文章编号：0253-374X(2025)10-1544-09

DOI：10.11908/j.issn.0253-374x.24151

高速公路匝道汇入场景识别与分析

李林波，王一琦，李　杨，罗文泽，吴　兵

（同济大学 交通学院，上海 201804）

摘要：目前关于高速公路入口匝道汇入行为的划分方法仅仅局限于单次单一交互的驾驶场景，而未考虑换道车辆与目标车道周围车辆时空位置的动态变化，即忽视了对双向多交互汇入场景的研究，这对于研究者把握真实的交通流特性，开发自动驾驶系统辅助换道算法带来了巨大挑战。为了揭示实际汇入过程中自然驾驶车辆间的动态交互行为，通过ExiD数据集与高精地图数据的结合进行自然驾驶汇入轨迹数据的提取，建立能充分考虑时空动态变化的汇入场景划分方法，并利用詹森–香农散度构建场景相似性量化模型与指标，以表征不同汇入场景的差异性与相似性。结果表明，在考虑目标车道周围车辆的时空动态分布后，将匝道汇入行为细分为8种具有显著差异性的场景，甚至包括具有较高风险的存在着并行车辆的场景（平均时距小于2 s），这对于解析高风险汇入场景以及设计出符合人类驾驶人交互特征的自动驾驶汇入策略具有重要的参考价值。

关键词：汇入行为；场景划分；高精地图；时空动态变化；相似性量化评估；詹森–香农散度

中图分类号：U293　　**文献标志码**：A

Recognition and Analysis of Highway Entrance Ramp Merging Scenarios

LI Linbo, *WANG Yiqi*, *LI Yang*, *LUO Wenze*, *WU Bing*

(College of Transportation Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: The current classification methods for highway entrance ramp merging behavior are limited to single and isolated driving scenarios, without considering the dynamic changes in the spatial and temporal positions of merging vehicles and surrounding vehicles in the target lane, neglecting the study of bidirectional and multi-interaction merging scenarios, which poses significant challenges for researchers in understanding real traffic flow characteristics and developing automated driving systems with lane-changing algorithms. To reveal the dynamic interactive behavior among vehicles during actual merging processes, this paper, combining the ExiD dataset with high-definition map data to extract natural driving merging trajectory data, proposes a merging scenario classification method that fully considers the spatiotemporal dynamic changes. Additionally, it utilizes the Jensen-Shannon divergence to construct a quantitative model and index for measuring scenario similarity, representing the differences and similarities among different merging scenarios. The results show that, after considering the spatiotemporal distribution of surrounding vehicles in the target lane, the merging behavior on the ramp can be divided into eight distinct scenarios with significant differences, including scenarios with higher risks, such as parallel vehicles (average time-to-collision < 2 s). These findings are of great importance in analyzing high-risk merging scenarios and designing automated merging strategies that align with the interaction characteristics of human drivers.

Keywords: merging behavior; scenario classification; high-definition maps; spatiotemporal dynamic changes; similarity quantitative assessment; Jensen-Shannon divergence

高速公路上匝道的汇入行为是指车辆从上匝道驶入，经由加速车道，最终汇入到快速路主线的系列驾驶行为。真实理解汇入行为不仅有助于研究者把握真实的交通流特性，更有助于指导自动驾驶系统中辅助换道算法的研发。随着自动驾驶技术的不断进步，高等级自动驾驶车辆将会在相当长时间内与人工驾驶车辆共享道路资源[1]，这就要求自动驾驶车辆必须在各种驾驶场景中采用类人的驾驶方式，从而能够与其他道路参与者产生有效交互[2]，以避免误导行人、乘客及其他驾驶者[3]。因此，深入理解和学习人类驾驶员在不同汇入场景中展现的真实交互行为，对于提高智能车

收稿日期：2024-04-22
基金项目：国家自然科学面上基金(52172331)
第一作者：李林波，副教授，工学博士，主要研究方向为交通规划、交通拥挤管理、交通流等。E-mail：llinbo@tongji.edu.cn
通信作者：王一琦，硕士生，主要研究方向为交通流、车辆交互。E-mail：tongji_wyq@163.com

论文拓展介绍

辆的人性化驾驶水平至关重要。

研究者常利用NGSIM[4]、HighD[5]、roundD[6]以及ExiD[7]等公开数据集或私人采集的数据集[8-10]进行汇入行为分析，轨迹提取方法主要有三类：①基于人工标注的方法[11]，依赖于人类观察者的直观判断和手动操作，直接从视频或其他数据源中识别和标记换道事件，但该方法需要花费大量时间且准确率低；②基于机器学习的方法[12]，注重从数据中学习换道行为的内在特征，以此来提取轨迹，在一定程度上提高了轨迹提取精度，但模型的训练结果受特征选择或参数设置影响较大，往往难以复现性；③基于规则的方法[13]，是按照默认的逻辑设计提取算法，但是考虑到驾驶员风格的多样性，数据提取后均需要人工校验[13]。

现有的汇入场景划分方法可分为基于规则类的方法[14]与基于人工智能类的方法[15]。基于人工智能的学习方法能够从海量轨迹数据中划分和量化场景，但这些方法通常面临几个问题，包括解释性不足、计算成本高以及模型适应性差。相较而言，基于规则的分析方法则提供了一致的场景划分和量化标准，具有较强的可复现性。例如，Hidas和Venkatesan[16]基于换道过程中目标车道前后车辆间距的变化，将换道行为分为三类：自由换道、压迫换道和协作换道，然而这类方法仅考虑了自车对目标车道的单向影响，忽略了车辆间的双向交互；蒋司杨[17]将汇入场景分为4类：前后无车、只有前车、只有后车、前后都有车，虽然这种分类方法简洁且易于理解，但它难以捕捉汇入区域复杂的时空交互动态，导致许多关键的、强交互的汇入场景被忽略，限制了对汇入行为全面深入研究的可能性。

