

中文引用格式:汪娇,刘锴,栗慧哲,等. 基于 LDA 主题模型的在途驾驶风格识别方法[J]. 中国安全科学学报,2024,34(10):197-204.

英文引用格式:WANG Jiao, LIU Kai, LI Huizhe, et al. En-route driving style recognition method based on LDA[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(10): 197-204.

基于 LDA 主题模型的在途驾驶风格识别方法*

汪娇¹, 刘锴^{**2}教授, 栗慧哲¹, 曹鹏³副教授, 王秋玲⁴副教授
(1 大连理工大学 交通运输学院, 辽宁 大连 116024; 2 大连理工大学 经济管理学院,
辽宁 大连 116024; 3 西南交通大学 交通运输与物流学院, 四川 成都 610031;
4 长安大学 运输工程学院, 陕西 西安 710064)

中图分类号: X951; U463.6 文献标志码: A DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.10.1230
基金项目: 国家自然科学基金资助(61903313, 52202396); 四川省自然科学基金资助(2022NSFSC0476); 宁夏自治区
揭榜挂帅重点项目(2023BBF01004)。

【摘要】 为增强人机共驾条件下智能系统对个体驾驶行为的理解, 提出一种基于潜在狄利克雷分配(LDA)主题模型的在途驾驶风格识别方法, 从多维度挖掘车辆轨迹信息, 快速提取和识别驾驶员潜在驾驶风格特征。首先, 建立驾驶行为语义理解规则, 从驾驶作业的场景感知层、模式层、操作层以及车辆状态层出发, 将连续的轨迹时序数据阐述为驾驶行为语义理解词汇; 其次, 根据主题困惑度和主题一致性指标定义 4 类习惯性驾驶风格: 稳定型、保守型、适中型以及激进型; 最后, 将每位驾驶员的在途驾驶风格识别为上述驾驶风格的概率组合。结果表明: 所提出的在途驾驶风格识别方法考虑驾驶员在驾驶过程中的异质性和不一致性, 能够解释同一驾驶员在不同驾驶环境下表现出差异化驾驶风格的现象, 同时, 有助于提高驾驶风格在途识别的全面性以及可理解性。

【关键词】 潜在狄利克雷分配(LDA)主题模型; 在途驾驶风格; 轨迹数据; 语义理解; 驾驶行为

En-route driving style recognition method based on LDA

WANG Jiao¹, LIU Kai², LI Huizhe¹, CAO Peng³, WANG Qiuling⁴

(1 School of Transportation and Logistics, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China; 2 School of Economics and Management, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China; 3 School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu Sichuan 610031, China; 4 College of Transportation Engineering, Chang'an University, Xi'an Shaanxi 710064, China)

Abstract: To enhance the intelligent system's understanding of individual driving behavior under human-machine interaction driving circumstances, an en-route driving style recognition method based on LDA model was proposed. The method explored vehicle trajectory information from multi-dimensions to quickly extract and identify latent driving style features of drivers. Firstly, the semantic understanding rules of driving behavior were established to discretize continuous trajectory data into semantic vocabularies of driving behavior, considering the scene perception layer, pattern layer, operation layer and vehicle

* 文章编号: 1003-3033(2024)10-0197-08; 收稿日期: 2024-04-15; 修稿日期: 2024-07-17

** 通信作者: 刘锴(1978—), 男, 江苏南京人, 博士, 教授, 主要从事多源交通数据的精细化处理、数据融合、交通安全等方面的研究。
E-mail: liukai@dlut.edu.cn

status layer. Secondly, according to topic perplexity and consistency, habitual driving styles were classified into four categories: stable, conservative, moderate and aggressive. Finally, each driver's en-route driving style was identified as a probabilistic combination of the aforementioned driving styles. The results show that the proposed en-route driving style recognition method considers drivers' heterogeneity and explains the phenomenon of the same driver exhibiting different driving styles in varying driving environments. Additionally, this research improves the comprehensiveness and comprehensibility of en-route driving style recognition.

