

DOI:10.20035/j.issn.1671-2668.2024.05.001

引用格式:刘硕夫,张新,林森,等.基于驾驶风格的车辆模型预测控制研究[J].公路与汽运,2024,40(5):1-8.

Citation:LIU Shuofu,ZHANG Xin,LIN Miao,et al.Research on vehicle model predictive control based on driver style[J].Highways & Automotive Applications,2024,40(5):1-8.

## 基于驾驶风格的车辆模型预测控制研究\*

刘硕夫<sup>1</sup>,张新<sup>1</sup>,林森<sup>2</sup>,胡林<sup>1</sup>

(1.长沙理工大学 汽车与机械工程学院,湖南 长沙 410114;2.中国汽车技术研究中心,天津 300300)

**摘要:**随着计算机技术和通信技术的不断发展,自动驾驶逐渐成为现实,一些辅助驾驶功能逐渐在车辆上普及。但自动驾驶技术还未成熟到可以完全代替驾驶人的地步,依然需要驾驶人结合车辆环境做出决策。而驾驶人在紧急情况下很难根据车辆周围情况做出最优判断。如果在事故发生前能预测驾驶人的行为并发出预警,则可在一定程度上避免部分交通事故的发生并降低严重事故的损伤程度。另外,驾驶人的驾驶习惯各不相同,车载辅助系统很难根据驾驶风格提供个性化的决策。为解决上述问题,文中以车辆换道行为为研究对象,构建用于驾驶风格识别的换道数据集,对驾驶风格进行聚类分析,并建立 MPC(模型预测控制)车辆模型对不同驾驶风格的车辆进行预测控制。

**关键词:**汽车;驾驶风格;模型预测控制(MPC);车辆运动学模型

中图分类号:U461.91

文献标志码:A

文章编号:1671-2668(2024)05-0001-08

调查统计显示,大多数交通事故是由驾驶人操作不当导致的<sup>[1]</sup>。自动驾驶是交通领域非常热门且前沿的研究课题,国家也出台了相关政策促进道路交通自动驾驶技术的发展。2023 年 11 月 17 日,中华人民共和国工业和信息化部、公安部、住房和城乡建设部、交通运输部联合发布工信部联通告〔2023〕217 号《关于开展智能网联汽车准入和上路通行试点工作的通知》,对通过准入试点的智能网联汽车在部分试点城市的规定区域开展路上试点试验<sup>[2]</sup>。此次试点针对 GB/T 40429—2021《汽车驾驶自动化分级》定义的 L3、L4 级别自动驾驶车辆<sup>[3]</sup>。L3、L4 级别的自动驾驶车辆应具备在驾驶员不接管的情况下实现车辆全部横向、纵向运动控制的功能,其中 L4 级别的自动驾驶车辆,要求其在请求驾驶人介入接管车辆时驾驶人可以不作响应,车辆自动进入安全状态。2020 年国家发展和改革委员会发布《智能汽车创新发展战略》,指出在技术上汽车正在由人工控制的机械设备向电子系统控制的智能设备转变;在产业上汽车产业正在与其他产业相融合,许多非传统车辆制造企业在进行汽车研发工作;在应用上

汽车正从单一的代步工具逐渐转型为多功能的智能空间;在发展上智能汽车已经成为汽车强国的战略选择<sup>[4]</sup>。此外,中国的情况也适合发展自动驾驶技术。根据公安部门的统计,截至 2022 年底,中国机动车保有量达 4.17 亿辆,其中汽车 3.19 亿辆;机动车驾驶人达 5.02 亿人,其中汽车驾驶人 4.64 亿人;2022 年全国新注册登记机动车 3 478 万辆,新领证驾驶人 2 923 万人。这表明自动驾驶汽车在中国具有非常大的市场,同时能收集更多的自动驾驶相关数据。与汽车相关的技术也发展迅速,如交通领域,中国的基础建设完备,为自动驾驶汽车提供了安全、平坦的路面;通信领域的 5G 网络迅速发展,为自动驾驶技术提供了准确、快速的信息保证。这些技术为自动驾驶技术的发展提供了物质基础与技术前提。但目前的自动驾驶技术并不能完全代替驾驶人,依然需要驾驶人结合车辆环境做出决策。且驾驶人的驾驶习惯各不相同,而车载辅助系统很难根据驾驶风格提供个性化的决策。为此,本文以车辆换道行为为研究对象,对驾驶风格进行聚类分析,研究基于驾驶风格的 MPC(模型预测控制)车辆控制。

\* 基金项目:国家自然科学基金资助项目(52172399;52211530054);中汽中心指南类项目(21243421);长沙市自然科学基金资助项目(KQ2208235)

## 1 驾驶风格数据集

理解驾驶风格是实现换道个性化需求的重要前提。驾驶风格的概念较为模糊,它并不是一个量化的指标<sup>[5]</sup>。大部分研究认为驾驶风格是几个或一类驾驶人共同的特征,是在多种因素长此以往的影响下形成的习惯。