尽管当前研究在汇入轨迹提取方面取得了显著成果，但由于忽略了单车换道行为与汇入区域道路拓扑之间的时空耦合关系，使得现有的汇入行为研究难以准确捕捉汇入车辆与周围车辆的动态交互。高精地图作为一种新兴的技术手段，为换道轨迹的提取提供了新的视角和可能性，本研究拟利用lanelet2高精地图将轨迹数据与道路拓扑结构相结合，对并行车辆的汇入场景进行识别，并引入多维尺度分析对不同汇入场景的相似性进行深入研究。

1　基于高精地图的汇入轨迹提取

1.1　ExiD数据集选择

尽管现有的公开数据集对交通流和驾驶行为分析提供了宝贵的见解，但其局限性——如样本量不足、缺乏特定汇入场景、特定情况下交通密度低、缺乏地图参考等，阻碍了对汇入场景中车辆交互的全面再研究。相比之下，亚琛工业大学德国汽车工程研究团队最近发布ExiD数据集[13]则擅长描述密集的动态交通互动，并提供了Opendrive和Lanelet2两种格式的高清地图。这为研究的可复现性和轨迹处理的可靠性提供了支撑，并为填补现有研究空白提供了新的汇入行为研究框架。

ExiD（exits and entries drone）数据集记录了德国高速公路7个不同地点入口、出口的69 172辆车的自然驾驶数据[13]，平均每分钟约有71辆汽车，超过Automatum数据集的两倍。7个采集地点在车道数量、分流路段的存在与否，以及匝道道路的角度上表现出差异。例如，在location0位置点，匝道车辆进行了连续两次的汇入；而location1采集点则存在一个交织区，该区域包括多个车道、匝道和出口相互交汇。本研究选取location2位置点的数据进行分析，共有10 533条轨迹，采集时长3.98 h，其中汇入轨迹1 418条。考虑到卡车和面包车在某些场景的缺失，故本文专注于小汽车的汇入行为分析。

1.2　Lanelet2高精地图基本结构

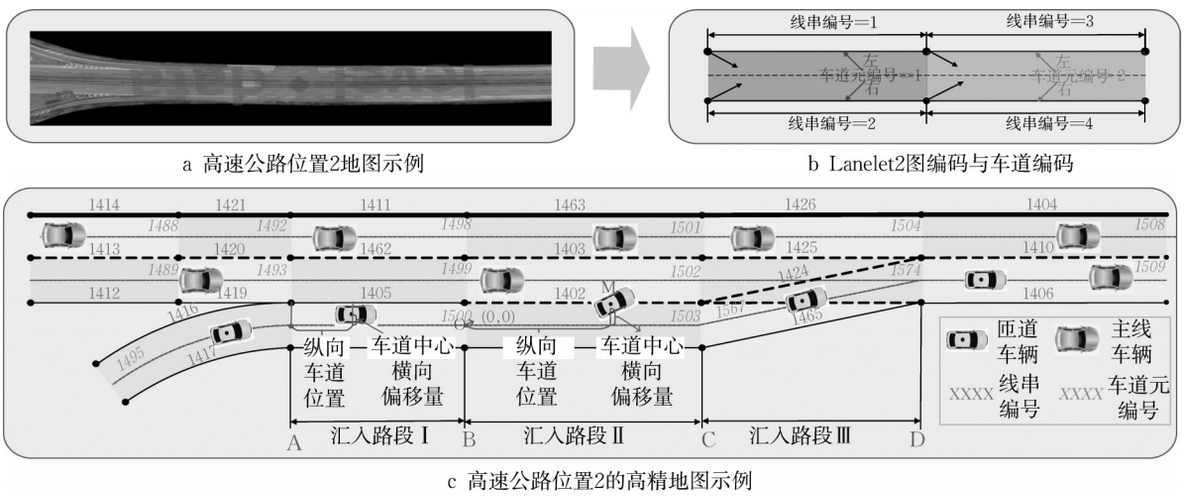
高精地图（high-definition maps，HD Maps）是专为自动驾驶车辆打造的高度详尽地图，不仅涵盖道路的几何形状和位置信息，还精确描述了道路标志、交通信号灯、车道标线、斑马线、障碍物以及其他关键的道路环境特性，通常以厘米级精度描述道路网络，其核心组成部分有车道级信息、道路属性、三维地形特征以及动态信息。

Lanelet2高精地图框架通过定义道路网络中的基本元素，如车道、交叉口、车道分割线以及相关的交通规则和标志，支持复杂交通场景的详细描述，其核心特点在于其能够处理高精度的地理信息，并将其与道路交通规则相结合，从而为自动驾驶车辆提供精确的导航和决策支持。Lanelet2的数据结构基于“Lanelets”，即道路网络中的最小单位，由两条平行的边界线定义，不仅能够表示标准的直行车道，还能表示复杂的交通场景，如交叉口、环岛和分流道等，并支持多层次和多维度的地图表示，包括地面标识、交通信号和立体交通结构等，使其能够满足未来自动驾驶技术对地图精度和信息丰富度的高要求。

1.3　基于高精地图的汇入轨迹提取

以往的汇入轨迹提取模型存在较大差异，并且基于不同数据集进行的车辆汇入行为特征分析具有较强的主观性，这使得对这些模型进行可重复性研究和客观性评价变得困难。本研究通过引入高精地图数据，

将轨迹数据和道路拓扑结构相结合,构建了一个基于高精地图的轨迹挖掘流程和方法:图1a展示了数据采集地点的底图,提供了地点的道路基本信息;图1b展示了使用高精地图建模道路拓扑关系的过程;图1c展示了高精度地图在分析汇入行为中的应用,对加速车道进行了划分,将其分为三个主要区域:Merging Section Ⅰ,Merging Section Ⅱ和Merging Section Ⅲ,其中A代表加速车道起点,即匝道与加速车道交汇的截面;B代表汇入开始点,车辆可在此点开始换道动作;C为加速车道汇入主路的截面,此处车道开始合并,车辆需执行汇入操作。其中,将B的中心点设置为坐标原点O,即车道中心线与B的交点。在Location2,这三个区域的长度分别被确定为67.56、119.67和40.65 m。



a 高速公路位置2地图示例　　b Lanelet2图编码与车道编码

c 高速公路位置2的高精地图示例

图1 基于高精地图的轨迹提取和阶段划分框架

Fig. 1 Framework for trajectory extraction and stage division based on high-definition maps

