

# Study of Automatic Classification Method for Typical Dangerous Incidents in Chinese Road Traffic

Maozhu LIAO, Xichan ZHU, Xiaoyu SUN, Kaiyuan ZHANG, Zhixiong MA

School of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai, China, 201804

Email: [liaomaozhu@tongji.edu.cn](mailto:liaomaozhu@tongji.edu.cn)

**Abstract:** In order to evaluate and develop Advanced Driver Assistance System (ADAS) with certain function, it's necessary to obtain related driving scenarios from field operational test(FOT) or naturalistic driving study(NDS), and the automatic classification method can improve the work efficiency. Based on 37 classifications of dangerous incidents of National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA), the paper summarized 7 incidents categories that most commonly occurred in China into 3 categories, namely straight collision incidents, line change collision incidents and turning collision incidents. Then the related parameters were analyzed, a mathematical model was established. When the steering angel is equal or greater than  $60^\circ$ , the turning collision incidents will be determined. Besides, Euclidean distance of the parameters to the center of the sample set is used to classify straight and line change collision incidents. The sampling inspection shows that the automatic classification method obtains an accuracy of 80%.

**Keywords:** Automobile active safety; Dangerous incidents; automatic classification; Euclidean distance

## 中国道路典型危险工况的自动分类方法研究

廖茂竹, 朱西产, 孙晓宇, 张开元, 马志雄

同济大学 汽车学院, 上海, 中国, 201804

Email: [liaomaozhu@tongji.edu.cn](mailto:liaomaozhu@tongji.edu.cn)

**摘要:** 为实现特定功能的先进驾驶辅助系统开发及测试, 需从大型实车路试、自然驾驶研究中获取相关的驾驶场景, 而自动分类方法可大大提高前期工作效率。依据美国高速公路安全管理局制定的 37 类危险工况分类, 将中国最常出现的前七类危险工况总结为直行、变道和转向 3 大类, 通过分析对应参数特征, 建立数学模型, 首先利用方向盘转角大于等于  $60^\circ$  将转向类筛选出, 对直行和变道类, 通过计算参数与样本集中心点的欧几里得距离, 最终实现自动分类, 通过抽样检验该方法的正确率为 80%。

**关键词:** 汽车主动安全; 危险工况; 自动分类; 欧几里得距离

### 1 前言

近年来先进驾驶辅助系统 (Advanced Driver Assistance System, ADAS) 普遍地被各大汽车公司重视并应用<sup>[1,2]</sup>。为更好的对其进行测试评价, 大型实车路试 (Field Operational Test, FOT) 和自然驾驶研究 (Naturalistic Driving Study, NDS) 开始作为重要的测试手段得到广泛的研究和应用。不同功能的 ADAS 系统需要进行不同的驾驶工况测试, 例如盲点监测系统 FOT 测试, 测试本身所关注的危险工况只有变道工况一种, 对于其他工况可能并不在意<sup>[3]</sup>。同样对于车道偏离预警系统来讲, 该系统关注的只是车辆漂移工况。目前对于危险工况本身的识别, 需要大量人为工作完成, 对于危险工况的分类更是如此。在国外 IVBSS-FOT(Integrated Vehicle-Based Safety Systems)<sup>[4]</sup>中, 针对各种 ADAS 产品, 测试人员将危险工况分为了三类<sup>[5]</sup>, 分别为: 追尾干涉工况、变道干涉工况、偏离道路干涉工况, 针对这三类工况, IVBSS 测试人员分别制定了相应的筛选阈值, 但是分类效果并不好。如果能够根据现有数据对 FOT 危险工况进行工况间的识别, 则将提高这类测试的工作效率。

## 2 危险工况类别以及关键参数介绍

### 2.1 危险工况类别介绍

同济大学进行的自然驾驶研究中通过动力学参数阈值界定以及多人主观评价,共收集了 500 例危险工况<sup>[6]</sup>。该研究根据中国驾驶员产生的危险工况,并依据 NHTSA 定义的 37 类分类标准对 500 例危险工况进行了分类,得到在中国道路交通环境和驾驶员操作习惯下,最常见的 7 类危险工况如表 1 所示:

**Table 1. 7 types of dangerous conditions in which China has the largest number of times**  
**表 1. 中国发生次数最多的 7 类危险工况**

工况类型	数量	百分比/%
14直行与两轮车相撞	105	21.0
25后方车辆接近减速行驶的前车	101	20.2
13转向中的与两轮车相撞	71	14.2
28车辆在有信号灯的路口右转	40	8.0
18车辆变道过程中与相同行驶方向的车辆相撞	35	7.0
12直行与行人相撞	27	5.4
19车辆漂移过程中与相同行驶方向的车辆相撞	25	5.0

在这 7 类常见的危险工况中, 19 类危险工况的识别需要结合环境信息, 并且对应的运动特征明显度低, 在 7 类危险工况中的占比也较小, 故不对其进行分类。剩余的 6 类危险工况可以被归为 3 类, 如表 2 所示:

**Table 2. Classification of hazardous conditions**  
**表 2. 危险工况分类**

工况分类	对应NHTSA分类工况
直行碰撞类	14直行与两轮车相撞
	25后方车辆接近减速行驶的前车
	12直行与行人相撞
转向碰撞类	13转向中的与两轮车相撞
	28车辆在有信号灯的路口右转
变道碰撞类	18车辆变道过程中与相同行驶方向的车辆相撞

### 2.2 关键参数介绍

危险工况来源于 China-FOT 数据库, 该测试从 2014 年 7 月持续至 2015 年 12 月, 在中国上海地区进行, 涵盖 8~10 辆车, 32 位驾驶员, 可使用的行程数据为 7402 段, 共计 3594 个小时, 129935 km。所得数据分别以视频数据和 mat 文件格式。

危险工况的筛选主要运用车辆动力学参数的多层筛选和人工阅读视频进行主观评价相结合的方式实现。运用软件截取极端干涉或驾驶员采取最激烈避撞行为时刻点的前 10s 以及后 5s 相对应的视频及 mat 文件数据。本文以随机选取的 43 例危险工况样本作为研究基础, 针对危险工况分类方法的研究, 主要使用的相关参数如表 3 所示:

**Table 3. Classification of hazardous conditions**  
**表 3. 危险工况分类**

序号	参数名称	含义
1	mBrakePressure	车辆制动压力，驾驶员制动力度越大，其值越大。
2	mSteeringAngle	方向盘转角。
3	mSteeringAngleRate	方向盘转角速率。
4	mPressurePeak	制动压力峰值。
5	mPressurePeakTime	mBrakePressure 最大值出现的时刻。该变量表征危险片段中驾驶员制动行为最激烈的时刻。
6	mHardbreakingTime	驾驶员开始紧急制动的时刻，定义为驾驶员制动压力峰值向前第一个局部极小值或零值出现的时刻。
7	mTimedifference	定义为 mPressurePeakTime 与 mHardbreakingTime 的差值，即驾驶员从开始紧急制动到峰值时刻的时间差。此值越小，则意味着驾驶员制动动作越迅速。
8	mSteeringPeak	转向速率峰值，定义为制动开始前 1 s 至最后的时间区间内，距离紧急制动开始时间最近的转向速率峰值的绝对值。这是由于在多数危险工况中转向避让行为可分为前期避让以及后期回稳行为 <sup>[7,9]</sup> ，同时通过对 43 例危险工况样本的转向避让行为进行分析发现，极少数驾驶员采取转向避让行为的时间早于制动避让行为的时间，但都不超过 1 s，故做此设定，有利于减少误报现象。
9	mSteeringPeakTime	mSteeringPeak 转向速率峰值出现的时刻。
10	mSteeringTimeDifference	转向速率峰值出现时刻 mSteeringPeakTime 与驾驶员开始紧急制动时刻 mPressurePeakTime 的时间差。
11	mBrakeSteeringPeak	从制动开始时刻 mHardbreakingTime 至制动峰值时刻 mPressurePeakTime 内出现的最大转向速率峰值的绝对值。该时间段代表了驾驶员急刹车的过程，在这段时间内，驾驶员在不同工况下的转向行为具有一定差异。
12	mBrakeSteeringPeakRatio	mBrakeSteeringPeak 与 mSteeringPeak 之商。表征驾驶员在制动开始至制动峰值时间内的转向剧烈程度占总体的转向剧烈程度的份额。

