

面向 AEB 测试的汽车与不同二轮车 典型事故场景构建

蒋骏, 王朝健, 李晓艳

(西华大学 汽车与交通学院, 四川 成都 610039)

摘要: 基于国家车辆事故深度调查体系(NAIS)数据库筛选得到 224 例乘用车与不同二轮车事故案例,根据案例视频记录分析车辆动作信息,使用帧间差法估算车速信息,提取案例信息中的路段、天气、时段、乘用车动作、二轮车动作、相对运动方向字段作为聚类变量,采用层次聚类算法分别对聚类变量进行聚类分析;提取聚类结果作为基础场景,进一步分析车辆速度信息,最终构建五类面向 AEB(自动紧急制动系统)测试的汽车与不同二轮车典型事故场景。

关键词: 交通安全;汽车;二轮车;事故场景;AEB(自动紧急制动系统)测试场景

中图分类号: U491.31

文献标志码: A

文章编号: 1671-2668(2023)02-0032-08

1 研究背景

二轮车以低成本极大地满足了使用者的出行和运输需求,同时随着外卖行业的兴起和共享单车模式的流行,二轮车保有量呈爆发式增长,随之而来的是二轮车交通事故数量持续增长。根据中国国家统计局的数据,2015—2019 年,二轮车交通事故数量由 54 414 起增加到 76 967 起,增幅达 41%。另一方面,二轮车驾驶人由于缺乏有效保护,在交通事故中极易出现伤亡,被定义为弱势道路使用者。根据国家车辆事故深度调查体系(NAIS)数据库数据,在二轮车事故中,重大事故(一次造成 1~2 人死亡,或重伤 3 人以上 10 人以下,或财产损失 3 万元以上 6 万元以下的交通事故)占比达 71%,而车车事故中该类型事故占比为 28%。

自动紧急制动系统(AEB)可有效减少汽车与二轮车事故的严重程度^[1],但对于各汽车生产企业开发的 AEB 系统需采用标准的评估方法验证其有效性,而测试场景可以有效暴露 AEB 系统的缺陷。2019 年,欧盟新车认证规程(Euro-NCAP)发布了针对行人和骑车人场景的 AEB 测试协议^[2]。考虑到中国与国外交通特征的差异,由中国汽车技术研究中心有限公司发布的《C-NCAP 管理规则(2021 年版)》将二轮车加入 AEB 测试场景中^[3],但其测试场景所包含的要素和工况如相对行驶方向、二轮车速度等较单一,且人为主观性较强,难以覆盖复杂的道

路交通情况。

在 AEB 系统测试中,测试场景必须与实际道路交通事故场景相对应^[4],同时要考虑其相应的安全效益即典型性。因此,近年来国内学者基于中国二轮车事故数据,提取场景特征要素,以场景特征要素为聚类参数,采用层次聚类算法对聚类参数进行聚类分析,构建出符合中国国情的汽车与二轮车典型事故场景,为 AEB 测试提供参考^[5-6]。然而目前相关研究并未将二轮车按照标准法规分类并作为不同的研究对象进行分析,导致不同类型二轮车由于事故样本量差异其典型特征在聚类分析中难以被准确挖掘。如表 1 所示,二轮车按照国家标准可分为自行车、电动自行车、(电动/内燃机)两轮轻便摩托车(以下称轻便摩托车)和(电动/内燃机)两轮普通摩托车(以下称普通摩托车)^[7],各类型二轮车在道路交通中具有不同的驾驶行为特点,且在道路交通环境中四类二轮车保有量都十分巨大,因而在构建用于 AEB 测试的典型事故场景时不能忽略各类二轮车之间的事故特征差异。

表 1 二轮车分类

车辆属性	类型	设计速度/(km·h ⁻¹)
非机动车	自行车	—
	电动自行车	≤25
机动车 (电机/内燃机)	轻便摩托车	≤50
	普通摩托车	>50

鉴于此,本文基于 NAIS 数据库二轮车事故数据和视频资料,提取案例数据,推算二轮车速度信息,将二轮车作为研究对象,分别提取四类二轮车事故案例中的场景特征要素,包括环境信息、车辆动作信息、相对运动方向信息,采用层次聚类算法对特征要素进行聚类分析,将聚类结果作为基础场景,进一步结合车速信息构建汽车与不同二轮车典型事故场景,为 AEB 系统的测试验证提供参考依据。场景构建流程见图 1。