轨迹从B到C的阶段被定义为"汇入预交互"阶段,这是车辆可能发生频繁交互的时间范围。D为加速车道终点,即加速车道与主线车道融合处,此时驾驶员需调整车速和位置以安全汇入。M标志着车辆汇入压线点,即车辆中心刚触及相邻车道右侧车道线的位置。在分析汇入行为时,车辆中心点与原点O的横向距离为D_{M},压线时加速车道剩余长度则表示为D_{r}。表达式为

$$D_{\mathrm{M}}=\begin{cases}-L_1-P_i, & i=1\\ P_i, & i=2\\ L_2+P_i, & 1<i\leqslant 3\end{cases} \tag{1}$$

$$D_{\mathrm{r}}=L_{\mathrm{Sec}\,\mathrm{II}}+L_{\mathrm{Sec}\,\mathrm{III}}-D_{\mathrm{M}} \tag{2}$$

式中:$L_{\mathrm{Sec}\,\mathrm{II}}$表示汇入路段Ⅱ对应"lanelet"车道长度;$L_{\mathrm{Sec}\,\mathrm{III}}$表示汇入路段Ⅲ对应"lanelet"车道长度。这种详细的区域划分和阶段定义对后续准确分析和理解汇入车辆的行为和动态尤为重要。P_{i}为车道i从开始到车辆质心连线在车道方向投影长度。L_1,L_2分别为车辆当前所行驶的车道1与车道2的完整长度。

2 考虑时空变化的汇入场景划分

2.1 汇入场景划分方法

为考虑汇入车辆与周边车辆时空位置的变化,利用高精度地图技术标注匝道车辆及其前后车辆的ID,并记录匝道车辆汇入目标车道时的车辆状态。设定了100 m作为场景划分的阈值,即在匝道车辆压线的瞬间,标注目标车道前后100 m范围内的车辆状态[18],根据车辆在汇入预交互阶段的目标车道车辆状态,将汇入场景细分为8个类别,如表1所示,其中场景C、场景F、场景G和场景H是现有研究所忽略的。

各场景示意图如图2所示,其中括号内的n值代表每个场景中轨迹的数量,MV表示匝道上执行汇入操作的自车,TLV表示目标车道前车,TFV表示目标车道后车。场景A:目标车道前后无车,汇入行为主要受驾驶风格和车型影响;场景B:目标车道前有车、后无车,汇入时需注意保持与前车适当的距离;场景C:车辆汇入时,目标车道后方有车、前方无车,然而,在汇入前,后车加速并在纵向位置上超越成为前车,汇入车随后跟随;场景D:后方有车、前方无车,汇入可能影响后方交通流。场景E:汇入时,前后均有车辆存在;场景F:汇入车辆在并行车辆后方汇入,压线时存在后车。与场景C相比,场景F汇入时,后方有车,需要考虑是否会产生碰撞以及对后车行为的干扰;场景G:并行车辆开始在前,汇入车辆加速切入,汇入时前方无车;场景H:与场景G不同,汇入时前方存在其他车辆,需评

表 1　汇入场景类别（针对压线时刻目标车道状态）

Tab. 1　Types of merging scenarios (regarding target lane status at the merging moment)

汇入场景类型	是否存在目标车道后车	是否存在目标车道前车	描述	现有研究是否关注
A	否	否	前后无车	是
B	否	是	有前车无后车	是
C	否	是（后车变前车）	后车加速变前车，无后车	否
D	是	否	有后车无前车	是
E	是	是	前后均有车	是
F	是	是（后车变前车）	后车加速变前车，有后车	否
G	是（前车变后车）	否	前车被超越，无前车	否
H	是（前车变后车）	是	前车被超越，有前车	否