### 3 危险工况间判别方法研究

转向碰撞类工况与直行、变道碰撞类工况之间的车辆动力学参数差别较大，转向碰撞类工况在驾驶员开始紧急制动时刻，方向盘转角已经较大，而直行、变道碰撞类工况只有个别工况在驾驶员开始紧急制动时具有一定转角，且其数值较小。而直行碰撞类工况与变道碰撞类工况之间的车辆动力学参数差别较小，两者较难区分。

#### 3.1 转向碰撞类危险工况的区分

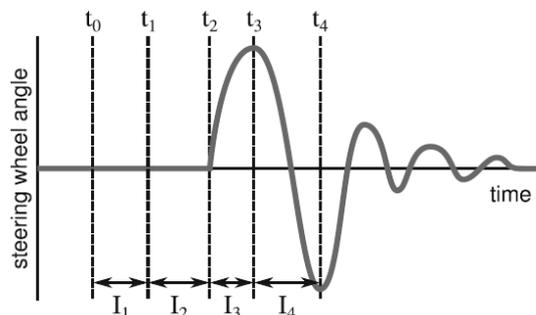
通过对转向、直行以及变道碰撞类工况基本特征的了解，同时对 43 例样本工况进行的特征分析，初步确定在驾驶员开始紧急制动时刻，方向盘转角是 60°，为区分这 3 类工况的阈值。并使用该标准对上述 3 类工况进行区分，从 China-FOT 数据库中抽取 54 例危险工况样本进行检验如表 4 所示。可以看到全部转向工况的方向盘转角大于 60°，全部直行工况的方向盘转角小于 60°，1 例变道工况方向盘转角大于 60°，故该阈值较可靠。

**Table 4. Three types of dangerous conditions to start the emergency braking moment steering wheel angle**  
**表 4. 三类危险工况开始紧急制动时刻方向盘转角**

转向工况方向盘转角/°	直行工况方向盘转角/°	变道工况方向盘转角/°
74.12	0.26	1.67
65.3	7.3	4.26
82.22	4.71	20
90.5	5.67	0.57
66.41	6.07	0.25
75.63	0.79	5.46
175.98	5.67	2.37
	0.88	3.47
	0.97	18.59
	3.36	1.78
	13.67	0.88
	3.38	0.79
	5.41	0.97
	0.66	0.26
	4.4	81.31
	5.06	0.48
	1.27	17.89
	7.08	2.29
	1.49	0.19
	1.1	18.16
	10.09	5.39
	1.49	2.77
	6.44	6.24
	3.08	

故在驾驶员开始紧急制动时刻，若本车方向盘转角大于等于 60°，即判定为转向碰撞类工况，余下则属于直行碰撞类工况或变道碰撞类工况。

### 3.2 直行碰撞类与变道碰撞类危险工况区分



**Figure 1. A schematic illustration of a steering manoeuvre required to avoid a collision**  
**图 1. Ola Benderius 对转向避让过程阶段定义<sup>[7]</sup>**

直行与变道碰撞类工况的不同之处的表现之一，在于驾驶员转向行为以及转向避让行为的采取情况。Ola

Benderius<sup>[7]</sup>将转向避让操作行为分为四个阶段，其中  $t_0$  为驾驶员开始制动的时刻， $t_1$  为驾驶员开始紧急制动的时刻， $t_2$  为驾驶员开始急转方向盘的时刻， $t_3$  为驾驶员方向盘转角达到最大的时刻， $t_4$  为驾驶员方向盘转角达到反向最大时刻。如图 1 所示，对 43 例危险工况样本中的直行碰撞类以及变道碰撞类是否采取转向避让行为的主要差别在于  $I_2$  和  $I_3$  阶段，也就是驾驶员开始紧急制动时刻至方向盘转角达到最大的时刻之间。

