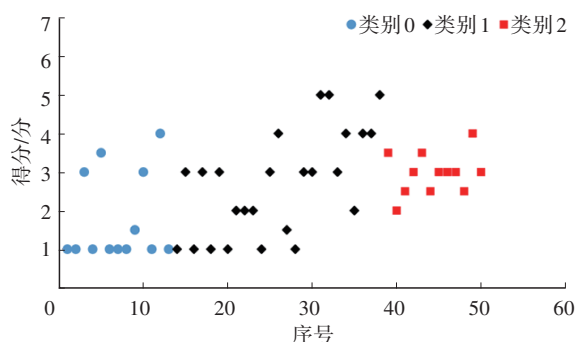
计算可得整体轮廓系数为0.467,且全部样本中轮廓系数为负值的仅有1项,聚类结果较为准确。

5 聚类结果综合分析

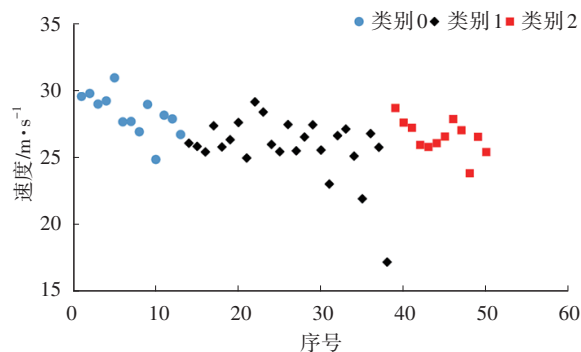
为辨识无监督聚类结果所对应的驾驶风格,绘制针对不同类别具备物理意义的典型特征统计分布情况,结果如图7所示。



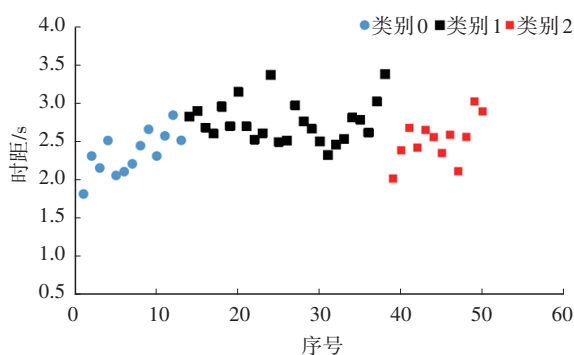
(a)高速刺激因子



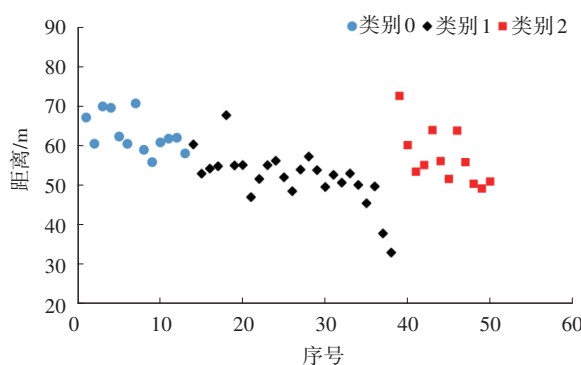
(b)拥堵心态因子



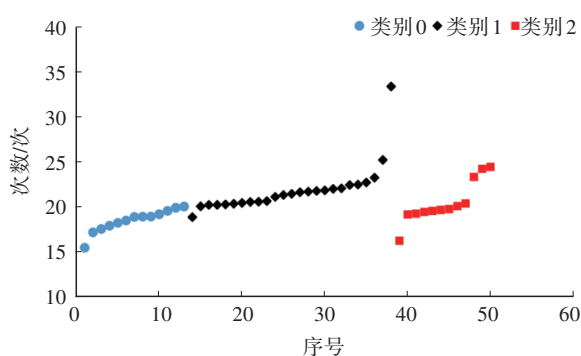
(c)跟驰纵向速度平均值



(d)跟车时距平均值



(e)换道行驶纵向距离均值



(f)百公里换道次数

图7 主客观典型特征统计分布

观察各特征统计分布情况可得,类别1驾驶员百公里换道次数较多,换道过程中纵向行驶距离较短,拥堵心态因子及高速刺激因子得分较高。同时,跟驰车间时距较长,说明此类驾驶员在高速行