估间隙大小和追尾风险。由于exiD数据集中场景G和H的轨迹数量为零，本研究暂不深入探讨这两个场景。

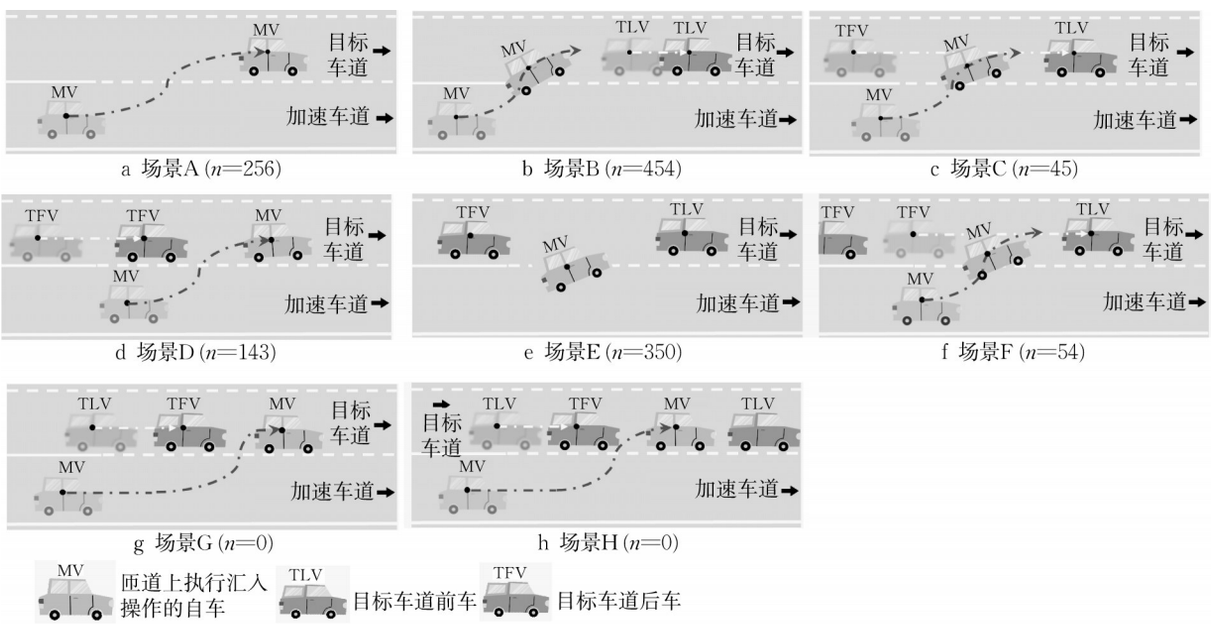


图 2　汇入场景示意图

Fig. 2　Merging scenario

2.2　汇入场景交互过程解析

本研究通过深入分析ExiD数据集所揭示的车辆汇入行为及其时空属性，对新识别的汇入场景进行了探讨。鉴于场景F实质上是场景C的一个变体，因此将重点放在场景C的解析上，其汇入预交互过程如图3所示，具体过程如下：

阶段一：主动汇入（7 568～7 593帧）：开始时刻匝道车辆位于加速车道的中心线，然后开始逐渐加速，同时采取横向偏移主动表达汇入意图，但此时后车选择加速，表达拒绝让行。此过程汇入车辆和目标车辆的纵向距离从31.27 m缩小到26.22 m。

阶段二：汇入被拒（7 593～7 650帧）：在目标车道的间隙不满足可接受的条件下，汇入车辆开始减速，并横向移动回到加速车道中心线继续直线行驶，此时目标车道后车加速至24.5 m·s^{-1}并维持此速度（如图3c所示的椭圆圈），观察汇入车辆的行为以作出进一步决策。当目标车道后车观察到汇入车辆降速并回到加速车道中心线后，判断汇入车辆已放弃汇入。

阶段三：等待汇入（7 650～7 700帧）：在这一阶段，目标车道后车继续加速，减少与汇入车辆的纵向距离。汇入车辆进一步降低速度，等待目标车道后车驶过，准备后续的汇入操作。在7 700帧附近，目标车道后车与汇入车辆的纵向距离减少至零，两车并行行驶。

阶段四：跟随汇入（7 700～7 800帧）：在这一阶段，目标车道后车超过了汇入车辆，成为了目标车道前车。当目标车道后方100 m内无其他车辆时，汇入车辆加速并开始横向移动以执行汇入操作。

具体来说，当汇入间隙充足时，换道车辆尝试汇入，但此时目标车道后车加速，交互之后，换道车辆决定暂停汇入操作，等待目标车道的后车加速通过，

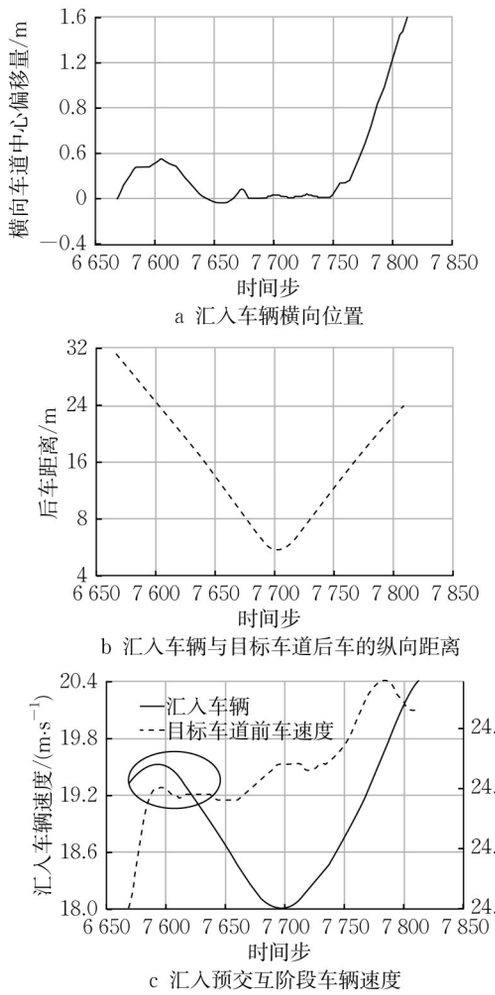


图3 场景C的汇入交互过程

Fig. 3 Merging interactive process in Scenario C

然后再跟随其后完成汇入。现有的汇入行为分类方法忽略了汇入前车辆周围环境的动态变化,往往导致将这类场景的汇入行为错误地归入到场景B。

2.3 汇入场景统计分析

图4展示了小汽车在不同汇入场景下的选择偏好占比。在场景B(有前车无后车)中,汇入样本的占比最高,达到36.1 %。场景A、B和E占比总和达到了82.9 %,这表明在汇入过程中,自车和目标车道车辆更倾向于采取保守策略,纵向位置变化不大。场景C和F下汇入比例较低,分别只有3.4 %和3.7 %。这表明在汇入区域的主线车辆在观察到匝道车辆的汇入意图后,更倾向于通过让行来协助自车完成汇入,而非选择激进或冒险的加速超越方式。

图5给出了汇入特征的分布,其中TTC(time to collision,碰撞时间)指两车在保持当前速度和方向不变时,预计发生碰撞所需的时间。场景C与场景F具有最小的碰撞时间,其分别为1.42 s和2.25 s。这表明场景C和F在汇入过程中的风险较高。场景C和F下,自车的平均速度和纵向加速度普遍较低,汇入持续时间较长,且在压线时加速车道剩余长度短,导致近50 %的车辆只能在加速车道末端强制换道。这些因素共同说明场景C和F的汇入条件更为复杂和困难,容易在加速车道末端造成交通流拥堵。