Keywords: latent Dirichlet allocation (LDA) topic model; en-route driving style; trajectory data; semantic understanding; driving behaviour

0 引言

未来10年,人机混合共驾交通将长期存在^[1],人机共驾^[2]是指车辆在半自动化行驶模式下“人与智能系统”间的协同操作。正确分析和理解驾驶员的驾驶风格,可增强人机共驾模式下智能系统对驾驶行为的理解,提高在线匹配度,从而提高驾驶员与乘客的满意度。

驾驶员的情绪、心理状态以及驾驶习惯等因素均会影响驾驶员的在途驾驶风格,并反映在驾驶行为的差异^[3],如情绪受到刺激的驾驶员会增加急加速的次数,细颗粒度轨迹数据提供了辨析驾驶员在途驾驶风格的机会。现有研究通常选取轨迹数据中速度、加速度等驾驶特征参数的方差、标准差,应用聚类方法分类和识别驾驶员的固定风格^[4-6],FU Rui等^[4]选取油门踏板开度标准差,基于K-means聚类识别激进型的驾驶员,并建立二元逻辑回归模型预测驾驶员的激进程度。但实际上,在不同的驾驶环境和场景下,驾驶员的风格可能存在差异^[7],CHEN Xiaoyun等^[8]分析跟驰行为发现,驾驶员的长期驾驶风格在经历外部刺激后会发生短期变化;QIN Dingming等^[9]分析不同交通条件下驾驶员行为,指出驾驶员存在异质性和不一致性,异质性是指不同驾驶员之间存在差异,不一致性是指同一驾驶员在不同驾驶环境及场景下其驾驶行为存在差异。现有驾驶风格识别相关研究大多忽视了驾驶员在不同场景和环境下风格的时空不一致性。

仅用特征参数难以完整反映在途驾驶风格,驾驶行为语义能真实反映驾驶员当前在途驾驶状态。例如,TAKENAKA等^[10]借鉴自然语言处理领域的研究思路,从驾驶数据中提取停车、前进、加减速等驾驶语义。潜在狄利克雷分配(Latent Dirichlet Allocation, LDA)主题模型^[11]最初在自然语言处理领域,后逐渐被应用于驾驶行为研究^[12-14],如QI

Geqi等^[12]将轨迹数据聚类为驾驶行为特征并使用主题模型提取驾驶员驾驶状态,并对比不同驾驶员的驾驶状态分布特性。

鉴于此,笔者拟建立一种驾驶行为语义理解规则,全面分析驾驶员的在途驾驶状态,将连续的轨迹时序数据表达为离散化的驾驶行为语义数据,使用LDA主题模型识别驾驶行为及环境语义数据中潜在的驾驶风格主题,以期更加全面、及时和易解释的识别在途驾驶风格。

1 在途驾驶风格识别方法

驾驶风格识别流程如图1所示。首先,建立驾驶行为语义理解规则,将连续的轨迹时序数据离散为驾驶行为语义理解词汇;其次,将驾驶行为语义理解词汇输入到LDA主题模型中,通过主题困惑度、主题一致性以及驾驶风格主题可视化分布确定驾驶风格主题数;最后,通过主题分析确定每个驾驶风格主题的特征。

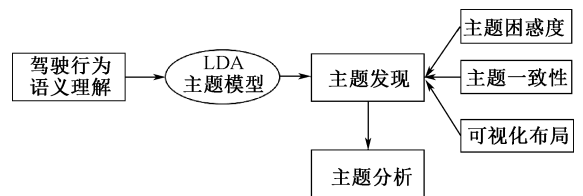


图1 驾驶风格识别流程

Fig. 1 Driving style identification process

1.1 驾驶行为语义划分原则

车辆轨迹的即时速度、加速度和车头时距等特征参数是连续的时序数据,建立驾驶行为语义理解划分原则,将时序数据转化为易于理解的驾驶行为语义词汇,解决连续性数据难以反映驾驶风格差异的问题,可为未来人机交互的可视化过程奠定基础。驾驶主任务包含场景感知层、模式层、决策层和操作层4个层级^[15]。由于决策层是指在充分感知环境