### 3.2.1 有明显转向避让行为的直行及变道碰撞类工况的典型特征

对于有明显转向避让行为的直行及变道碰撞类工况，其危险工况中的典型特征如图 2,3 所示。

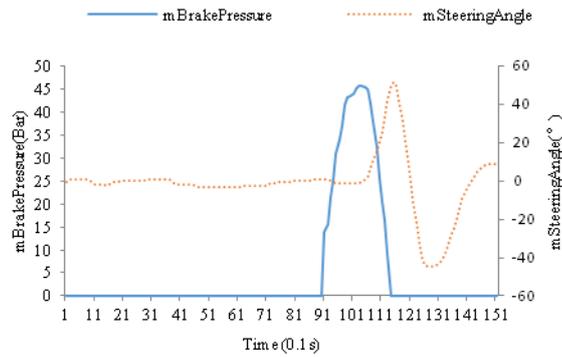


Figure 2. Typical vehicle dynamic characteristics of the straight line collision

图 2. 直行碰撞工况典型车辆动力学特征

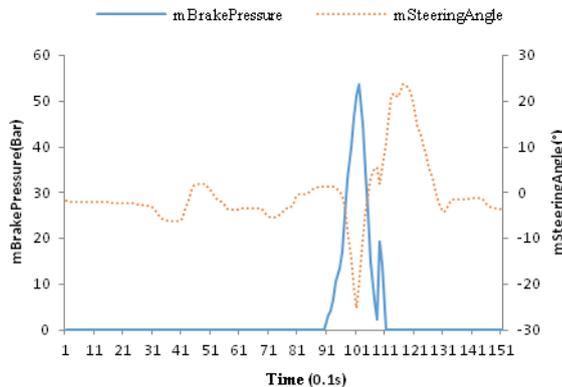


Figure 3. Dynamic characteristics of typical vehicle in the case of steering collision

图 3. 转向碰撞类工况典型车辆动力学特征

两类危险工况的典型特征区分如下：

1. 变道碰撞类工况的  $I_2$ 、 $I_3$  阶段的持续时间较直行类要短很多。

2. 一般来讲  $t_3$  时刻对于直行碰撞类常出现在制动压力峰值时刻之后较长时间以外。这是因为在危险解除后，大多数驾驶员不会选择在前方障碍前停下，而是会通过积极的转向来避开前方障碍；而变道碰撞类，常出现在制动压力峰值附近。这是因为该工况下，两车之间的距离及重叠率较直行碰撞类工况小得多，驾驶员需要在更短的时间内进行反应，驾驶员也更偏向快速使用转向配合制动进行危险避让。

3. 在驾驶员开始紧急制动的时刻即  $t_1$  时刻，到驾驶员制动峰值时刻之间，即驾驶员紧急制动的过程中，直行类工况中驾驶员的方向盘转角往往较变道类工况的方向盘转角小。这是因为变道类工况中两车间距较小，驾驶员需要更加激烈的转向行为来避让即将到来的危险。

### 3.2.2 直行及变道碰撞类工况的非典型特征

在危险发生过程前后，两车方向盘转角都非常小，无明显转向避让操作，则其车辆动力学参数规律不符合上述转向避让的一般特征。在这种情况下，仅依靠车辆动力学参数而没有车辆周围环境参数，较难区分直行碰撞类工况和变道碰撞类工况的。

除此以外，在有小范围转向的工况中，有一些情况下驾驶员会因为自身因素做出反常操作，例如直行碰撞类危险工况中，由于路面的颠簸及工况的危险程度较低，驾驶员采取制动来避免危险的同时驾驶员由于第二行为使得方向盘发生了小范围的转动，其动力学特征更加接近变道碰撞类危险工况。变道碰撞类危险工况中，如他车变道侵入本车车道，但由于本车和前车的 TTC (time to collision) 值较大，驾驶员倾向选择制动避险，该类数据特征与直行碰撞类工况的数据特征更为接近。需通过对视频数据的进一步分析进行区别。

由上述可知，在直行碰撞类危险工况与变道碰撞类危险工况下，有很多情况驾驶员并不会采取转向避让，此时驾驶员方向盘转角一般较小，加上路面颠簸、驾驶员随意小范围内转动方向盘，导致车辆方向盘转角信号具有较大的噪声影响。很多情况下尤其是在乡村道路行驶时，驾驶员需要不停调整方向盘，如图 4 所示。计算机很难从方向盘转角参数上来判断驾驶员是否在急转方向盘。此外方向盘转角并不能非常直观地体现驾驶员急转方向盘的速度。同时由于数据的传输与存储产生的时间差可忽略不计，故可采用方向盘转角速率第一次达到最大值的时间来近似代替方向盘转角第一次达到最大值的时刻  $t_3$ 。所以本文采用方向盘转角速率代替文献中使用的方向盘转角作为直接参数。