### 1.1 驾驶风格的分类

关于驾驶人的分类方法非常多,从不同的研究方向有不同的分类<sup>[6]</sup>。根据驾驶员在同一行为上的差异可以将驾驶员分为安全型驾驶人、攻击型驾驶人、疲劳型驾驶人、醉酒型驾驶人。其中安全型驾驶人可细分为保守型驾驶人、正常型驾驶人、激进型驾驶人<sup>[7]</sup>。安全型驾驶人是较常见的驾驶人类型,从表现层上看,此类驾驶人的行为在可控制范围内,不具有较强的攻击性;从特性上看,此类驾驶人的注意力较集中,情绪较稳定,突发情况较少;从属性上看,此类驾驶人的整体素质较高。因此,本文选择安全型驾驶人作为研究对象。

### 1.2 驾驶风格数据集构造

#### 1.2.1 驾驶数据集简介

采用公共数据集 NGSIM (Next Generation Simulation Vehicle Trajectories and Supporting Data)。NGSIM 是美国联邦公路局 (FHWA) 搜集的美国高速公路行车数据,该数据集将摄像头获取的车辆时间帧数据拼接起来形成车辆轨迹点。NGSIM 包含 4 种不同场景的数据集,分别为 2 条高速公路道路场景 US-101 和 I-80、2 座城市道路场景 Lankershim Boulevard 和 Peachtree Street。本文选用 US-101 公路和 I-80 公路的数据。其中 US-101 公路数据截取了总长 640 m 道路上的车辆行驶信息,包含 5 条高速公路车道、1 条汇入车道和 1 条汇出车道(见图 1);I-80 公路数据截取了总长 500 m 道路上的车辆行驶信息,包含 6 条高速公路车道和 1 条汇入车道。

#### 1.2.2 换道数据集构造

对 US-101、I-80 2 条高速公路的车辆数据进行分类筛选并构造适合研究目标要求的换道数据集。方法和规则如下:

(1) 单位转换。提取属于 US-101 和 I-80 道路的车辆信息,并将以英尺为单位的数据转化为以米为单位的数据。

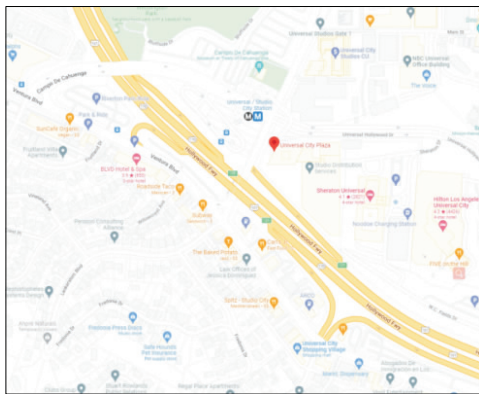


图 1 Google 地图中的 US-101 公路

(2) 数据集中包含 3 类车型,分别为摩托车 (motorcycle)、汽车 (automobile)、卡车 (truck)。摩托车的驾驶方式与汽车相差较大,且摩托车的灵活度较高,其横向移动能力强于汽车,不便于分析。卡车的平均车身长度约为汽车的 4 倍,平均车速较低,且灵活性较差。基于上述原因,排除数据集中摩托车和卡车数据,只保留汽车数据。

(3) 由于数据所在路口为高速公路的汇入汇出匝道口,车辆的速度区间较大,而本文的研究目标是高速公路上车辆的换道行为,为保证研究目标的统一性和样本充足,剔除最大速度低于 10 m/s 的数据。

(4) 换道数据的提取。提取车道号发生变化的车辆数据;根据全局 X、Y 坐标计算车辆的横向速度;以横向速度大于 0.08 m/s 的数据点为换道过程的起点,横向速度小于 0.08 m/s 的数据点为换道过程的终点,提取换道数据<sup>[8]</sup>;由于 NGSIM 数据来源于摄像头画面分析,数据存在误差,对数据进行滤波处理,去除速度激增的数据点,保证数据集的精确性;常规研究中通常只考虑换道成功的车辆数据,本文在数据集中加入换道未遂(返回原车道)的数据,作为不能正常换道的依据。

根据上述规则与方法,最终提取 391 条换道轨迹与 36 条换道未遂轨迹共 427 条轨迹。

## 2 驾驶风格聚类

使用聚类算法对数据集中的轨迹进行分类。

### 2.1 驾驶风格聚类特征提取

从轨迹中提取适合驾驶风格识别的特征,实现驾驶风格聚类。特征的提取标准如下:

(1) 在驾驶人之间存在差异的特征<sup>[9]</sup>,在同一工况下,驾驶人会因此类特征表现为较明显的几类,则该特征可用于驾驶风格识别。

(2) 同一驾驶人面对不同工况时表现出明显差异的特征,并且有较多驾驶人在同类工况时表现出一致性<sup>[10]</sup>,该类特征也可视为驾驶风格识别特征。

(3) 在与他车进行交互时,影响交互过程的特征应作为识别特征之一。

基于上述标准,从车辆轨迹数据中选取表 1 所示特征作为聚类特征。

表 1 驾驶风格聚类特征

数据名称	特征描述
Distance	距离前车的平均距离
Vel_X	车辆平均横向速度
Vel_Y	车辆平均纵向速度
S_Vel_X *	车辆横向速度标准差
S_Vel_Y *	车辆纵向速度标准差
Acc_X *	车辆平均横向加速度
Acc_Y *	车辆平均纵向加速度
S_Acc_X *	车辆横向加速度标准差
S_Acc_Y *	车辆纵向加速度标准差
Time_lane *	完成换道的时间

注:带 \* 的特征由计算得出。

由于选取的特征在数量级和量纲上存在差异,原始数据不便于后续运算,在进行驾驶风格分类之前对聚类特征进行以下处理:

(1) 归一化。由于各特征值的数量级不相同,为方便运算,对聚类特征进行归一化处理,按式(1)将所有数据映射到 $[0,1]$ 的区间内。

$$x_{\text{normal}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中: $x_{\text{normal}}$ 为归一化后数据; $x$ 为原数据; $x_{\max}$ 为原数据的最大值; $x_{\min}$ 为原数据的最小值。

(2) 标准化。将原样本中的左、右偏态分布转化为标准正态分布,对左偏态分布数据进行指数处理[见式(2)],对右偏态分布数据进行对数处理[见式(3)],式(4)为标准化公式。

$$x_{\text{new\_left}} = e^x \quad (2)$$

$$x_{\text{new\_right}} = \ln(x) \quad (3)$$

$$x^* = \frac{x_{\text{new}} - \mu}{\sigma} \quad (4)$$

式中: $x_{\text{new}}$ 为偏态处理后的数据; $x^*$ 为标准化后的数据; $\mu$ 为该特征的均值; $\sigma$ 为标准差。

## 2.2 主成分分析算法

筛选后的数据集中,各类数据之间关联性较强,

且每条轨迹的维度过高,不便于分析。因此,将高维数据降为低维数据<sup>[11]</sup>,在降低变量个数的同时,更多地保留原数据的特征,且互相独立,用少数变量表示多数变量之间的关系。主成分分析算法(Principal Component Analysis, PCA)是常用的线性降维算法。PCA 通过线性映射,将高维数据映射至低维,并使低维上的数据量足够大。

算法步骤如下:1) 对每个特征进行去均值处理;2) 按式(5)~(6)计算协方差矩阵;3) 计算协方差矩阵的特征值和特征向量,并选择其中较大的  $j$  个特征值,按  $C\alpha = \lambda\alpha$  计算,得到协方差矩阵  $C$  的特征  $\lambda$  和特征向量  $\alpha$ ;4) 将原特征投影到新的特征向量上,得到新的  $j$  维特征。

$$C = \begin{bmatrix} \text{cov}(x_1, x_1) & \text{cov}(x_1, x_2) \\ \text{cov}(x_2, x_1) & \text{cov}(x_2, x_2) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\text{cov}(x_1, x_1) = \frac{\sum_{i=1}^N (x_1^i - \bar{x}_1)(x_1^i - \bar{x}_1)}{N - 1} \quad (6)$$

最终得出表 2 所示各成分的贡献率。

表 2 各成分的贡献率

数据名称	贡献率/%	贡献率排名	数据名称	贡献率/%	贡献率排名
Distance	12.263	3	Acc_X	7.333	7
Vel_X	9.674	6	Acc_Y	13.237	2
Vel_Y	22.961	1	S_Acc_X	2.314	10
S_Vel_X	5.232	8	S_Acc_Y	4.947	9
S_Vel_Y	10.675	5	Time_lane	11.364	4

## 2.3 K-means 聚类

### 2.3.1 K-means 聚类算法介绍

聚类算法的目标是把相似的数据聚合分类成不同的簇。常用聚类算法有基于层次的聚类方法(如 BIRCH<sup>[12]</sup>)、基于密度的聚类方法(如 DBSCAN<sup>[13]</sup>)、基于分区的聚类方法(如 K-means)。考虑到本文构建的数据库数据量较大,数据形状较明显,空间复杂度较低,且样本数据集中聚类类型明显,选择 K-means 聚类方法进行分析。

K-means 聚类方法的原理:选择  $K$  个样本作为初始聚类中心,针对样本集中的每个样本  $x$ ,计算  $x$  到  $K$  个聚类中心的距离,并将其划分到距离最小的聚类中心的类簇中。针对每个类簇重新计算其聚类中心,重复上述步骤,直到达到终止条件。计算步骤