后,车辆选择路径和时间偏好的方式,为长期路径选择偏好,对在途驾驶风格的影响并不显著,因此,引入车辆状态层,用以描述当前速度和加速度等微观

层面信息,从宏观层面到微观层面建立包含场景感知层、模式层、操作层和车辆状态层的驾驶行为语义划分结构,具体如图 2 所示。

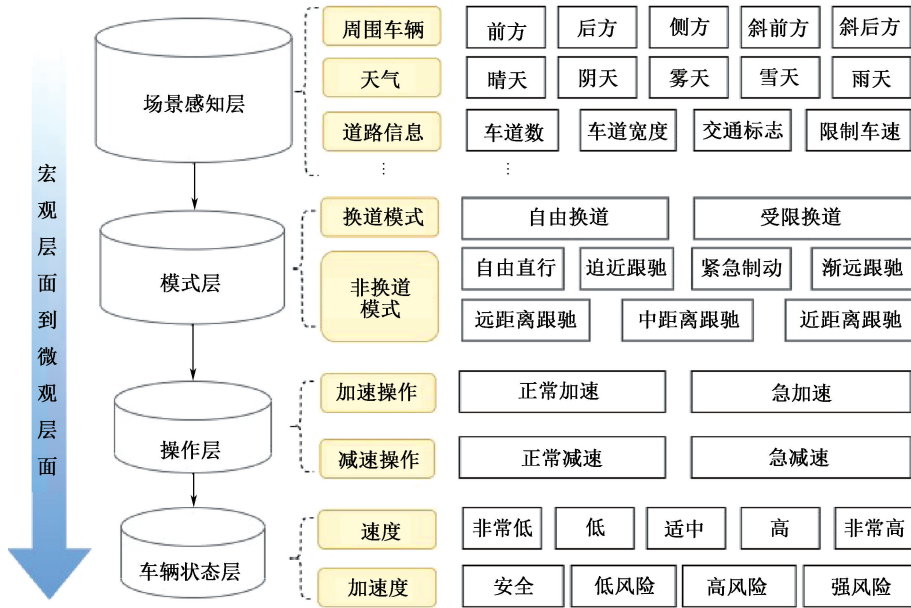


图 2 驾驶行为语义理解

Fig. 2 Semantic understanding of driving behavior

1) 场景感知层是对车辆行驶环境的宏观描述,包含目标车辆周围车辆、天气以及道路等信息,依托车路协同技术感知数据。图 3 为周围车辆分布示意图。在驾驶作业过程中,前车对驾驶员影响最大,车辆与前车距离是驾驶安全性研究中的一个重要指标。侧方车辆以及斜前方斜后方车辆在换道模式下对车辆影响较大。此外还包括天气信息以及道路基本信息等。

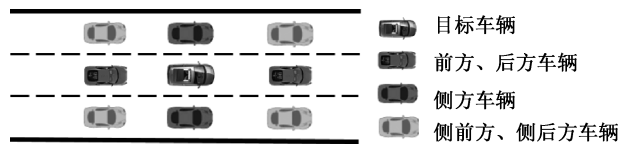


图 3 场景感知层周围车辆分布

Fig. 3 Surrounding vehicles of scene perception layer

2) 模式层是指车辆在特定场景下选择近距离跟驰、远距离跟驰或频繁换道等行为。分解与辨识驾驶模式的层级化,从换道模式和非换道模式 2 个维度划分驾驶模式,划分流程如图 4 所示。选取的研究路段不涉及高速公路交织区及匝道部分,不存在匝道车辆汇入以及被迫换道场景。