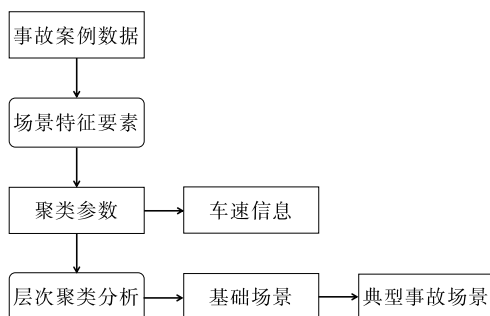


图 1 典型事故场景构建流程

2 事故数据提取

2.1 数据来源

事故数据来源于 NAIS 数据库。NAIS 由国家质检总局缺陷产品管理中心在 2010 年牵头建立,其数据库于 2013 年投入使用,目前在华南、华北、华东、西南、东北地区设有多个工作站点。NAIS 数据库案例信息包括采集信息和分析信息,事故类型多样、涉及地区广,每个案例的描述字段超过 2 000 个。NAIS 数据库的事故特征与全国道路交通事故统计年报信息基本吻合,具有中国典型性和代表性^[8],对探究中国道路交通事故特征具有重要参考价值。

2.2 案例筛选

研究对象为汽车与二轮车事故场景,事故场景分析需提取事故案例静态信息和参与方的运动信息,但在 NAIS 数据库中事故发生前的二轮车正常行驶速度(以下称二轮车速度)并未记录,通过文本字段也难以准确判断汽车和二轮车的相对行驶方向。为获取二轮车速度和汽车与二轮车的准确行驶方向,同时考虑到本文研究目的是提取面向 AEB 测试的危险场景,按照如下原则对案例进行筛选: 1) 所选案例必须有可用于估算二轮车速度和分析事故双方位置信息的视频记录(见图 2)。2) 事故只

包含两个参与方,参与方一为乘用车,参与方二为自行车、电动自行车、轻便摩托车、普通摩托车。3) 排除二轮车追尾、汽车静止等由汽车 AEB 系统本身无法避免的事故案例。基于以上原则,从 NAIS 数据库中初步提取 224 例有效案例,其中自行车事故 40 例、电动自行车事故 70 例、轻便摩托车事故 79 例、普通摩托车事故 35 例。



图 2 案例视频截图

2.3 运动信息提取

汽车与二轮车的相对运动方向通过提取案例视频人工进行判断。二轮车速度按照帧间差法^[9]进行估算,公式如下:

$$v = 3.6L/t, t = nt', t' = 1/f$$

式中: v 为车辆行驶速度(km/h); L 为车辆轴距(m); t 为车辆前后轴通过参考点所用时间(s); t' 为两帧时间差(s); f 为视频的帧率。

3 聚类分析

3.1 聚类方法

聚类分析是根据样本的特征及样本间的相似性,在多指标的基础上通过各种算法对事物进行归类的无监督的分类方法。传统的聚类方法有 K 均值聚类、模糊聚类等基于划分的聚类算法和基于层次的聚类算法。划分聚类算法针对一个包含 n 个样本的数据集,先创建一个初始划分,然后采用一种迭代的重新定位技术,通过样本在类别间移动来改进聚类簇,最后通过一个聚类准则结束移动并判定结果的好坏^[10-11]。其优点是简单、易理解、收敛快,适用于样本量大的数据,缺点是聚类结果取决于初始聚类中心的选择,且极易受到噪点的影响,其最终聚类个数也需要人为设定。层次聚类又称系统聚类,其基本思路是先把 n 个样本看成 n 类,计算样本间的距离,将距离最小的两类合并为一类,得到 $n-1$ 类,然后在 $n-1$ 类中合并最近的两类,重复上述步骤,直到所有样本合并为一类^[12-14]。层次聚类方法计算时间较长,但限制条件少、距离规则较易定义,