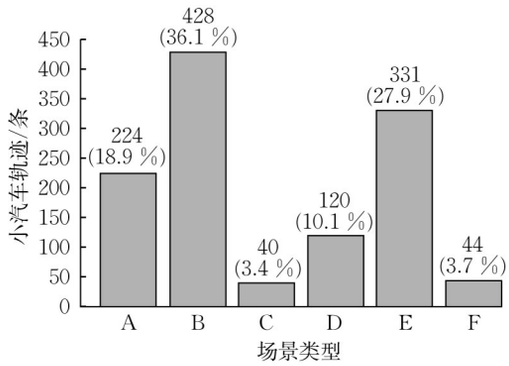


图4 汇入场景占比

Fig. 4 Proportion of merging scenarios

具体而言,图5b和5e表明,在场景C中,前车的平均速度为28.55 m·s^{-1},纵向加速度均值是−0.02 m·s^{-2}。在场景C下,目标车道前车的速度明显高于其他场景,而加速度较小,反映出前车加速后减速的行为模式。前车的高速行驶要求匝道车辆在尝试汇入时采取更加谨慎的驾驶策略,避免紧随其后而引发碰撞风险。图5f中,场景C和F的前车横向加速度均值超过0.1 m·s^{-2}。这一现象可能与场景C和F中自车与前车并行驾驶的情况有关,反映了驾驶员在保持与周围车辆安全距离上的习惯性行为。

3 汇入场景相似性量化建模与分析

3.1 汇入场景相似性量化建模

本研究首先采用多维尺度分析探究6个汇入场景的差异性。多维尺度分析(multidimensional scaling,MDS)是一种基于相似性或距离矩阵的降维方法,其基本思想是将高维空间中的对象关系映射到低维空间中,使得低维空间点与点之间的几何距离尽可能保持原始高维关系的一致性。虽然MDS有效揭示场景关系,但在提供相似性的定量度量方面不足,这对精确的比较分析至关重要。因此,研究引入了基于JS散度(Jensen-Shannon divergence)的相似性量化模型,弥补了MDS的这一局限。通过融合MDS和JS散度模型,本研究从定性与定量两方

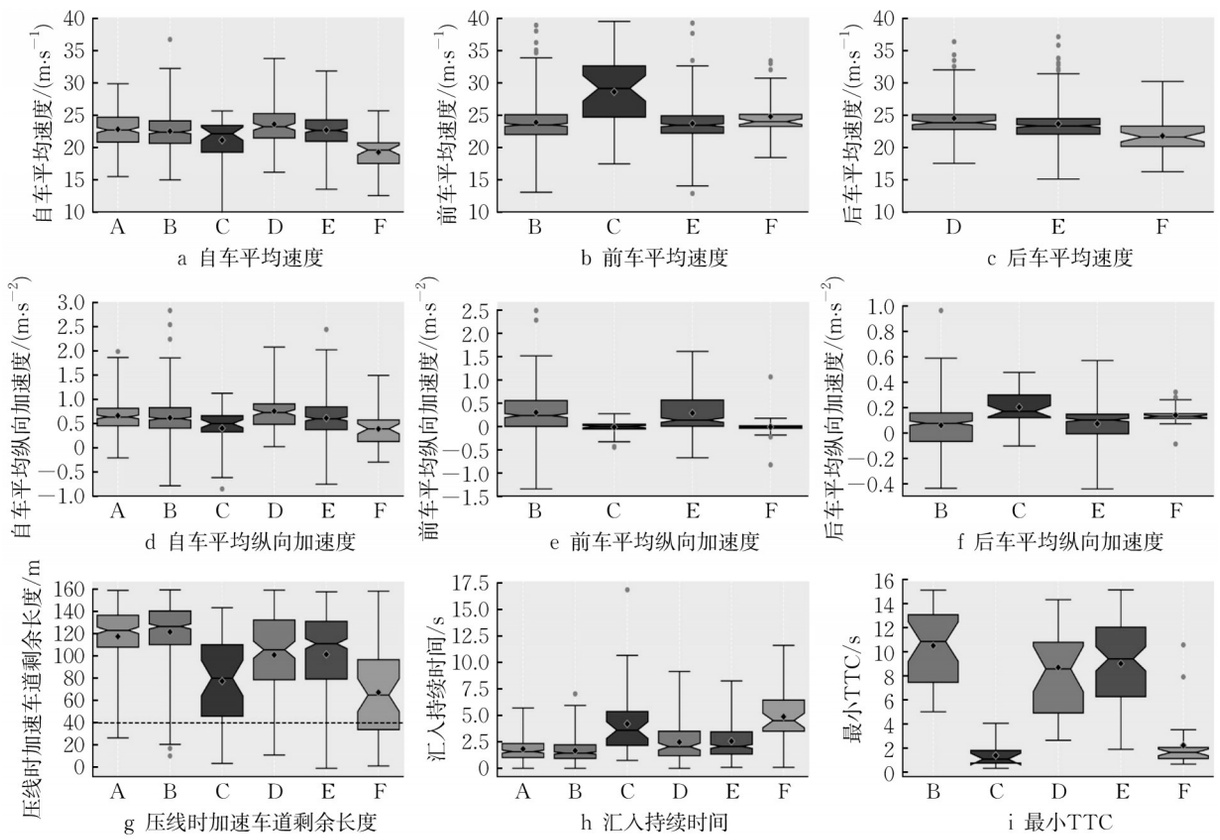


图 5　不同场景汇入特征分布箱型图

Fig. 5　Box plot of merging feature distribution in different scenarios

面全面评估了汇入场景，这种双重分析方法为理解场景动态提供了细致全面的分析视角。

多维尺度分析(MDS)，或称相似度结构分析，用于在低维空间展示高维数据的差异性。MDS实现步骤：

①初始化低维空间中的样本坐标；②计算低维距离矩阵；③与原始高维距离矩阵比较，计算距离；④不断优化低维样本坐标，最小化高维空间和低维空间中距离的差异；⑤迭代到满足条件后，得到最终的低维坐标。