换道模式下横向维度驾驶模式依据横向速度 v_x 划分,在换道过程中,车辆横向速度会发生突变,设定横向速度超过 0.2 m/s 为换道模式。并根据车头

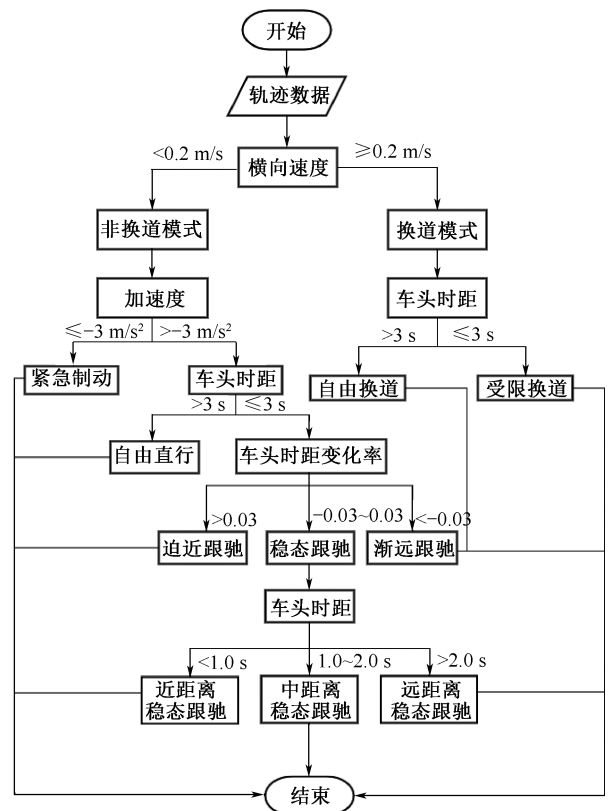


图 4 模式层语义理解划分规则

Fig. 4 Pattern layer semantic understanding division rules

时距将换道模式分为自由换道和受限换道。若车头

时距(Time Headway, THW)大于3 s,则为自由换道,即自车与前车距离大于相互作用距离的换道模式,若 $THW \leq 3$ s,则为受限换道,即自车与前车距离小于相互作用距离时的换道模式。非换道模式下纵向维度驾驶模式根据纵向参数特征进行划分,包括减速度 a_x 、THW以及THW变化率大小。当车辆加速度小于 -3 m/s^2 时,则为紧急制动,否则,车辆处于正常驾驶模式。若 $THW > 3$ s,即车头间距大于最大相互作用距离,车辆不受周围车辆制约,处于自由驾驶状态;反之若车辆 $THW < 3$ s,则车辆处于跟驰模式,BRACKSTONE等^[16]依据车头时距变化率将跟驰模式划分为迫近跟驰、稳态跟驰和渐远跟驰。若THW变化率大于0.03,则为迫近跟驰,即自车行驶速度大于前车行驶速度进而逐渐缩短与前车之间距离;若THW变化率小于-0.03,则此时驾驶模式为渐远跟驰,即自车速度小于前车速度,两车相对距离逐渐增大;若此时THW变化率范围为 $[-0.03, 0.03]$,则当前驾驶模式为稳态跟驰。进一步将稳态跟驰划分为远距离稳态跟驰、中距离稳态跟驰和近距离稳态跟驰。当车辆处于稳态跟驰驾驶模式时,若 $THW < 1.0$ s,则车辆处于近距离稳态跟驰驾驶模式,若 $1.0 \text{ s} \leq THW < 2.0$ s,则车辆处于中距离稳态跟驰驾驶模式,若 $THW \geq 2.0$ s,则车辆处于远距离稳态跟驰驾驶模式。

3) 操作层是判断驾驶员是否正在急加速或急减速。车辆自身运行状态相同时,操作状态不同也会导致车内乘客体验感存在差异。文中主要分析加速、减速2种工况下的操作状态。

赵新梅^[17]在研究无人驾驶汽车乘客体验舒适性时分析了车辆在加速工况、减速工况下“加加速度”对乘客舒适度的影响,加速工况下,乘客感到舒适的加加速度范围为 $0 \sim 0.2 \text{ g/s}$,其中, $g = 9.8 \text{ m/s}^2$,超过 0.2 g/s 时,乘客会有不舒适感。正常减速工况下,乘客感到舒适的加加速度范围为 $0 \sim 0.8 \text{ g/s}$,超过 0.8 g/s 时,乘客会产生不舒适感。划分加速工况和减速工况下驾驶员操作状态的语义原则见表1。

表1 驾驶员操作状态语义划分

操作层	加速度 $a_x / (\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$	加加速度 $a_{xx} / (\text{g} \cdot \text{s}^{-1})$
正常加速	> 0	$0 \sim 0.2$
急加速	> 0	> 0.2
正常减速	< 0	$0 \sim 0.8$
急减速	< 0	> 0.8

4) 车辆状态层选取速度、加速度表征车辆当前运动状态,试验过程中参考《公路网运行监测技术规范》以及试验数据的速度分布特征,将速度分布区间为 $[0, 70)$, $[70, 90)$, $[90, 110)$, $[110, 130)$, $[130, \infty)$ km/h的记录分别定义为非常低、低、适中、高、非常高。

车辆正常行驶过程中加速度通常控制在 $-3 \sim 3 \text{ m/s}^2$,当加速度绝对值在 1 m/s^2 以内时为安全加速度,此时不存在速度剧烈增加或剧烈减小的情况;当加速度绝对值在 $1 \sim 2 \text{ m/s}^2$ 时为低风险加速度,此时速度变化加快;当加速度绝对值在 $2 \sim 3 \text{ m/s}^2$ 时为高风险加速度;加速度绝对值大于 3 m/s^2 时为强风险加速度。

1.2 LDA主题模型

LDA模型可用数学公式表示为一个带参数的分层贝叶斯模型,即:

$$\omega_{m,n} | k = z_{m,n} \sim \text{Multinomial}(\varphi_k) \quad (1)$$

$$z_{m,n} | \theta_m \sim \text{Multinomial}(\theta_m) \quad (2)$$

$$\theta_m \sim \text{Dirichlet}(\alpha) \quad (3)$$

$$\varphi_k \sim \text{Dirichlet}(\beta) \quad (4)$$

式中: $\omega_{m,n}$ 为文档 m 中第 n 个词汇, $m = 1, 2, \dots, M$; M 为文档总数, $n = 1, 2, \dots, N_m$; N_m 为文档 m 中的词汇总数; $\omega_{m,n}$ 服从式(1)中参数 φ_k 的多项式分布, φ_k 为主题 k 的词汇分布,是一个 N_m 维向量,且有 $k = 1, 2, \dots, K$,对主题 $k \in [1, K]$, K 为主题总数, φ_k 服从参数为 β 的狄利克雷分布; $z_{m,n}$ 为文档 m 中第 n 个单词的主题,服从参数 θ_m 的多项式分布; θ_m 为文档 m 的主题分布,是一个 K 维向量, θ_m 服从参数为 α 的狄利克雷分布。