不需要预先指定聚类个数,且可以回溯样本的层次关系^[15]。为避免人为指定聚类个数对聚类过程产生影响,同时考虑到提取的事故样本量较小,本文采用层次聚类法。

3.2 距离

聚类过程需要评价样本间或类间的相似度,一般采用距离作为相似度评价指标。

3.2.1 样本间距离

闵可夫斯基距离是最常用的距离之一^[14],它又分为绝对距离、欧氏距离、切比雪夫距离。本文采用绝对距离计算样本间距离,计算公式如下:

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^p |x_{ik} - x_{jk}|$$

式中: d_{ij} 为样本 x_i 与样本 x_j 的距离; p 为样本的变量数; x_{ik} 、 x_{jk} 分别为第 i 个、第 j 个样本的第 k 个变量的取值。

3.2.2 类间距

类间距的计算方法包括最小距离法、最大距离法和类平均法。最短距离法是计算两个类中最接近的两个样本间距离作为类间距,最长距离法是计算两个类中最远的两个样本间距离作为类间距,类平均法则是采用两个类中任意两个样本间距离的平方的平均值作为类间距。本文采用类平均法计算类间距。设类 G_K 中有 n 个样本,类 G_L 中有 m 个样本,则类 G_K 和 G_L 之间的平均距离为:

$$D_{KL}^2 = \frac{1}{nm} \sum_{\substack{x_i \in G_K \\ x_j \in G_L}} d_{ij}^2$$

3.3 聚类变量选取

交通事故的发生是人、车、环境多因素共同作用的结果,而真实世界的事故场景是一个包含无限多要素的集合,且非常复杂,考虑到研究的可行性,聚类变量的选取应基于结果的预期用途,即选择能充分描述 AEB 测试场景的最小数量的变量^[16]。例如,为了准确描述事故运动信息,需提取汽车与二轮

车的动作及相对运动方向信息。鉴于此,本文围绕 AEB 测试需求,初步选取障碍物、路段、天气、时段、乘用车动作、二轮车动作、相对运动方向 7 个字段作为聚类变量,各字段取值及样本统计结果见表 2。

表 2 聚类变量

变量	变量取值	编码	样本量/个
障碍物	无	1	183
	有	2	41
路段	普通路段	1	112
	十字路口	2	78
	丁字路口	3	34
天气	晴	1	148
	阴	2	54
	雨	3	22
时段	日间	1	133
	夜间	2	91
	直行	1	186
乘用车动作	左转	2	24
	右转	3	14
	直行	1	167
二轮车动作	左转	2	44
	右转	3	13
	垂向(左方)	1	69
相对运动方向	垂向(右方)	2	40
	同向	3	70
	对向	4	45

3.4 相关性分析

聚类变量之间的相关性会在数据中引入噪点,影响聚类结果。使用 Cramer's V 值可测量两个分类变量对之间的关联强度,接近 1 的值表示强关联,接近零的值表示弱关联或无关联。以轻便摩托车数据为例,如表 3 所示,相对运动方向与道路类型、天气、二轮车动作 3 个变量的 Cramer's V 值均大于 0.3,表示相对运动方向与 3 个变量呈中度相关。因此,在聚类分析中,不将相对运动方向作为聚类变

表 3 两变量间的 Cramer's V 值

变量	障碍物	路段	天气	时段	乘用车动作	二轮车动作	相对运动方向
障碍物	1.000	0.086	0.138	0.018	0.111	0.145	0.194
路段		1.000	0.135	0.236	0.229	0.212	0.418
天气			1.000	0.017	0.101	0.273	0.340
时段				1.000	0.134	0.164	0.176
乘用车动作					1.000	0.143	0.292
二轮车动作						1.000	0.525
相对运动方向							1.000

量,而是将其作为补充信息根据聚类结果进行统计描述。最终确定聚类变量为障碍物、道路类型、天气、时段、乘用车动作、二轮车动作。

3.5 独热编码

运行聚类算法需要将变量取值用数值表示,但变量取值仅有状态之别,无大小之分,对于存在三值以上变量的聚类,需使用独热编码进行转换,以保证各变量值之间的距离不超过 1。独热编码又称一位有效编码,其方法是使用 N 位状态寄存器对 N 个状态进行编码,每个状态都有独立的寄存器位,并且在任意时刻只有一位有效^[17]。转换格式见表 4。