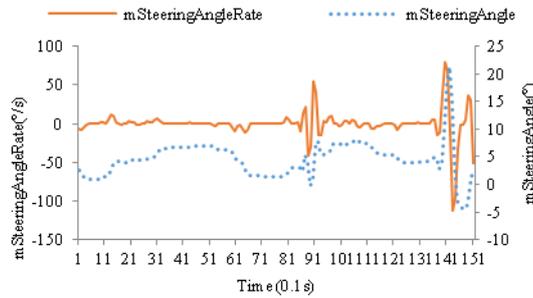


Figure 4. Comparison of steering wheel rotation speed and steering wheel angle  
图 4. 方向盘转角速率和方向盘转角变化曲线对比

### 3.2.3 直行与变道碰撞类工况区分方法简介

由于 China-FOT 数据库数据量非常大，很难通过预处理使得采集得到的数据满足分类算法的要求。而又由于两类工况间的动力学参数具有一定的相似性和混淆性，同样不适合一些聚类方法，故本文通过对危险工况样本的特征分析，建立特定的数学模型来对其进行分类。采用其中的两个间接测量参数  $mSteeringTimeDifference$  (SD, 即  $I_2$ 、 $I_3$  阶段) 和  $mBrakeSteeringPeakRatio$  (BSPR) 进行分类算法设置：

1. 将相关危险工况中合理工况的 SD 和 BSPR 计算出来作为样本集，并将其进行相对化处理。设  $SD_i$  为 SD 的第  $i$  个变量， $SD^*$  为对比基准值，这里为 SD 的理论最大值，处理后的 SD 值记为  $SD'$ 。则：

$$SD' = \frac{SD_i}{SD^*} \quad (1)$$

2. 将直行碰撞类危险工况与变道碰撞类危险工况的， $SD'$ ，BSPR 集合加以区分为两个簇，在二维坐标系中直观地表示为两个点集，分别记为 P, Q, 则  $P = \{(SD'_{11}, BSPR_{11}), (SD'_{12}, BSPR_{12}), (SD'_{13}, BSPR_{13}) \cdots (SD'_{1n}, BSPR_{1n})\}$ ,  $Q = \{(SD'_{21}, BSPR_{21}), (SD'_{22}, BSPR_{22}), (SD'_{23}, BSPR_{23}) \cdots (SD'_{2n}, BSPR_{2n})\}$ 。

3. 取各自簇成员的算数平均数作为各自簇的中心点，记为  $P1=(X_1, Y_1), P2=(X_2, Y_2)$ ，其中

$$X_1 = \frac{\sum_{k=1}^n SD'_{1k}}{n} \quad (2)$$

$$Y_1 = \frac{\sum_{k=1}^n BSPR_{1k}}{n} \quad (3)$$

$$X_2 = \frac{\sum_{k=1}^n SD'_{2k}}{n} \quad (4)$$

$$Y_2 = \frac{\sum_{k=1}^n \text{BSPR}_{2k}}{n} \quad (5)$$

4. 从 China-FOT 数据库中抽取符合条件的直行碰撞类危险工况与变道碰撞类危险工况，并计算其SD'与BSPR，记为一个点 P(SD', BSPR)。

5. 计算抽取的未被分类的点 P 距离两簇中心点(X<sub>1</sub>, Y<sub>1</sub>), (X<sub>2</sub>, Y<sub>2</sub>) 的距离，则认为未被分类的点 P 与距离相近的中心点所属的点集为一类，完成分类。

常用的距离公式为：

$$\text{闵可夫斯基距离}^{[10]} d_{ij} = \sqrt[\sigma]{\sum_{k=1}^n |x_{ik} - x_{jk}|^\sigma} \quad (6)$$