利用LDA主题模型从驾驶行为语义理解词汇中挖掘驾驶风格的底层结构,如图5所示。驾驶员轨迹数据文件可视为文档,驾驶行为语义理解词汇可视为单词,驾驶风格可视为主题,图5中,构建3层贝叶斯结构,其中, $\omega_m, m \in [1, M]$ 表示驾驶员 m 的驾驶行为语义词汇, $\varphi_k, k \in [1, K]$ 表示主题 k 的驾驶行为语义词汇分布, $\theta_m, m \in [1, M]$ 表示驾驶员 m 的混合驾驶风格分布。

LDA主题模型的关键即求解模型参数 θ_m 和 φ_k ,求解模型参数的过程有变分推断和Gibbs采样2种形式,文中采用Gibbs采样法求解参数。

2 在途驾驶风格识别试验与结果分析

2.1 轨迹数据预处理

采用high D车辆轨迹开源数据集,由无人机从

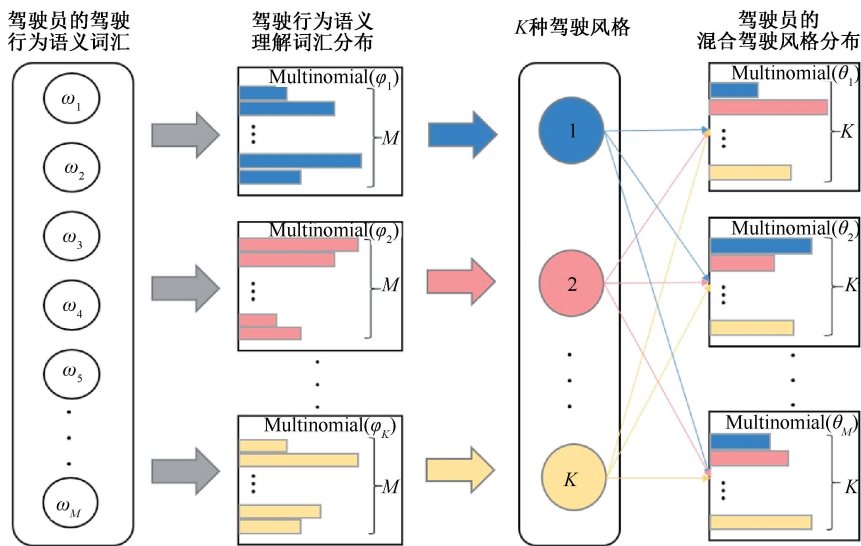


图 5 在途驾驶风格识别的 LDA 模型底层结构

Fig. 5 Underlying structure of LDA model identified by en-route driving style

高空中拍摄高速公路行驶车辆图像,标记每个目标车辆的轨迹数据特征以及周围驾驶环境。通过数据筛选,最终选择 483 辆车辆数据作为研究对象。通过预处理轨迹数据,得到驾驶行为语义理解所需要

的数据形式,包括车辆纵向速度 V_x 、横向速度 V_y 、 a_x 、 a_{xx} 、THW 以及车头时距变化率。将连续的轨迹数据离散成 4 层维度下的驾驶行为语义理解数据,部分数据示例见表 2。

表 2 车辆部分驾驶行为语义理解数据

Table 2 Semantic understanding data for vehicle driving behavior

驾驶员	车辆状态层(速度)	车辆状态层(加速度)	模式层	操作层	场景感知层
1	低速	低风险	自由直行	正常加速	前方有障碍
2	低速	高风险	近距离稳态跟驰	正常减速	斜前方有障碍
3	适中	低风险	迫近跟驰	急加速	后方有障碍
4	适中	低风险	中距离跟驰	急加速	前方有障碍
5	高	低风险	自由换道	正常减速	斜前方有障碍
6	适中	安全	受限换道	正常加速	前方有障碍
7	非常低	低风险	自由直行	正常减速	前方有障碍
8	非常高	安全	自由换道	正常加速	前方有障碍