如下:

(1) 选择数据集中 3 个样本  $c_1, c_2, c_3$  作为初始聚类中心。

(2) 遍历数据集中所有数据  $x_i$ , 按式(7)计算  $x$  到  $K$  个聚类中心的距离。

$$\text{dis}(x_i, c_j) = \sqrt{\sum_{t=1}^6 (x_{it} - c_{jt})^2} \quad (0 < i \leq n, 0 < j \leq 3, 0 < t \leq 6) \quad (7)$$

式中:  $x_{it}$  表示第  $i$  组数据的第  $t$  个特征;  $c_{jt}$  表示第  $j$  个聚类中心的第  $t$  个特征。

(3) 比较每组数据到 3 个聚类中心的距离, 并将其分配到距离最近的聚类中心的类簇中, 得到 3 个新的类簇。按式(8)重新计算聚类中心。

$$c_j^* = \frac{1}{|c_j|} \sum_{x \in c_j} x \quad (8)$$

(4) 重复步骤 2~3, 直到达到终止条件  $p=1$  或迭代次数大于 10 次, 结束循环。  $p$  按式(9)计算。

$$p = \begin{cases} 0, & (\sqrt{(c_{jt} - c_{jt}^*)^2} < 0.01) \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

### 2.3.2 聚类结果及分析

受 K-means 算法本身的限制, K-means 算法受初始聚类中心的影响较大, 对初始  $K$  值响应明显。选取的初始  $K$  值不同, 聚类结果也不同<sup>[14]</sup>。试验最初使用随机挑选的点作为初始聚类中心, 由于 K-means 算法对初始点敏感, 聚类结果呈现过于分散或在迭代多次直至结束时仍未收敛的情况。因此, 选择特征最明显的两组数据及其中间值作为 3 个初始聚类中心, 通过人为选择初始点的方法保证聚类结果足够明显。

聚类后特征是经过降维后的数据, 无法直观体现驾驶人的驾驶风格。因此, 还原成原始特征。最终聚类结果见表 3。

表 3 聚类结果

数据名称	类 1	类 2	类 3
Distance/m	27.51	23.36	18.94
Vel_X/(m·s <sup>-1</sup> )	0.51	0.97	1.35
Vel_Y/(m·s <sup>-1</sup> )	12.56	15.98	19.08
Acc_X/(m·s <sup>-2</sup> )	0.08	0.13	0.23
Acc_Y/(m·s <sup>-2</sup> )	0.14	0.25	0.51
Time_lane/s	8.41	7.34	6.14
Quantity	71.00	223.00	97.00

通过 K-means 算法将数据分成三类: 类 1 包含 71 条轨迹, 平均车辆速度及加速度最小, 平均跟车距离较长, 平均换道时间较长, 驾驶人的行为相对保守, 将其定义为保守型驾驶风格; 类 2 包含 223 条轨迹, 各项数据都处于中间值, 是多数驾驶人的驾驶方式, 定义为普通型驾驶风格; 类 3 包含 97 条轨迹, 平均车速及加速度都较大, 平均跟车距离较短, 平均换道时间较短, 将其定义为激进型驾驶风格<sup>[15]</sup>。

按照上述方法将提取的 391 条轨迹分为保守型、普通型、激进型驾驶风格<sup>[16]</sup>。由于换道未遂的轨迹较少, 将每种驾驶风格的轨迹与换道未遂轨迹组合构成新的数据集, 其中保守型数据集有 83 条轨迹, 普通型数据集有 235 条轨迹, 激进型数据集有 109 条轨迹。通过 3 个聚类中心可以将任意驾驶人归类到 3 种驾驶风格中。根据式(7)计算所得距离, 得出距离最近的聚类中心即该数据属于的驾驶风格。

### 2.3.3 算法正确性验证

多次尝试中发现并不是所有的取值都能得到正确、合理的聚类结果, 最终结果可能呈现明显的聚类形状, 但进行特征表达后发现完成的聚类并不满足驾驶风格的识别要求。因此, 使用误差平方和(Sum of Squared Error, SSE)指标对聚类结果进行验证, 计算方法见式(10)。  $S_{SSE}$  越小, 表示一个聚类内部数据密度越大, 离中心点越近, 聚类效果越好。通过数次迭代,  $S_{SSE}$  呈现下降趋势, 且趋于稳定(见图 2), 证明文中采用的聚类算法正确, 所得聚类结果可靠。