其中  $\sigma \in \mathbb{R}$ 。

欧几里得距离，即闵可夫斯基距离中  $\sigma = 2$  的特殊情况<sup>[11]</sup>。

曼哈顿距离，即闵可夫斯基距离中  $\sigma = 1$  的特殊情况<sup>[12]</sup>。

分别使用欧几里得距离和曼哈顿距离，最终根据分类正确率选择较为合适的距离公式。

43 例初始主观认定危险工况中，排除掉一些不相关工况，剩余 36 例可用数据，其中直行碰撞类危险工况 17 例，变道碰撞类危险工况共 19 例，其 BSPR、SD' 值如表 5，其对应点分布如图 5 所示，其中直行碰撞类点集的中心点 P1=(0.546,0.195)，变道碰撞类点集的中心点 P2=(0.273,0.712)。可以看出，并非所有变道碰撞类危险工况的SD'，BSPR 参数距变道碰撞类型危险工况点集的中心点较近，有些点甚至十分接近直行碰撞类型危险工况点集的中心点。同样有些代表直行碰撞类的点十分接近变道碰撞类型危险工况点集的中心点。其原因如 3.2.2 节中所述。

**Table 5. SD', BSPR value of 36 cases of straight line and variable channel condition**  
**表 5.36 例直行、变道工况的 SD',BSPR 值**

直行工况 SD'	直行工况 BSPR	变道工况 SD'	变道工况 BSPR
0.288	0.058	0.151	1.000
0.521	0.034	0.027	0.922
0.466	0.099	0.178	0.381
0.616	0.346	0.260	1.000
0.575	0.327	0.685	0.967
0.671	0.029	0.301	0.431
0.753	0.551	0.356	0.435
0.315	0.002	0.027	1.000
0.274	0.273	0.151	1.000
0.260	0.113	0.329	0.303
0.795	0.213	0.433	0.335
0.685	0.241	0.151	0.699
0.740	0.696	0.411	0.686
0.425	0.070	0.123	1.000
0.301	0.119	0.027	1.000
0.603	0.124	0.521	1.000
1.000	0.021	0.411	0.669
		0.151	0.273
		0.433	0.417

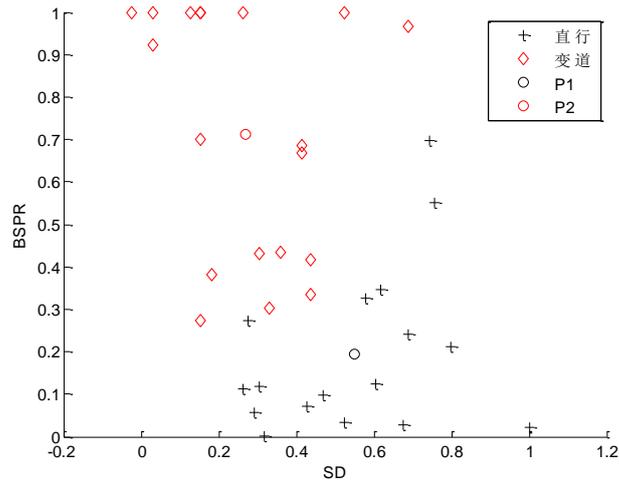


Figure 5. SD', BSPR parameter coordinates  
图 5. SD', BSPR 参数坐标图

为验证算法的效果，从 China-FOT 危险工况数据库中随机选择 20 例危险工况，其中直行类 9 例，变道类 11 例。利用分类使用欧几里得及曼哈顿距离对 20 例新增危险工况片段进行测试，其结果如表 6, 7 所示：

Table 6. 20 new categories of dangerous conditions determine the Euclidean distance  
表 6. 新增 20 类危险工况的欧几里得距离判定结果

工况编号	工况类型	SD'	BSPR	欧几里得距离- 直行	欧几里得距离- 变道	自动判定结果	是否正确
C1	直行类	0.795	0.252	0.255	0.695	直行类	是
C2	变道类	0.288	0.639	0.514	0.074	变道类	是
C3	变道类	0.164	0.908	0.809	0.225	变道类	是
C4	直行类	0.630	0.140	0.100	0.673	直行类	是
C5	直行类	0.301	0.342	0.286	0.371	直行类	是
C6	直行类	0.507	0.592	0.399	0.263	变道类	否
C7	变道类	0.493	0.641	0.449	0.231	变道类	是
C8	直行类	0.192	1.000	0.880	0.300	变道类	否
C9	直行类	0.507	0.482	0.289	0.328	直行类	是
C10	直行类	0.397	0.342	0.209	0.390	直行类	是
C11	变道类	0.178	1.000	0.885	0.304	变道类	是
C12	直行类	0.027	0.332	0.537	0.453	变道类	否
C13	变道类	0.164	0.861	0.768	0.185	变道类	是
C14	变道类	0.507	0.278	0.092	0.493	直行类	否
C15	变道类	-0.055	0.279	0.607	0.543	变道类	是
C16	变道类	0.123	1.000	0.909	0.325	变道类	是
C17	变道类	0.164	0.338	0.408	0.389	变道类	是
C18	直行类	1.000	0.049	0.477	0.983	直行类	是
C19	变道类	0.041	0.921	0.885	0.313	变道类	是
C20	变道类	-0.014	1.000	0.981	0.407	变道类	是