在 LDA 主题模型中,驾驶风格分布由先验参数 α 决定,不同驾驶风格的驾驶行为语义理解分布由先验参数 β 决定。根据以往主题模型的研究,参数 α 的值设置为 50 除以主题数最佳,参数 β 的值设置为 0.01。

使用主题困惑度和主题一致性指标评价驾驶风格分类结果。主题困惑度是主题模型中用于衡量已知文档属于某一主题的不确定性的指标,用于评估模型结果的优劣。困惑度的值越低说明驾驶风格分类效果越好,结果越准确;困惑度越高,说明驾驶风格分类效果越差,驾驶员属于某一主题的不确定越高,结果偏差越大。对数困惑度的定义如下:

$$\ln p(\omega_m | M) = \sum_{k=1} n_m \ln \left(\sum_{k=1} \varphi_k \theta_m \right) \quad (5)$$

主题一致性是主题模型生成潜在主题可解释性的重要衡量指标,主题易于解释,则该主题中重要度排在前面的主题词在对应的文档中出现频率更高,主题一致性越大模型效果越好。

根据不同的主题数绘制主题困惑度和主题一致性变化曲线,如图 6 所示。若主题数目过少难以区分不同驾驶风格;主题数目无限增加,则模型困惑度一定会一直降低,但主题分类数目过多会造成模型过拟合。

在绘制主题困惑度和一致性曲线过程中将主题数目设置为 1~9,当驾驶风格分类数为 4 种时,主题困惑度低,且主题一致性高,分类效果好,因此, LDA 主题模型的驾驶风格数确定为 4 种。

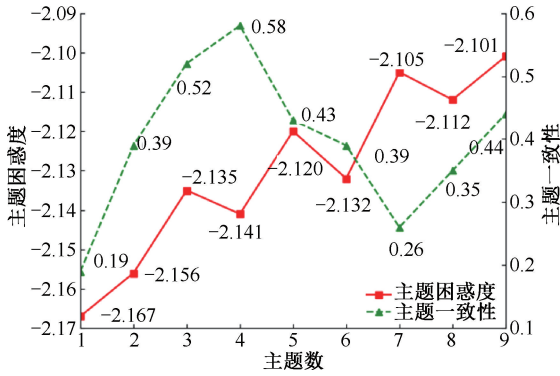


图6 驾驶风格主题困惑度及主题一致性变化曲线

Fig. 6 Driving style log perplexity change curve and consistency change curve

2.2 驾驶风格识别结果分析

应用 pyLDAvis 主题模型交互式可视化工具分析 LDA 主题模型的建模结果,可分析出不同主题所占比例以及主题之间的相关程度,显示不同主题词对于主题的重要程度和稀有度,实现不同驾驶风格与驾驶行为词汇的共现。通过主题模型得到 4 种驾驶风格(Driving Style, DS1—DS4),这 4 种风格所占比例为: DS1 为 28.4%、DS2 为 26.8%、DS3 为 24.9%、DS4 为 19.8%。为主题分析 4 种驾驶风格,综合考虑驾驶行为语义理解词汇的重要程度和稀有度,提取 4 种驾驶风格中前 5 个驾驶行为语义理解词汇分析主题,见表 3。

表3 驾驶风格主题词分布

Table 3 Driving style subject word distribution

驾驶风格	驾驶风格语义理解词汇
DS1	自由换道、自由直行、正常减速、低风险加速度、渐远跟驰
DS2	中距离跟驰、迫近跟驰、远距离跟驰、急加速、中风险加速度
DS3	非常低的速度、远距离跟驰、正常加速、渐远跟驰、自由直行
DS4	近距离跟驰、高风险加速度、受限换道、急加速、迫近跟驰

DS1 为稳定型,驾驶员更倾向于以低风险加速度行驶,操作模式为正常减速,驾驶模式为渐远跟驰、自由直行、自由换道等相对稳定的驾驶操作。此时驾驶员的驾驶环境中受到的限制较少,周围车辆对其影响较小。

DS2 为适中型,驾驶员更倾向于以中风险加速度行驶,操作模式为急加速,驾驶模式为中距离跟驰、远距离跟驰、迫近跟驰等相对于 DS1 更为保守

的驾驶行为。受到驾驶环境影响较大,周围车辆对驾驶员的限制较多。

DS3 为保守型,驾驶员更倾向于以非常低的速度行驶,采取正常加速的操作方式,驾驶模式为远距离跟驰、渐远跟驰、自由直行这类相对保守的驾驶行为,试验中以非常低的速度行驶的车辆占比较少(2.3%),这一主题词对保守型驾驶员影响显著。