驶时不会长时间跟随前方车辆,会频繁选择变道来获取空间及速度收益,驾驶风格激进。

类别0的驾驶员百公里换道次数较少,跟驰车时间距较短,跟驰过程中平均车速较高,说明此类驾驶员习惯长时间保持稳定跟驰。同时,换道过程中行驶的纵向距离较长,说明该类驾驶员换道时较为谨慎,需要较长距离才能完成换道,该类驾驶员拥堵心态因子及高速刺激因子也较小,驾驶风格保守。

类别2的驾驶员各项参数均比较适中,表明该类驾驶员属于中庸型驾驶风格。

综上所述,对应主客观融合聚类结果可知,类别0代表保守型驾驶员,类别1代表激进型驾驶员,类别2代表中庸型驾驶员。基于各参数分布情况可知,主观风格因子与客观行为特征参数的分布一致性较好,能够通过主客观融合方法对驾驶风格进行分类辨识。

6 结束语

驾驶员风格辨识可广泛应用于智能驾驶系统的开发与测试。本文综合应用主观量表和客观数值特征,基于无监督学习算法提出一种驾驶员风格辨识方法,对具有物理意义的关键特征参数进行分析,结果表明,该方法主观风格因子与客观行为特征参数指标一致性较好,能够较为全面客观地表征驾驶员的真实驾驶风格。该方法有效兼顾了辨识结果的可解释性和有效性,可用于智能驾驶系统个性化风格的参数化定义和综合测试。

参 考 文 献

- [1] 覃文文, 鄢祺阳, 谷金晶, 等. 重载货车驾驶人驾驶风格识别与量化研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(4): 137-148.
QIN W W, YAN Q Y, GU J J, et al. Driving Style Recognition and Quantification for Heavy-Duty Truck Drivers[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(4): 137-148.
- [2] BEJANI M M, GHATEE M. Convolutional Neural Network with Adaptive Regularization to Classify Driving Styles on Smartphones[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 21(2): 543-552.
- [3] 万豫, 黄妙华, 王思楚. 基于改进DBSCAN算法的驾驶风格识别方法研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2020, 43(10): 1313-1320.
WAN Y, HUANG M H, WANG S C. Research on a Driving Style Recognition Method Based on Improved DBSCAN Algorithm[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2020, 43(10): 1313-1320.
- [4] 吕明, 张滢, 冯先泽. 基于SOM神经网络的多工况驾驶风格识别[J]. 汽车实用技术, 2021, 46(2): 108-112.
LÜ M, ZHANG Y, FENG X Z. Driving Style Recognition Based on SOM Neural Network under Multiple Driving Conditions[J]. Automotive Practice Technology, 2021, 46(2): 108-112.
- [5] 何青俊, 涂辉招, 魏海然. 基于驾驶模拟器的跟驰行为谱解析[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2021, 45(3): 419-423.
HE Q J, TU H Z, WEI H R. Analyzing Car-Following Driving Ethogram Based on Driving Simulator[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2021, 45(3): 419-423.
- [6] 李经纬, 赵治国, 沈沛鸿, 等. 驾驶风格K-means聚类与识别方法研究[J]. 汽车技术, 2018(12): 8-12.
LI J W, ZHAO Z G, SHEN P H, et al. Research on Methods of K-means Clustering and Recognition for Driving Style [J]. Automobile Technology, 2018(12): 8-12.
- [7] 刘迪, 郑建明, 覃斌, 等. 基于自然驾驶场景大数据的驾驶风格研究[J]. 汽车技术, 2022(9): 36-42.
LIU D, ZHENG J M, QIN B, et al. Research on Driving Styles Based on Big Data of Natural Driving Scene[J]. Automobile Technology, 2022(9): 36-42.
- [8] 吴兵, 罗雪, 李林波. 考虑驾驶风格的模糊控制跟驰模型[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2020, 48(5): 694-701.
WU B, LUO X, LI L B. Fuzzy Control Car-Following Model with the Consideration of Driving Style[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2020, 48(5): 694-701.
- [9] 黄晶, 蔺仲勋, 彭晓燕, 等. 考虑驾驶人风格的换道轨迹规划与控制[J]. 中国公路学报, 2019, 32(6): 226-239+247.
HUANG J, LI Z X, PENG X Y, et al. Driving Style Adaptive Lane-Changing Trajectory Planning and Control[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(6): 226-239+247.
- [10] 华翎森. 不同驾驶风格年轻驾驶员的人格分析[J]. 人类工效学, 2022, 28(2): 46-50.
HUA L S. Analysis on Personality Characteristics of Young Drivers with Different Driving Styles[J]. Ergonomics, 2022, 28(2): 46-50.

(责任编辑 斛 畔)

修改稿收到日期为2024年5月27日。