表 4 变量取值独热编码

变量	变量取值	编码	独热编码
二轮车动作	直行	1	[0.5,0.0,0.0]
	左转	2	[0.0,0.5,0.0]
	右转	3	[0.0,0.0,0.5]

3.6 确定聚类个数

利用 MATLAB 对事故数据进行层次聚类分析,在使类的个数尽量少的前提下,参考不一致系数确定最终聚类个数。在聚类过程中,若某一次聚类

所对应的不一致系数较上一次有大幅增加,说明上一次聚类效果较好,不一致系数增幅越大,上一次聚类效果越好^[18]。以轻便摩托车事故数据为例,图 3 为聚类过程中不一致系数的变化,其中倒数第 7 次聚类到倒数第 6 次聚类的不一致系数增幅最大,故将聚类个数确定为 7 类。

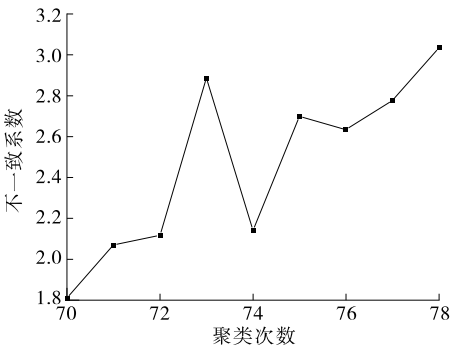


图 3 不一致系数的变化

3.7 聚类结果

以轻便摩托车数据为例,根据不一致系数将事故数据聚为 7 类,各类别变量取值对应的样本数统计结果见表 5,取各变量取值样本数最多的值作为变量值(加粗的数据)。

表 5 聚类结果

变量	变量取值	各类别变量取值的样本数/个						
		类别 1	类别 2	类别 3	类别 4	类别 5	类别 6	类别 7
障碍物	无	18	19	15	7	4	2	1
	有	5	3	1	2	2	0	0
路段	普通路段	0	8	15	4	5	0	0
	十字路口	23	8	0	4	0	2	0
	丁字路口	0	6	1	1	1	0	1
天气	晴	14	20	15	0	0	0	1
	阴	7	0	0	9	6	0	0
	雨	2	2	1	0	0	2	0
时段	日间	23	0	16	0	6	1	1
	夜间	0	22	0	9	0	1	0
	直行	22	19	13	9	3	2	0
乘用车动作	左转	1	1	0	0	1	0	1
	右转	0	2	3	0	2	0	0
	直行	23	17	9	7	6	0	1
二轮车动作	左转	0	5	5	2	0	0	0
	右转	0	0	2	0	0	2	0
总计		23	22	16	9	6	2	1
占比/%		29.1	27.8	20.3	11.4	7.6	2.5	1.3

4 典型事故场景构建

提取各二轮车事故场景特征要素聚类结果作为基础场景,进一步分析各基础场景的速度,构建汽车与不同二轮车的典型事故场景。

4.1 基础场景提取

提取聚类结果中每个变量中样本数最多的变量值作为基础场景要素。对于在相关性分析中被剔除的相对运动方向变量,参考 Cramer's V 值,在确定各类变量后,由与之相关程度最高的聚类变量的值确定其取值。例如在表 5 类别 1 中,参考表 3 可知其相对运动方向与二轮车动作 Cramer's V 值最高,

且二轮车动作值为直行,经过统计,该条件下相对运动方向各取值对应的样本数分别为垂向(右方)3 例、垂向(左方)18 例、同向 1 例、对向 1 例,其中垂向(左方)样本数占比最高,该变量值确定为垂向(左方)。以轻便摩托车数据为例,根据表 5 进行场景提取,由于类别 5、类别 6、类别 7 的样本数占比过少,类别 2 和类别 4 中路段取值样本数没有差异,可认为这五类数据不具有典型性,只提取类别 1 和类别 3 作为基础场景,提取结果见表 6。