$$S_{SSE} = \sum_{i=1}^n \|x^{(i)} - c^{(j)}\|^2 \quad (10)$$

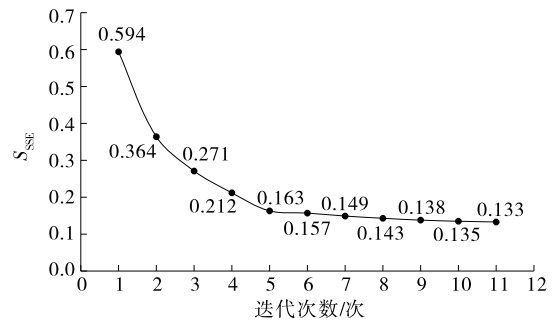


图 2  $S_{SSE}$  迭代图

## 3 基于驾驶风格的 MPC 车辆控制

### 3.1 MPC 概述

如图 3 所示, MPC 控制系统由输入、输出、控制器组成, 控制器中包含被控对象模型及约束器、优化

器。MPC 利用现有被控对象模型、系统当前状态及未来的控制量预测未来的输出量<sup>[17]</sup>。

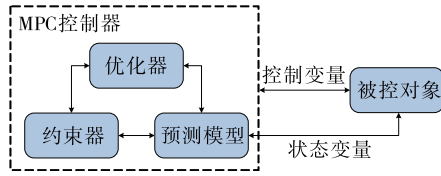


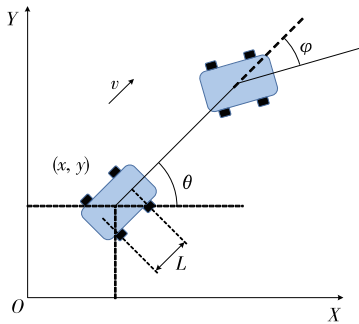
图 3 模型预测原理示意图

### 3.2 车辆运动学建模

车辆的运动学模型是车辆研究中常用模型,不仅可以真实反映车辆的运动特性<sup>[18]</sup>,还能在一定程度上简化车辆的复杂结构,方便运算。

参考文献[19],基于以下假设建立车辆运动学模型:1) 只考虑车辆在 X 轴、Y 轴方向的运动,不考虑 Z 轴方向的运动,即假设车辆仅在二维平面上运动;2) 车辆为前轮驱动,不考虑四轮驱动的分布策略;3) 左前轮、右前轮(左后轮、右后轮)在同一时刻具有相同的转角和速度,即两个车轮可以视为一个车轮来进行控制;4) 车身和悬架都为刚性,形状不随车辆状态改变而改变。

基于以上假设建立图 4 所示车辆运动学模型<sup>[20]</sup>。以  $g_t(x, y, \theta)$  表示  $t$  时刻车辆的静止状态,  $h_t(v, \varphi)$  表示  $t$  时刻车辆的运动状态,则车辆在任意时刻的状态可用  $f(x, y, \theta, v, \varphi)$  表示。



$x$  为车辆中心点的水平横向坐标;  $y$  为车辆中心点的垂直纵向坐标;  $\theta$  为车辆的横摆角;  $v$  为车辆的瞬时速度;  $\varphi$  为车辆前轮偏角;  $L$  为车辆轴距

图 4 车辆运动学模型

由几何学、运动学知识可得:

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \theta \\ \dot{y} = v \sin \theta \\ \dot{\theta} = \frac{v \tan \varphi}{L} \end{cases} \quad (11)$$

将模型转化为矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \\ (\tan \varphi)/L \end{bmatrix} v \quad (12)$$

现实世界中,车辆的状态是连续变化的,但这种连续变化不能作为系统的输入,需要对状态空间方程进行离散化处理。将式(11)转化为如下形式:

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (13)$$

对式(13)两边进行积分,得:

$$\int_t^{t+T} \dot{x} dt = \int_t^{t+T} (Ax + Bu) dt \quad (14)$$

式(14)等号左边可以变为:

$$\int_t^{t+T} \dot{x} dt = x(t+T) - x(t) \quad (15)$$

式(14)等号右边可根据积分中值定理变为:

$$\int_t^{t+T} (Ax + Bu) dt = Ax(\xi)T + Bu(\xi)T \quad (16)$$

式中:  $\xi \in (t, t+T)$ 。

整合式(15)、式(16),得:

$$x(t+T) - x(t) = Ax(\xi)T + Bu(\xi)T \quad (17)$$

根据前向欧拉法,可得:

$$x(t+T) - x(t) = A_t x(t)T + B_t u(t)T \quad (18)$$

$$x(t+T) = (I + A_t T)x(t) + B_t T u(t) \quad (19)$$

将  $t+T$  视为从  $t$  时刻开始,以  $T$  为采样时间的一个离散过程,可以将  $x(t)$  视为  $x(k)$ ,将  $x(t+T)$  视为  $x(k+1)$ 。令  $A = (I + A_t T)$ ,  $B = B_t T$ ,则式(19)可变为:

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \quad (20)$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -vT \sin \theta \\ 0 & 1 & vT \cos \theta \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$B = \begin{bmatrix} T \cos \theta & 0 \\ T \sin \theta & 0 \\ (T \tan \varphi)/L & vT/(L \cos^2 \varphi) \end{bmatrix} \quad (22)$$