DS4 为激进型,驾驶员更倾向于以高风险加速度行驶,采取的操作模式为急加速,驾驶模式为近距离跟驰、迫近跟驰、受限换道等,相对于前 3 种驾驶风格,这类驾驶风格的驾驶员更加激进。

研究表明:模式层、操作层和车辆状态层对驾驶风格的影响较大,原因在于场景感知层对空间尺度的敏感性较低,但局限于现有信息环境变化不显著的情况,无法反映出宏观信息的差异,当空间尺度发生较大变化时,场景感知层的影响将显著提升。驾驶员在途驾驶风格为其表现为 4 种驾驶风格的概率组合,且概率和为 1,提取的 30 名驾驶员的 4 种驾驶风格分布概率如图 7 所示。驾驶员表现为多种驾驶风格的组合概率形式出现,表现出与驾驶员所处的即时驾驶环境有关。

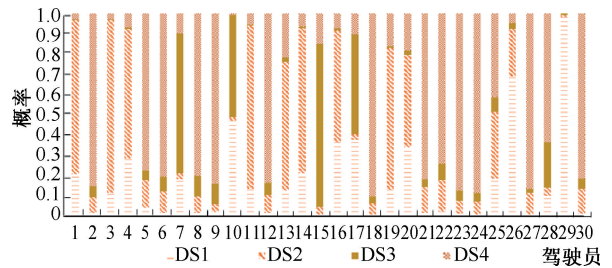


图7 驾驶员在途驾驶风格分布

Fig. 7 En-route driving style distribution

以 1、5、7、29 这 4 位驾驶员为例分析在途驾驶风格识别结果,驾驶员 29 的 DS1 概率为 0.96,说明该驾驶员在大多数时间内均为自由驾驶模式,受外界环境影响较小,表现为稳定型驾驶风格。驾驶员 1 有 0.19 的概率表现为稳定型,这可能与其所处驾驶环境中周围车辆对其影响较小有关,而当周围驾驶环境中车辆对其影响程度较大时,驾驶员 1 则更倾向于表现为适中型。驾驶员 5 表现为 DS4 的概率为 0.78,表现为 DS2、DS3 的概率均未超过 0.1,说明驾驶员 5 当前驾驶环境中周围车辆对其有一定限制,且该驾驶员更倾向于表现为激进型驾驶风格。驾驶员 7 表现为 DS3 的概率为 0.68,表现为 DS1 的概率为 0.18,说明驾驶员部分时间周围车辆对其影响较小,但当周围车辆对其影响较大时,驾驶

员更倾向于表现为保守型。

3 结 论

1) 从宏观层面到微观层面考虑驾驶作业的场景感知层、模式层、操作层、车辆状态层特征,从 483 名驾驶员的轨迹数据中提取相关特征参数,将轨迹数据离散为驾驶行为语义词汇,基于 LDA 主题模型将驾驶风格分为 4 类,并通过主题分析将 4 种驾驶风格定义为稳定型、适中型、保守型和激进型,这 4 类驾驶风格的占比分别为 28.4%、26.8%、24.9% 和 19.8%。

2) 在途驾驶风格不仅与驾驶习惯有关,在一定程度上也取决于驾驶环境。驾驶风格主题分析避免了神经网络模型的可解释性差、可能会导致人机理解障碍的问题。稳定型驾驶习惯的驾驶员受周围车辆影响较小,当驾驶员属于适中型、保守型以及激进型驾驶风格时,受周围车辆的影响较大,更容易处于

跟驰、受限换道等驾驶模式。

3) 将在途驾驶风格表达为 4 种驾驶风格的概率组合(且概率之和为 1),通过其当前驾驶模式、操作模式以及驾驶环境可以推断在途驾驶风格,可更好把握驾驶员在不同环境下驾驶风格的异质性和不一致性。

4) 在途驾驶风格识别方法考虑了驾驶模式和场景感知对在途驾驶风格的影响。该方法能够更全面地考虑驾驶作业中的各个层级,提高自动驾驶系统的性能和用户出行的安全性。此外,识别和理解驾驶员的驾驶风格还可以帮助开发智能驾驶系统,更好地适应驾驶员的驾驶偏好和习惯,可用于个性化的驾驶辅助和智能决策支持。然而,受到数据覆盖场景的限制,场景感知层对在途驾驶风格的影响并不明显。未来,将采集覆盖多元化场景的数据,以进一步研究驾驶员的驾驶风格。