按上述方法对四类二轮车数据进行聚类分析和基础场景提取,轻便摩托车共提取到 2 个基础场景,其他三类二轮车各提取到 1 个基础场景(见表 7)。

表 6 基础场景提取

场景编号	二轮车类型	障碍物	路段	天气	时段	乘用车动作	二轮车动作	相对运动方向
S1	轻便摩托车	无	十字路口	晴	日间	直行	直行	垂向(左方)
S2	轻便摩托车	无	普通路段	晴	日间	直行	直行	垂向(左方)

表 7 四类二轮车基础场景提取结果

场景编号	样本数/个	二轮车类型	障碍物	路段	天气	时段	乘用车动作	二轮车动作	相对运动方向
S1	23	轻便摩托车	无	十字路口	晴	日间	直行	直行	垂向(左方)
S2	16	轻便摩托车	无	普通路段	晴	日间	直行	直行	垂向(左方)
S3	65	电动自行车	无	普通路段	晴	日间	直行	左转	同向
S4	11	自行车	无	普通路段	晴	日间	直行	左转	同向
S5	28	普通摩托车	无	普通路段	晴	日间	直行	直行	对向

4.2 速度分析

五类车与二轮车基础场景的速度分布见图 4。下面主要根据车速上下四分位数对车辆速度进行分析。S1 和 S2 场景均为汽车与轻便摩托车场景,二轮车速度分布差异不大,集中在 10~25 km/h;S3 场景为汽车与电动自行车场景,二轮车速度为 10~20 km/h;S4 场景中二轮车速度普遍较低,为 10~15 km/h,其分布相较于其他二轮车更集中;S5 场景为汽车与普通摩托车场景,二轮车速度分布较离散,为 20~50 km/h。根据表 1 可以推测,不同二轮车场景的二轮车速度差异可能是由不同设计速度所致。值得注意的是,尽管轻便摩托车的设计速度小于 50 km/h,但在本文提取的基础场景中该车型速度均未超过 35 km/h,普遍低于 30 km/h。五类场景中乘用车速度主要集中在 30~60 km/h,前 4 个场景中乘用车速度分布无明显差异,S5 场景中乘用车速度分布较离散。

考虑到部分场景中车速分布过于离散,不利于 AEB 测试场景设置,提取各组的 50% 车速并归纳为 5 的倍数作为车辆测试速度,提取结果见表 8。

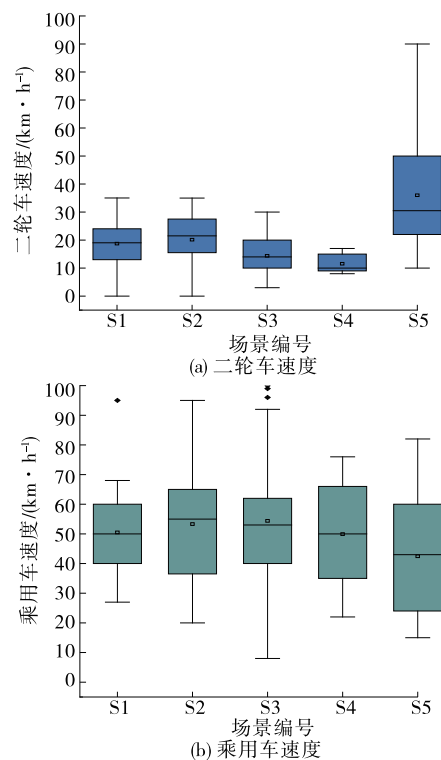


图 4 速度分布

表 8 车辆的测试速度

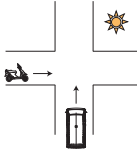
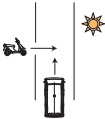
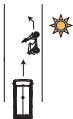
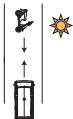
场景编号	二轮车速度/(km·h ⁻¹)	汽车速度/(km·h ⁻¹)
S1	20	50
S2	20	55
S3	15	55
S4	10	50
S5	30	45

4.3 典型事故场景

结合基础场景和车辆测试速度,构建面向 AEB 测试的汽车与不同二轮车典型事故场景,结果见表 9。涉及轻便摩托车的场景有 S1 和 S2,其主要差异体现在路段类型和乘用车速度,S1 路段类型为十字路口,乘用车速度为 50 km/h,S2 路段类型为普