### 3.3 MPC 参数设置

目标函数通常为预测结果与预期结果之间的差值。MPC 模型在一次次的滚动优化中,通过调整参数使目标函数越来越小,最终趋于零或稳定在一个可接收的误差范围内,使预测结果逼近预期结果。预测过程中,默认初始状态时目标函数为零,即预测的起始点位置与实际起始点位置一致。考虑到计算的方便性,原始数据中已提供车辆的 X、Y 坐标,将车辆的起始点位置重新定义为原点,从原点重建坐

标系。车辆的  $X$ 、 $Y$  方向目标函数如下:

$$J_x = \sum_{i=1}^p Q_x \|x(k+i) - \bar{x}(k+i)\|^2 + Q_\omega \|u(k+i)\|^2 \quad (23)$$

$$J_y = \sum_{i=1}^p Q_y \|y(k+i) - \bar{y}(k+i)\|^2 + Q_\omega \|u(k+i)\|^2 \quad (24)$$

式中:第一项代表  $X$  或  $Y$  方向上预测结果与预期结果的差值; $Q_x$ 、 $Q_y$  分别为距离误差权重值; $Q_\omega$  为横摆角速度误差权重值。

权重值代表该误差值在整个目标函数中的重视程度,权重值越大,则该误差值更重要,在对系统进行优化时,应优先考虑降低该误差值。

在行驶过程中,为保证车辆的安全性与稳定性,对车辆进行约束,其中硬性约束条件有对车速设置的上限约束、对横摆角速度设置的上下限约束、对车辆航向角设置的上下限约束、根据车道线对车辆  $X$  和  $Y$  坐标设置的上下限约束,即:

$$\begin{cases} 0 < v < v_{\max} \\ \omega_{\min} < \omega < \omega_{\max} \\ \varphi_{\min} < \varphi < \varphi_{\max} \\ X_{\min} < X < X_{\max} \\ Y_{\min} < Y < Y_{\max} \end{cases} \quad (25)$$

同时,系统还设置有软性约束条件。软性约束条件多为增量限制,如对车辆加速度的上限约束、对车辆横摆角加速度的上限约束,即:

$$\begin{cases} 0 < a_v < a_{v_{\max}} \\ 0 < a_\omega < a_{\omega_{\max}} \end{cases} \quad (26)$$

约束条件的上下限须根据车辆所在车道进行调整,车道影响车辆的最大通行速度、边界坐标。

## 4 MATLAB 与 Carsim 联合仿真

### 4.1 仿真模型及参数设置

使用 MATLAB 2020b 和 Carsim 2020 建立仿真模型,图 5 为程序框图。

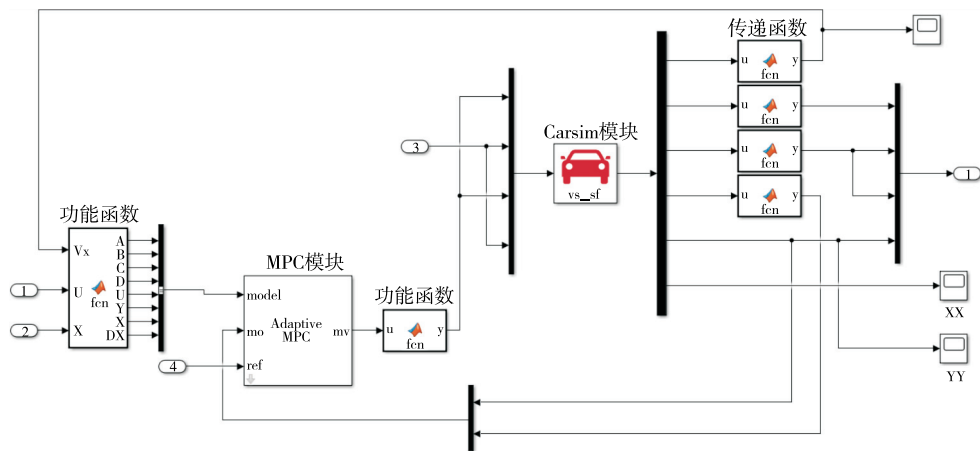


图 5 联合仿真程序框图

仿真前对车辆参数及控制器参数进行设置<sup>[21]</sup>。前文数据集中各条轨迹的车辆型号不一致,但由于剔除了卡车和摩托车数据,大部分车辆都处于家用轿车的范畴内。因此,在 Carsim 中设置车辆参数时,选取平均值作为参数来代表大部分的车辆(见表 4)<sup>[22]</sup>。

表 5 为 MPC 控制器的部分参数及约束条件。

表 4 车辆参数设置

参数名称	参数值	参数名称	参数值
整车质量/kg	1 672	轴距/m	3.05
前轴到质心的距离/m	1.40	轮距/m	1.60
后轴到质心的距离/m	1.65	车身长度/m	4.00