本研究在构建距离矩阵时使用马氏距离，而非欧几里得距离，因马氏距离考虑了数据维度的相关性和协方差结构。

为了量化不同场景之间的相似程度大小，本研究构建汇入场景相似性评价模型。KL散度(Kullback-Leibler divergence)是用来衡量两个概率分布P和Q差异的方法，表达式如下：

$$D_{KL}(P/\!/Q)=\int_{-\infty}^{\infty}P(x)\log\frac{P(x)}{Q(x)} \tag{3}$$

式中：P和Q是两个概率分布。KL散度可以度量分布空间上的距离，但由于其结构的不对称性，对相似度的判别不够准确。JS散度是基于KL散度的一种对称度量方法，解决了KL散度非对称的问题，用于衡量两个概率分布的相似性。JS散度有界，范围在0到1之间，其中0表示两个分布完全相同，1表示完全不同。因此，本文采用JS散度来度量两个分布的相似性。JS散度定义如下：

$$D_{\mathrm{JS}}(P/\!/Q)=\frac{1}{2}D_{\mathrm{KL}}(P/\!/M)+\frac{1}{2}D_{KL}(Q/\!/M) \tag{4}$$

$$M=\frac{1}{2}(P+Q) \tag{5}$$

评价指标参考文献[19]，结合汇入预交互阶段，从速度、空间和时间三个维度选取相似度评价指标。

(1)平均速度的相似性

平均速度影响汇入过程的平滑度和效率[20]，可通过量化分布$f\left(v_{S_i}\right)$和$f\left(v_{S_j}\right)$的接近程度来衡量不同场景下汇入速度的相似性：

$$\eta^{\mathrm{v}}_{S_i,S_j}=D^{\mathrm{v}}\left(f\left(v_{S_i}\right)/\!/f\left(v_{S_j}\right)\right) \tag{6}$$

(2)平均加速度的相似性

平均加速度反映了驾驶员汇入行为的舒适性，

是评估汇入平滑度和交通安全的重要因素[20],可以通过量化分布$f(a_{s_i})$和$f(a_{s_j})$的接近程度来衡量自车汇入平均加速度的相似性$\eta^{a}_{S_i,S_j}$:

$$a_{S_k}=\frac{1}{nd^{t}_{S_k}}\sum_{t=1}^{n}\left(v^{t,M}_{S_k}-v^{t,B}_{S_k}\right) \tag{7}$$

$$\eta^{a}_{S_i,S_j}=D^{a}\left(f(a_{S_i})/\!/f(a_{S_j})\right) \tag{8}$$

式(7)—(8)中:$v^{t,M}_{S_k}$为轨迹t在压线时车辆速度,且这条轨迹对应的汇入场景是S_k;$v^{t,B}_{S_k}$为轨迹t在允许在B时车辆速度,且这条轨迹对应的汇入场景是S_k;$d^{t}_{S_k}$为轨迹t在场景S_k下汇入持续时间长度;n为在场景S_k下汇入轨迹样本数量。

(3)压线时加速车道剩余长度的相似性

压线时加速车道剩余长度是指车辆压线时距离加速车道终点的距离,可以评估汇入操作的紧迫性。通过量化分布$f(r_{s_i})$和$f(r_{s_j})$的接近程度来衡量不同场景下自车汇入紧迫程度的相似性$\eta^{r}_{S_i,S_j}$:

$$\eta^{r}_{S_i,S_j}=D^{r}\left(f(r_{S_i})/\!/f(r_{S_j})\right) \tag{9}$$

(4)持续时间

汇入持续时间是衡量汇入效率的直观指标,较短的时间表示较高的交通效率。通过量化分布$f(d_{S_i})$和$f(d_{S_j})$的接近程度来衡量不同场景下车辆持续时间的相似性$\eta^{d}_{S_i,S_j}$:

$$\eta^{d}_{S_i,S_j}=D^{d}\left(f(d_{S_i})/\!/f(d_{S_j})\right) \tag{10}$$

基于上述讨论,分别从3个维度、4个变量角度量化了驾驶员在场景S_i和场景下S_j行为的相似程度,通过加权平均得到汇入行为相似性的综合评价指标:

$$\eta_{s_i,s_j}=w_1\cdot\eta^{v}_{s_i,s_j}+w_2\cdot\eta^{a}_{s_i,s_j}+w_3\cdot\eta^{r}_{s_i,s_j}+w_4\cdot\eta^{d}_{s_i,s_j} \tag{11}$$

式中:$w_i\in[0,1]$, $\sum_{i=1}^{4}w_i=1$,分别表示4个汇入行为特征指标的权重,可以据研究需要进行调整。

3.2 汇入场景相似性评估

MDS结果如图6所示,可以看到场景C(F)与其他场景存在着较大差异,传统的汇入行为研究未能捕捉到这种差异。

图7给出不同场景(从A到F)间的JS散度。JS散度颜色越浅表明场景的差异越大,颜色越深场景越相似。矩阵的对角线是零,表示同一种场景与自身比较没有差异。通过观察发现,不同场景下车辆的汇入行为差异很大(均大于0.20)。场景C和其他场景的差异性很大,尤其是与场景B和F的JS散度值均为0.51>0.5。

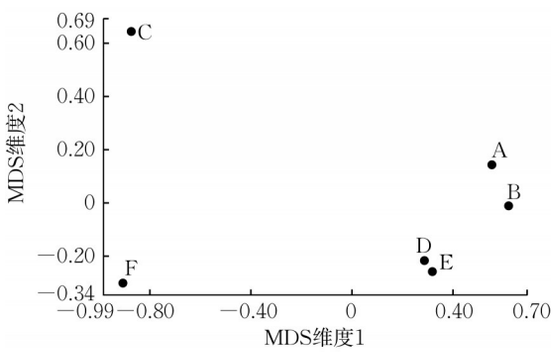


图6 MDS分析结果

Fig. 6 Results of MDS analysis

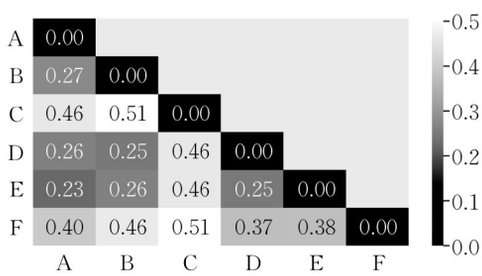


图7 综合相似性JS值

Fig. 7 JS value of comprehensive similarity

虽然场景F是场景C的一个变体,但自车在这两个场景下的汇入特征上存在显著差异。场景C中,自车在汇入时不存在目标车道后车的干扰。这种情况下,自车只需关注自身与前车的相对位置和速度,调整加速度以完成汇入即可。相比之下,而场景F则通常涉及更多的车辆交互和更复杂的交通环境,自车不仅要考虑自身与前车的距离,还需频繁调整速度和位置以应对后车的动态变化。此外,场景F中的交通密度通常较高,车流方向更为多变,这进一步增加了汇入的风险性和复杂性。