**Table 7. The results of the Manhattan distance determination of the new 20 kinds of dangerous working conditions**  
**表 7. 新增 20 类危险工况的曼哈顿距离判定结果**

工况编号	工况类型	SD'	BSPR	曼哈顿距离-直行	曼哈顿距离-变道	自动判定结果	是否正确
C1	直行类	0.795	0.252	0.305	0.981	直行类	是
C2	变道类	0.288	0.639	0.702	0.087	变道类	是
C3	变道类	0.164	0.908	1.095	0.305	变道类	是
C4	直行类	0.630	0.140	0.139	0.928	直行类	是
C5	直行类	0.301	0.342	0.392	0.398	直行类	是
C6	直行类	0.507	0.592	0.436	0.353	变道类	否
C7	变道类	0.493	0.641	0.499	0.291	变道类	是
C8	直行类	0.192	1.000	1.159	0.370	变道类	否
C9	直行类	0.507	0.482	0.326	0.463	直行类	是
C10	直行类	0.397	0.342	0.296	0.494	直行类	是
C11	变道类	0.178	1.000	1.173	0.384	变道类	是
C12	直行类	0.027	0.332	0.655	0.626	变道类	否
C13	变道类	0.164	0.861	1.048	0.258	变道类	是
C14	变道类	0.507	0.278	0.122	0.667	直行类	否
C15	变道类	-0.055	0.279	0.685	0.760	直行类	否
C16	变道类	0.123	1.000	1.228	0.438	变道类	是
C17	变道类	0.164	0.338	0.525	0.482	变道类	是
C18	直行类	1.000	0.049	0.600	1.389	直行类	是
C19	变道类	0.041	0.921	1.231	0.442	变道类	是
C20	变道类	-0.014	1.000	1.365	0.575	变道类	是

使用欧几里得距离算法共判断正确 16 例，正确率为 80%，其中直行碰撞类危险工况正确率为 66.7%，变道碰撞类危险工况正确率为 91%。使用曼哈顿距离算法共判断正确 15 例，正确率为 75%。其中直行碰撞类危险工况中正确率为 66.7%，变道碰撞类危险工况中正确率为 82%。由此可见采用欧几里得距离判断的正确率要略微高于采用曼哈顿距离的正确率。所以推荐使用欧几里得距离作为两点之间距离的衡量标准。