硬性约束条件的设置依据为数据集中对应条件的最

表 5 MPC 控制器参数和约束条件

参数名称	参数值
预测步长	30
控制步长	10
采样时间/s	0.05
横摆角速度上限/(rad · s <sup>-1</sup> )	0.75
横摆角速度下限/(rad · s <sup>-1</sup> )	-0.75
航向角上限/(°)	$\pi/3$
航向角下限/(°)	$-\pi/3$
坐标限制	—

大值及最小值或参考其他模型中对车辆动力学的分析结果。坐标限制须根据车辆状态进行实时调整,没有固定参数。

#### 4.2 仿真结果分析

对是否考虑驾驶风格的两种情况进行仿真分析,初步仿真结果见表 6。由表 6 可知:考虑驾驶风格时,系统的预测时间明显缩短,相较于初始控制方法(不考虑驾驶风格),平均控制时间缩短 27%。说明考虑驾驶风格可有效提升控制效率。

表 6 考虑和不考虑驾驶风格时控制时间对比

工况	控制时间			
	最大值/s	最小值/s	平均值/s	标准差
考虑驾驶风格	0.434	0.136	0.224	0.025
不考虑驾驶风格	0.491	0.134	0.308	0.048

车辆的稳定性是指车辆在受到外界干扰时能尽快恢复原始行驶状态的能力,或在驾驶人进行转向、换道等操作时车辆不会在横向、纵向发生侧滑和倾翻的性能。为了分析考虑驾驶风格时车辆的稳定性,以 ID 为 1247 的车辆为例,分析不同情况下车辆的速度和速度误差,结果见图 6。由图 6 可知:车辆从 6.35 s 开始起动,在 6.42 s 时开始转向。在起动瞬间,考虑驾驶风格时速度误差较大,但在后续跟踪过程中其误差均小于不考虑驾驶风格时的情况。说明考虑驾驶风格的模型能在一定程度上降低模型跟踪误差。

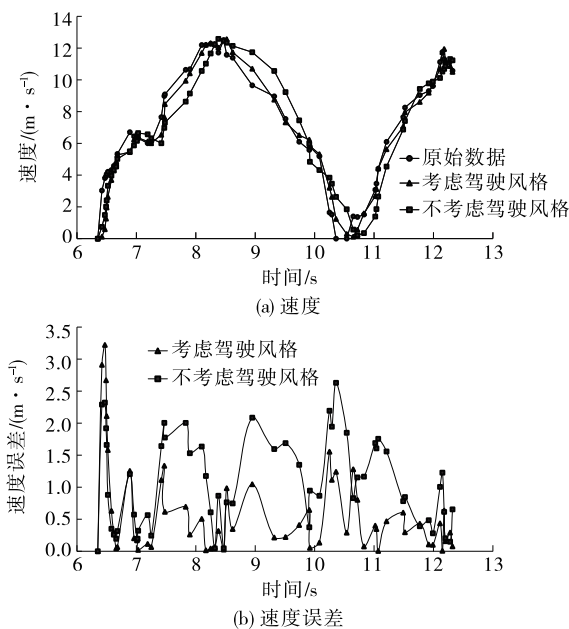


图 6 考虑和不考虑驾驶风格时车辆速度及其误差

## 5 总结与展望

本文以高速公路上驾驶人为研究对象,将驾驶风格分为 3 类,建立 MPC 车辆控制模型对车辆进行模型预测控制。主要研究内容如下:

(1) 从 NGSIM 中提取适合进行换道研究的车辆轨迹,根据轨迹中提供的数据,选择差异性较大的聚类特征。对聚类特征进行主成分分析,降低系统的计算烦琐度,同时保留信息的完整性。然后使用 K-means 算法对车辆轨迹进行聚类,得到 3 类差异较明显的类簇。根据已有研究成果及数据对比,将 3 类数据分别定义为保守型、普通型、激进型驾驶风格,并对聚类结果进行正确性验证。

(2) 建立车辆运动学模型并对模型进行离散化处理,建立 MPC 模型对车辆进行预测控制。同时根据数据集中提供的轨迹信息设置约束条件与目标函数,使 MPC 更加适合数据集。将驾驶风格与 MPC 相结合,提高模型的效率、准确性,降低事故发生风险。

本文仅研究驾驶风格的影响,且样本数据较少,不足以概括所有可能发生的情况。车辆所处的实际环境可能更加复杂,驾驶人做出的选择可能更加难以预测。后续研究可从如下方面进行完善:

(1) 本文选用的公共数据集中可供换道研究的数据较少,且数据集时间较长,存在数据不准确的问题,在一定程度上影响了结果的精确性。后续研究可以进行目的明确的换道试验,收集大量换道数据进行研究。