场景F和其他场景的差异性也较大,与场景A和场景B的JS散度值分别0.4、0.46,这表明当自车和目标车道交互达成一致,目标车道后车先通过,自车等待其通过后汇入时,车辆的速度、加速度显著低于其他场景,而汇入时间和压线时加速车道剩余长度明显高于其他场景。如果车辆汇入时,后方存在车辆对汇入车辆的行为也会产生显著影响。图8结果表明汇入速度、汇入加速度对汇入情况的差异反应更灵敏。场景C下车辆的汇入平均加速度与其他场景的JS值均大于0.58,存在较高的差异。场景F下车辆压线时加速车道剩余长度和除C外的其他场景存在较高水平的差距。

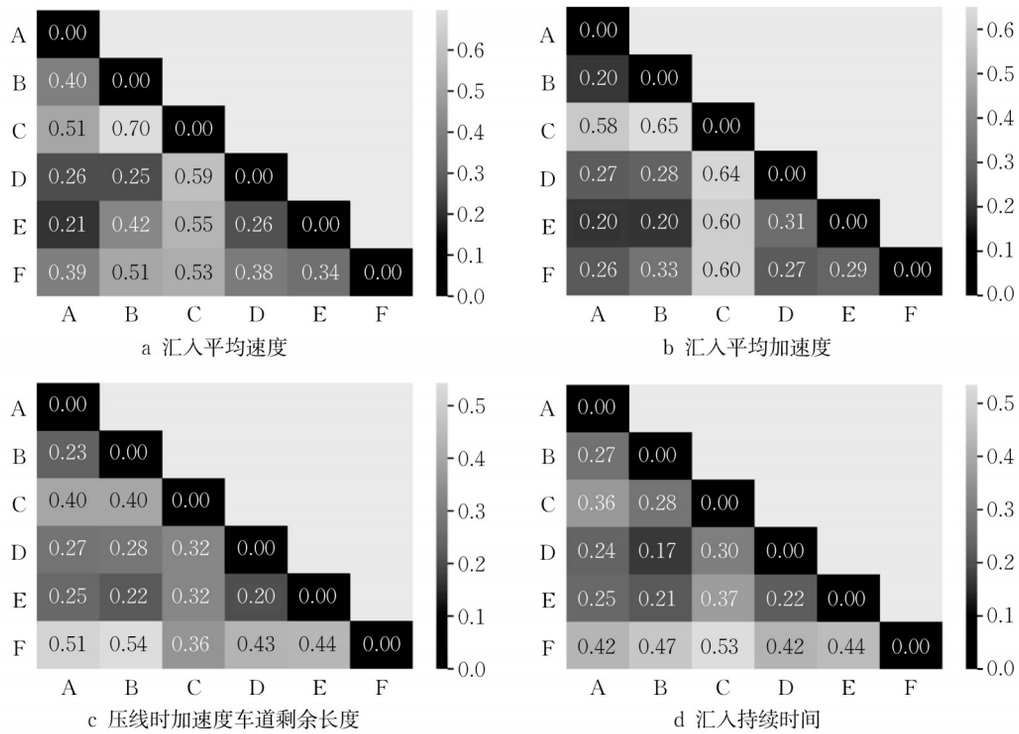


图 8　汇入特征相似性JS值

Fig. 8　JS value of merging feature similarity

4　结论

本研究糅合了汇入轨迹数据与高精地图数据，开展了汇入场景划分与相似性分析研究，进一步揭示了人类驾驶员间的动态交互行为。基于exiD数据集，在现有的换道行为（前后无车、有前车无后车、有后车无前车、前后均有车）分类基础上发现并定义了一类新的换道交互行为：有前车无后车（原来的后车变成前车），即在换道车辆表达汇入意图情况下，目标车道后车加速拒绝其切入。双方经过交互后，换道车辆让行目标车道后车，目标车道后车超越自车变成了前车。由于传统的换道场景划分方法已经不适用于描述汇入过程的复杂交互现象，因此根据汇入车辆位于加速车道的纵向位置将汇入过程分为3个阶段，以自车和周围车辆的相对位置对汇入场景进行了重新划分。针对划分的不同场景，从时间、空间和速度维度建立一套科学的相似性量化指标体系，对场景的显著差异进行了验证，揭示了人类驾驶员在驾驶过程中展现出的灵活多变的驾驶策略。

本研究综合运用了道路语义建模、匝道车辆识别，以及对汇入阶段的细分，显著提高了并行车辆识别的精度和车辆关系匹配的准确度，为深入探讨复杂交通场景中的时空特性打下了坚实的基础，其核心应用价值在于引入了一种新型的轨迹处理与分析方法，通过整合高精度地图与轨迹数据，成功实现了对车辆行为与道路环境相互作用的精确捕获，为增强自动驾驶决策系统的精准度和可信度提供了可靠的依据。此外，通过对场景的精确划分，为精细化和准确识别交互模式奠定了基础，开辟了理解复杂交通环境下交互行为的新途径。