通路段,乘用车速度为 55 km/h,两类场景的二轮车均为左方来车。电动自行车、自行车、普通摩托车分别对应 S3、S4、S5 场景,三类场景的路段类型均为普通路段,S3、S4 场景中二轮车速度不高,但都是在与乘用车同向行驶向左转时发生碰撞,这可能是由于较低的速度使骑车人容易放松警惕,导致在进行转向时疏于观察后方来车,这两类场景的差异主要在于 S3 中的二轮车速度与乘用车速度均高于 S4 场景;S5 场景中二轮车速度达到 30 km/h,在所有场景中最高,而该类场景中乘用车速度为所有类别中最低,为 45 km/h,该类场景中普通摩托车速度较快,且与乘用车是对向行驶,这是导致事故发生的重要原因。

表 9 汽车与不同二轮车典型事故场景

场景编号	图示	场景描述
S1		在日间、晴天的十字路口,在未采取制动的情况下,一辆乘用车与从左方垂向而行的轻便摩托车发生碰撞,乘用车和二轮车速度分别为 50 km/h、20 km/h
S2		在日间、晴天的普通路段,在未采取制动的情况下,一辆乘用车与从左方垂向而行的轻便摩托车发生碰撞,乘用车和二轮车速度分别为 55 km/h、20 km/h
S3		在日间、晴天的普通路段,在未采取制动的情况下,一辆乘用车与前方左转的电动自行车发生碰撞,乘用车和二轮车速度分别为 55 km/h、15 km/h
S4		在日间、晴天的普通路段,在未采取制动的情况下,一辆乘用车与前方左转的自行车发生碰撞,乘用车和二轮车速度分别为 50 km/h、10 km/h
S5		在日间、晴天的普通路段,在未采取制动的情况下,一辆乘用车与对向行驶的正常摩托车发生碰撞,乘用车和二轮车速度分别为 45 km/h、30 km/h

4.4 对比分析

图 5 为 C-NCAP 中汽车与二轮车 AEB 测试场景示意图,场景描述见表 10^[3]。该测试场景并未对路段类型和天气进行描述,且其测试目标物仅分为自行车和踏板摩托车(部分轻便摩托车和普通摩托车的统称),这两类二轮车所对应的速度难以覆盖现

实交通情况。对比表 9 和表 10,本文构建的事故场景与 C-NCAP 中的 3 个测试场景相似,但考虑了天气、路段要素,并且 S3、S4 场景涉及二轮车左转的情况,而 C-NCAP 场景中二轮车动作只有直行。本文构建的典型事故场景中,自行车测试速度为 10 km/h,比 C-NCAP 中自行车测试速度低 5 km/h,轻便摩