### 3.3 工况分类流程

综上所述，本文对 China-FOT 危险工况的分类流程图如图 6 所示。从抽样检验的结果来看，本章所述危险工况自动分类算法的正确率可以保持在 80% 左右。

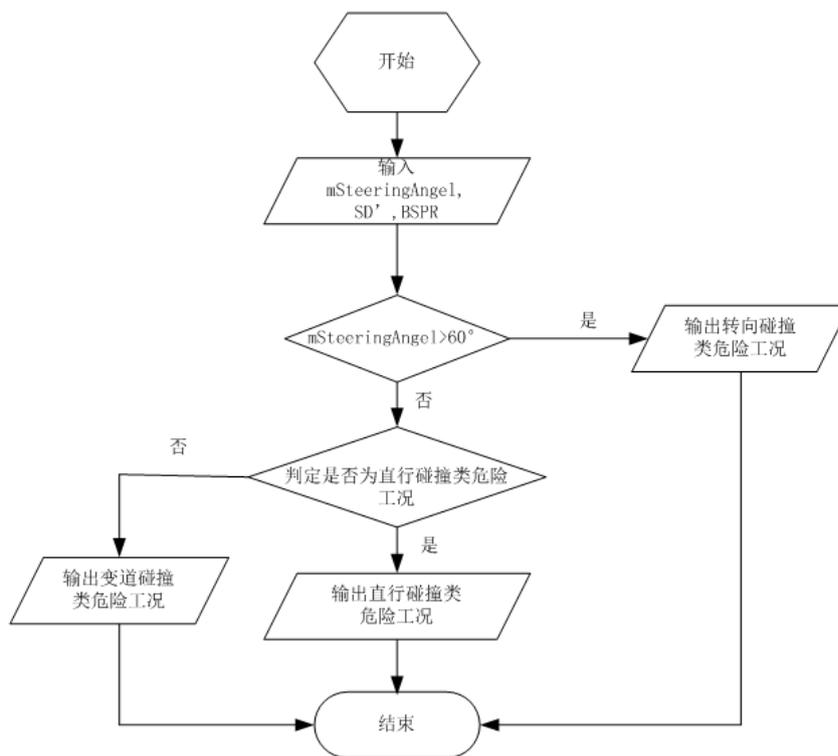


Figure 6. Flow chart of automatic classification of dangerous working conditions  
图 6. 危险工况自动分类流程图

## 4 结论与展望

基于 China-FOT 数据库对危险工况的自动分类方法进行研究。将中国最常出现的危险工况类型总结为 3 类，分别为直行碰撞类，变道碰撞类和转向碰撞类。

首先将驾驶员紧急制动开始时刻，方向盘转角大于等于 60° 作为转向碰撞类危险工况的判断阈值，且判断的正确率处于 90% 以上，余下的危险工况则为直行或变道碰撞类危险工况。使用了  $mSteeringTimeDifferenc$  和  $mBrakeSteeringPeakRatio$  两个参数建立了数学模型，通过计算待分类工况的上述两个参数与样本集中心点间的欧几里得距离对其进行分类。采用抽样检验后，正确率可保持在 80% 左右，大大提高工况分类的工作效率。

由于 China-FOT 数据库中缺少雷达数据，致使工况分类的正确率仍有待提高，若后续试验中可以得到雷达数据，便可以通过障碍物的角度对其加以区分，从而降低误报率。另外只对 37 类工况中常见的 6 类进行了合并后的分类，其余排除其它类的 30 类工况的分类本文并没有进行，可以在后续试验中对其进行进一步分类。此外，在现有分类方法的基础上，可增加对其他参数的分析以及综合多个参数进行阈值确定，同时设定工况区分度阈值，只对区分度低的工况进行再分类工作。

## 参考文献 (References)

- [1] Distner M, Bengtsson M, Broberg T, et al. City safety—a system addressing rear-end collisions at low speeds; proceedings of the Proc 21st International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles, F, 2009.
- [2] Bogenrieder R, Fehring M, Bachmann R. Pre-Safe® in rear-end collision situations; proceedings of the The 21st International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles Conference (ESV), Stuttgart, Germany, F, 2009.
- [3] Dot H S, Dot H S. Contributing Factors to Run-Off-Road Crashes and Near-Crashes [J]. Fatigue, 2009.
- [4] Sayer J, Leblanc D, Bogard S, et al. Integrated Vehicle-Based Safety Systems First Annual Report [J]. University of Michigan Ann Arbor Transportation Research Institute, 2007, 68(4) (5):143.
- [5] Benmimoun M, Eckstein L. Detection of Critical Driving Situations for Naturalistic Driving Studies by Means of an Automated Process[J].

Bowen Publishing, 2014:11-21.

- [6] Jiang Lijun, Research on the test and evaluation method of Autonomous Emergency Braking System[D]. Tongji University, 2014.  
江丽君. 自动紧急制动系统测评方法研究[D]. 同济大学, 2014.
- [7] Benderius O, Markkula G, Wolff K, et al. Driver behaviour in unexpected critical events and in repeated exposures – a comparison[J]. European Transport Research Review, 2014, 6(1):51-60.
- [8] G Markkula. Evaluating vehicle stability support systems by measuring, analyzing, and modeling driver behavior. Chalmers University of Technology, 2013.
- [9] ZhangJingmin, Design of fuzzy pattern recognition algorithm[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2008(17):33-34.  
张静敏. 模糊模式识别算法的设计[J]. 科技创新导报, 2008(17):33-34.
- [10] Melter R A. Some characterizations of city block distance[J]. Pattern Recognition Letters, 1987, 6(4):235-240.