参 考 文 献

- [1] 冯凤江,程新平,孙晓宁. 高速公路雾天人工和智能网联车混行交通流仿真[J]. 中国安全科学学报,2022,32(7): 158-164.
FENG Fengjiang, CHENG Xinping, SUN Xiaoning. Simulation of mixed traffic flow with HVs and CAVs on freeways in foggy weather[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(7): 158-164.
- [2] 宗长富,代昌华,张东. 智能汽车的人机共驾技术研究现状和发展趋势[J]. 中国公路学报,2021,34(6): 214-237.
ZONG Changfu, DAI Changhua, ZHANG Dong. Human-machine interaction technology of intelligent vehicles: current development trends and future directions[J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(6): 214-237.
- [3] TAVAKOLI A, LAI N, BALALI V, et al. How are drivers' stress levels and emotions associated with the driving context? a naturalistic study[J]. Journal of Transport & Health, 2023,31: DOI: 10.1016/J.JTH.2023.101649.
- [4] FU Rui, LIU Tong, GUO Yuxi, et al. A case study in China to determine whether GPS data and derivative indicator can be used to identify risky drivers[J]. Journal of Advanced Transportation, 2019, 2019: 1-16.
- [5] GAO Bingzhao, CAI Kunyang, QU Ting, et al. Personalized adaptive cruise control based on online driving style recognition technology and model predictive control[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(11): 12 482-12 496.
- [6] DENG Zejian, CHU Duanfeng, WU Chaochong, et al. A probabilistic model for driving-style-recognition-enabled driver steering behaviors[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Systems, 2022, 52(3): 1 838-1 851.
- [7] MA Yongfeng, LI Wenlu, TANG Kun, et al. Driving style recognition and comparisons among driving tasks based on driver behavior in the online car-hailing industry[J]. Accident Analysis and Prevention, 2021,154: DOI: 10.1016/j.aap.2021.106096.
- [8] CHEN Xiaoyun, SUN Jian, MA Zian, et al. Investigating the long-and short-term driving characteristics and incorporating them into car-following models[J]. Transportation Research. Part C, Emerging Technologies, 2020,117: DOI:10.1016/

j. trc. 2020. 102698.

- [9] QIN Dingming, WANG Xuesong, TARKO A P, et al. Consistency analysis of drivers' car-following behaviors[J]. *Journal of Transportation Engineering Part A: Systems*, 2023, 149(4): DOI: 10.1061/JTEPBS.TEENG-7513.
- [10] TAKENAKA K, BANDO T, NAGASAKA S, et al. Contextual scene segmentation of driving behavior based on double articulation analyzer[C]. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2012: 4 847-4 852.
- [11] 董薇, 庞峰, 顾炜江. 基于 LDA 模型的大规模文本挖掘算法研究[J]. *软件*, 2020, 41(12): 58-63.
DONG Wei, PANG Feng, GU Weijiang. An research on large scale text mining algorithm based on LDA model[J]. *Computer Applications and Software*, 2020, 41(12): 58-63.
- [12] QI Geqi, WU Jianping, ZHOU Yang, et al. Recognizing driving styles based on topic models[J]. *Transportation Research Part D, Transport and Environment*, 2019, 66: 13-22.
- [13] LI Guofa, CHEN Yaoyu, CAO Dongpu, et al. Extraction of descriptive driving patterns from driving data using unsupervised algorithms [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 156: DOI: 10.1016/j.ymssp.2020.107589.
- [14] CHEN Depeng, CHEN Zhiyun, ZHANG Yishi, et al. Driving style recognition under connected circumstance using a supervised hierarchical Bayesian model[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2021, 2021: 1-12.
- [15] 李国法. 基于模式转移和操控特性的驾驶风格评测研究[D]. 北京:清华大学, 2016.
LI Guofa. Driving style assessment using maneuver transition probabilities and driver operation aggressiveness [D]. Beijing: Tsinghua University, 2016.
- [16] BRACKSTONE M, WATERSON B, MCDONALD M. Determinants of following headway in congested traffic [J]. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2009, 12(2): 131-142.
- [17] 赵新梅. 面向无人驾驶汽车的乘员舒适性研究[D]. 西安:长安大学, 2020.
ZHAO Xinmei. Research on occupant comfort of autonomous driving car[D]. Xi'an: Chang'an University, 2020.

作者简介: 汪娇 (1999—),女,辽宁锦州人,硕士研究生,主要研究方向为驾驶风格、人机共驾驶、轨迹预测等。E-mail:dut_wangjiao@163.com。