托车测试速度与 C-NCAP 中踏板摩托车测试速度一致,但 C-NCAP 未对踏板摩托车进一步分类,忽略了车速普遍较高的普通摩托车,也没有涉及电动自行车

车的测试场景,其场景可能难以代表中国二轮车事故的典型特征。相对而言,本文构建的测试场景考虑了不同二轮车事故场景的特征差异,可更好地满足

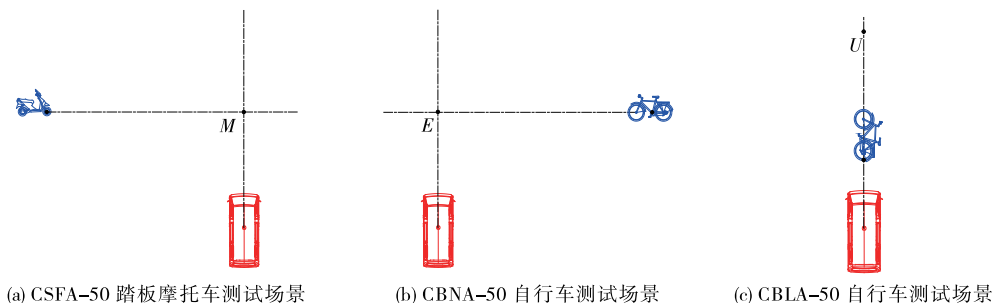


图 5 C-NCAP 中汽车与二轮车 AEB 测试场景示意图

表 10 C-NCAP 中汽车与二轮车 AEB 测试场景描述

场景编号	场景描述
CSFA	白天,在未采取制动的情况下,乘用车直行,与垂向(左方)行驶的踏板摩托车发生碰撞,碰撞位置为图 5(a)中的 M 点,乘用车速度为 30~60 km/h,踏板摩托车速度为 20 km/h
CBNA	白天,在未采取制动的情况下,车辆直行,与垂向(右方)行驶的自行车发生碰撞,碰撞位置为图 5(b)中的 E 点,乘用车速度为 20~60 km/h,自行车速度为 15 km/h
CBLA	白天,在未采取制动的情况下,车辆直行,与同向行驶的自行车发生碰撞,碰撞位置为图 5(c)中的 U 点,乘用车速度为 20~60 km/h,自行车速度为 15 km/h

AEB 系统测试需求。

5 结论

本文将二轮车细化为自行车、电动自行车、轻便摩托车、普通摩托车四类,采用层次聚类算法分别对汽车与四类二轮车事故数据进行聚类分析,挖掘事故特征,构建五类面向 AEB 测试的汽车与不同二轮车的典型事故场景。相较于现有 C-NCAP 测试场景,构建的典型事故场景考虑了路段、天气要素,在不同典型事故场景下确定了对应的乘用车速度,且包含二轮车左转的情况,二轮车速度更全面、更有代表性,五类典型事故场景二轮车速度分别为 10 km/h、15 km/h、20 km/h、20 km/h、30 km/h,能更好地反映汽车与不同二轮车事故的场景关键特征,对车辆 AEB 系统应对涉及二轮车场景的测试验证具有重要参考意义。

五类场景的天气、时段取值为晴天、日间,且均无障碍物,而不是明显对车辆行驶更易造成干扰而导致事故发生的雨天、夜间和有障碍物。这是由于场景的危险程度并不能代表场景的典型性。例如雨天和有障碍物条件下行车危险性更高,但雨天和障碍物本身出现频次低,所导致的事故总数明显低于

其他条件;对于夜间取值,由于聚类得到的夜间场景中某一变量多个取值样本数没有差异,可认为这类场景不具有典型性。本文研究结果显示了四类二轮车事故中最常见的事故场景,代表了对车辆 AEB 系统的基本功能需求,可作为车辆 AEB 系统的一般测试场景。在此基础上,可根据需求结合经验进一步考虑极端恶劣的场景测试条件。

参考文献:

- [1] CHEN Q, LIN M, DAI B, et al. Typical pedestrian accident scenarios in China and crash severity mitigation by autonomous emergency braking systems[R]. SAE Technical Paper, 2015-01-1464, 2015.
- [2] European New Car Assessment Programme (Euro NCAP). Test protocol—AEB VRU systems (Version 3.0.4)[S]. European New Car Assessment Programme(Euro NCAP), 2021.
- [3] 中国汽车技术研究中心有限公司. C-NCAP 管理规则(2021 年版)[S]. 天津: 中国汽车技术研究中心, 2021.
- [4] 李霖, 朱西产, 刘颖, 等. 涉及骑车人的典型交通危险场景[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2014, 42(7): 1082—1087.
- [5] 胡林, 易平, 黄晶, 等. 基于真实事故案例的自动紧急制