本研究率先在轨迹数据处理中引入高精地图技术，通过在轨迹层与道路拓扑信息间架设桥梁，精确捕捉每辆车的行为及其与环境的互动，实现轨迹处理从“量”到“质”的转变。其次，提出了汇入交互场景的相似性量化建模方法，从时间、空间、速度三个关键维度出发，提供了更细颗粒度的视角，显著提高了交互行为特征分析的准确性和可靠性。本研究成果在道路交通安全和自动驾驶技术方面具有良好的实际应用价值。通过对汇入行为的深入理解，研究有助于改善高速公路的安全与效率，支持交通规划师和政策制定者优化汇入区域设计和管理，缓解交通拥堵并降低事故发生率。同时，研究提供的洞见对于完善自动驾驶车辆的决策算法至关重要，能帮助自动驾驶车辆更准确地理解和模拟复杂的人类驾驶行为，提升自动驾驶技术的安全性、舒适性和适应性，确保其更加顺畅地融入当前交通系统。

考虑到涉及个别驾驶员特征的大规模航拍车辆交

通轨迹数据集可能触及隐私问题,现有包含驾驶员心理和生理特征的数据集无法达到ExiD数据集的规模。因此,未来的研究需要在大规模车辆轨迹数据与驾驶员心理和身体健康、法律法规、道路类型和人类驾驶行为之间找到更好的平衡。限于数据的可获得性,本研究采用的是德国高速公路的数据集,由于驾驶环境和习惯的差异,对于中国高速公路的数据集,其结论可能会存在一定的差异,后续研究在条件许可时可采用本研究提出的方法成果对中国的驾驶数据进行进一步研究,通过比较不同地区的数据,可更全面地了解不同地理、文化和道路特征对汇入交互行为的影响,从而为中国的自动驾驶技术发展提供更准确的指导和决策支持。

作者贡献声明:

李林波:相关概念及方案讨论,论文语言组织。

王一琦:概念讨论,数据运算及起草论文。

李　杨:概念讨论与模型收集。

罗文泽:参与文稿修订。

吴　兵:论文审阅及文稿修订。

参考文献:

[1] MILAKIS D, VAN AREM B, VAN WEE B. Policy and society related implications of automated driving: A review of literature and directions for future research [J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2017, 21(4): 324.

[2] SCHIEBEN A, WILBRINK M, KETTWICH C, *et al*. Designing the interaction of automated vehicles with other traffic participants: design considerations based on human needs and expectations [J]. Cognition, Technology & Work, 2019, 21(1): 69.

[3] KADAR E E, KÖSZEGHY A, VIRK G S. Safety and ethical concerns in mixed human-robot control of vehicles [M]. Cham: Springer International Publishing, 2017.

[4] VASSILI A, JAMES C, JOHN H, *et al*. Next generation simulation program (NGSIM) [J]. Institute of Transportation Engineers ITE Journal, 2004, 74(8): 22.

[5] KRAJEWSKI R, BOCK J, KLOEKER L, *et al*. The highD dataset: A drone dataset of naturalistic vehicle trajectories on german highways for validation of highly automated driving systems [C]// Proceedings of the 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Maui, Hawaii, USA: IEEE, 2018: 2118-2125.

[6] KRAJEWSKI R, MOERS T, BOCK J, *et al*. The round dataset: A drone dataset of road user trajectories at roundabouts in germany [C]//2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). [S.l.]:IEEE, 2020: 1-6.

[7] MOERS T, VATER L, KRAJEWSKI R, *et al*. The exiD dataset: A real-world trajectory dataset of highly interactive highway scenarios in germany [C]// Proceedings of the 2022 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Maui, Hawaii, USA: IEEE, 2022: 958-964.

[8] GU X, ABDEL-ATY M, XIANG Q, *et al*. Utilizing UAV video data for in-depth analysis of drivers' crash risk at interchange merging areas [J]. Accident Analysis & Prevention, 2019, 123: 159.

[9] LU Y, CHENG K, ZHANG Y, *et al*. Analysis of lane-changing conflict between cars and trucks at freeway merging sections using UAV video data [J]. Journal of Transportation Safety & Security, 2023, 15(9): 943.

[10] 孙剑, 蒋舜, 欧阳吉祥. 城市快速路驶入匝道瓶颈车辆汇入行为 [J]. 同济大学学报(自然科学版), 2015, 43(4):549.
SUN Jian, JIANG Shun, OUYANG Jixiang, Modeling the vehicle merging behaviors at urban expressway on-ramp bottlenecks [J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2015, 43(4):549.

[11] LI Y, LI L, NI D. Comparative univariate and regression survival analysis of lane-changing duration characteristic for heavy vehicles and passenger cars [J]. Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems, 2022, 148(12): 04022109.

[12] PARK S, LIM W, SUNWOO M. Robust lane-change recognition based on an adaptive hidden markov model using measurement uncertainty [J]. International Journal of Automotive Technology, 2019, 20(2): 255.

[13] LI Y, LI L, Ni D, *et al*. Comprehensive survival analysis of lane-changing duration [J]. Measurement, 2021, 182: 109707.

[14] KANG K, RAKHA H A. Modeling driver merging behavior: A repeated game theoretical approach [J]. Transportation Research Record, 2018, 2672(20): 144.

[15] ZOU Y, ZHU T, XIE Y, *et al*. Multivariate analysis of car-following behavior data using a coupled hidden Markov model [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2022, 144: 103914.

[16] HIDAS P. Modelling vehicle interactions in microscopic simulation of merging and weaving [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2005, 13(1): 37.

[17] 蒋司杨. 面向汇入风险决策的智能车拟人化汇入策略 [D]; 西安:长安大学, 2022.
JIANG Siyang, The human-like merging strategy for the intelligent vehicle oriented to the merging risk decision [D]; Xi'an: Chang'an University, 2022.

[18] DAAMEN W, LOOT M, HOOGENDOORN S P. Empirical analysis of merging behavior at freeway on-ramp [J]. Transportation Research Record, 2010, 2188(1): 108.

[19] MARCZAK F, DAAMEN W, BUISSON C. Merging behaviour: Empirical comparison between two sites and new theory development [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2013, 36: 530.

[20] TOLEDO T, KOUTSOPOULOS H N, BEN-AKIVA M E. Modeling integrated lane-changing behavior [J]. Transportation Research Record, 2003, 1857(1): 30.