- 动系统二轮车测试场景研究[J]. 汽车工程, 2018, 40(12):1435—1446+1453.
- [6] 周华,张巧玉,母尧尧,等.十字路口乘用车与二轮车典型危险场景聚类及推演[J].中国安全科学学报,2020, 30(4):100—107.
- [7] 上海机动车检测认证技术研究中心有限公司.摩托车和轻便摩托车术语 第 1 部分:车辆类型:GB/T 5359.1—2019[S].北京:中国标准出版社,2019.
- [8] 徐向阳,周兆辉,胡文浩,等.基于事故数据挖掘的 AEB 路口测试场景[J].北京航空航天大学学报,2020, 46(10):1817—1825.
- [9] 周华,刘峰,李平飞,等.电动二轮车侧倾角对骑车人头部损伤影响研究[J].中国安全科学学报,2019,29(5): 79—84.
- [10] 章永来,周耀鉴.聚类算法综述[J].计算机应用,2019, 39(7):1869—1882.
- [11] 董琦璠.基于划分聚类算法的研究及其应用[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2018.
- [12] 田兵.系统聚类法及其应用研究[J].阴山学刊(自然科学版),2014,28(2):11—16.
- [13] 罗菲菲,刘贵全,安景琪,等.一种分层聚类方法及其应用研究[J].成都理工大学学报(自然科学版), 2005,32(6):649—652.
- [14] 马立平,张玉春.统计学原理[M].北京:电子工业出版社,2018:230—238.
- [15] 张巧玉.乘用车与二轮车典型危险场景改进聚类及推演[D].成都:西华大学,2021.
- [16] BO S, NILS L, JONAS B. A clustering approach to developing car-to-two-wheeler test scenarios for the assessment of Automated Emergency Braking in China using in-depth Chinese crash data[J]. Accident Analysis & Prevention, 2019, 132:105242.
- [17] 梁杰,陈嘉豪,张雪芹,等.基于独热编码和卷积神经网络的异常检测[J].清华大学学报(自然科学版), 2019,59(7):523—529.
- [18] 谢中华. MATLAB 统计分析与应用:40 个案例分析[M].北京:北京航空航天大学出版社,2010:304—305.
- 收稿日期:2022—04—19

(上接第 31 页)

- [9] 刘鹏飞,青伟,申绍君.道路交通事故黑点鉴别方法研究[J].公路与汽运,2022(6):41—43+59.
- [10] 姚胜彪,柳南高速公路事故多发路段鉴别分析及对策[J].西部交通科技,2017(5):93—97.
- [11] 刘谷,廖志高,马青娜.基于单元法的故事多发路段的鉴别分析[J].交通科技,2010(3):111—112+115.
- [12] THOMAS I. Spatial data aggregation: Exploratory analysis of road accidents[J]. Accident Analysis & Prevention, 1996, 28(2):251—264.
- [13] LI X, CHENG G D, LIU S M, et al. Heihe watershed allied telemetry experimental research (HiWATER): Scientific objectives and experimental design [J]. Bulletin of American Meteorological Society, 2013, 94(8):1145—1160.
- [14] 王劲峰,葛咏,李连发,等.地理学时空数据分析方法[J].地理学报,2014,69(9):1326—1345.
- [15] 杜敏,闻德保,周苏娅.基于 GIS 的公路边坡地质灾害危险性评价[J].长沙理工大学学报(自然科学版), 2018,15(4):59—65.
- [16] 朱庆.三维 GIS 及其在智慧城市中的应用[J].地球信息科学学报,2014,16(2):151—157.
- [17] MANDLOI D, GUPTA D. Evaluation of accident black spots on roads using geographical information system(GIS)[C]//Map India Conference, Transportation, 2003.
- [18] 郭晓魁,李瑞,陈罗刚,等.基于 GIS 的城郊公路交通事故时空分布研究[J].河北工业大学学报,2017, 46(5):62—67+73.
- [19] YAMADA I, THRILL J. Comparison of planar and network K function in traffic accident analysis[J]. Journal of Transport Geography, 2004, 12:149.
- [20] OKABE A, SUGIHARA K. Spatial analysis along networks: Statistical and computational methods[M]. New Jersey: John Wiley & Sons Ltd, 2012.
- [21] 谢练,吴超仲,吕能超,等.基于改进聚类算法的道路交通事故多发路段鉴别方法研究[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2014,38(4):904—908.
- [22] 黄钢,瞿伟斌,许卉莹.基于改进密度聚类算法的交通事故地点聚类研究[J].交通运输系统工程与信息, 2020,20(5):169—176.
- [23] 冯少荣,肖文俊.基于密度的 DBSCAN 聚类算法的研究及应用[J].计算机工程与应用,2007,43(20): 216—221.
- [24] 伍育红.聚类算法综述[J].计算机科学,2015,42(增刊 1):491—499+524.
- 收稿日期:2022—07—25