(2) 对车辆的建模,本文仅停留在运动学模型层面,无法对车辆进行更细致的分析。如果使用动力学建模,则可以对车辆附加更多的约束条件,也能实现对车辆的分布式控制,提高跟踪效果。

#### 参考文献:

- [1] 林南亭,胡林,林森,等.基于时间序列聚类的交通事故黑点识别与分析[J].长沙理工大学学报(自然科学版),2023,20(2):45-54.
- [2] 中华人民共和国工业和信息化部,公安部,住房和城乡建设部,等.关于开展智能网联汽车准入和上路通行试点工作的通知:工信部联装〔2023〕217号[A/OL].(2023-11-17)[2023-05-25].[https://www.miit.gov.cn/zwgk/zcwj/wjfb/tz/art/2023/art\\_be04a39345354b1ba4624262f86e7cfb.html](https://www.miit.gov.cn/zwgk/zcwj/wjfb/tz/art/2023/art_be04a39345354b1ba4624262f86e7cfb.html).
- [3] 重庆长安汽车股份有限公司,中国汽车技术研究中心



- 有限公司,广州汽车集团股份有限公司,等.汽车驾驶自动化分级:GB/T 40429—2021[S].北京:中国标准出版社,2021.
- [4] 田野.11 部门联合发布《智能汽车创新发展战略》[J].智能网联汽车,2020(2):6-7.
- [5] 张泽星.基于驾驶风格的个性化全线控电动汽车控制策略研究[D].长春:吉林大学,2020.
- [6] HU L, TIAN Q T, ZOU C F, et al. A study on energy distribution strategy of electric vehicle hybrid energy storage system considering driving style based on real urban driving data [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022, 162: 112416.1-112416.13.
- [7] BEJANI M M, GHATEE M. Convolutional neural network with adaptive regularization to classify driving styles on smartphones[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(2): 543-552.
- [8] MARINA MARTINEZ C, HEUCKE M, WANG F Y, et al. Driving style recognition for intelligent vehicle control and advanced driver assistance: a survey[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(3): 666-676.
- [9] 胡林, 郭广涛, 黄晶, 等. 驾驶人熟悉程度对其安全驾驶行为的影响研究综述[J]. 中国公路学报, 2022, 35(6): 240-253.
- [10] QI G Q, DU Y M, WU J P, et al. What is the appropriate temporal distance range for driving style analysis? [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(5): 1393-1403.
- [11] 黄晶, 蒯仲勋, 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.
- [12] 尚家泽, 安葭鹏, 郭耀丹. 基于阈值的 BIRCH 算法改进与分析[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2020, 32(3): 487-494.
- [13] 金立生, 贺阳, 王欢欢, 等. 基于自适应阈值 DBSCAN 的路侧点云分割算法[J]. 汽车工程, 2022, 44(7): 987-996.
- [14] BERNADO L, ZEMEN T, TUFVESSON F, et al. Time-and frequency-varying K-factor of non-stationary vehicular channels for safety-relevant scenarios[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(2): 1007-1017.
- [15] GAO B Z, CAI K Y, QU T, 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): 12482-12496.
- [16] WANG W S, XI J Q, ZHAO D. Driving style analysis using primitive driving patterns with Bayesian non-parametric approaches[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(8): 2986-2998.
- [17] 李雪松, 张镔石, 宋呈群, 等. 自动驾驶场景下的轨迹预测综述[J]. 计算机工程, 2023, 49(5): 1-11.
- [18] 李春善. 四轮独立线控电动汽车驱动系统主动容错控制策略研究[D]. 长春: 吉林大学, 2018.
- [19] 薛海涛, 李海波, 赵小羽, 等. 汽车-电动自行车与汽车-自行车碰撞中骑车人动力学响应对比研究[J]. 公路与汽运, 2021(6): 37-42.
- [20] 叶星宇. 基于分布式驱动电动汽车的轨迹跟踪控制算法设计[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
- [21] 于金良. 四轮转向智能车轨迹跟踪控制方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
- [22] 熊明强, 譙杰, 夏芹. 基于改进 LSTM-NN 的安全性自动驾驶换道轨迹规划模型[J]. 汽车工程学报, 2021, 11(6): 419-426.
- 收稿日期: 2023-06-06

\*\*\*\*\*

## 关于假冒杂志网站和邮箱的声明

目前互联网上出现以《公路与汽运》杂志名义建立的官方网站和投稿邮箱,它们盗用“公路与汽运”的名称,非法向外征稿并收取审稿费、版面费,严重损害了本刊的权益和声誉。为避免广大作者和读者上当受骗,本刊郑重声明:

1 本刊的网址为 <http://glyqy.csust.edu.cn>。互联网上以“公路与汽运”名义建立的其他网站都是假冒的,此类网站上发布的信息及由此造成的一切后果均与本刊无关。

2 本刊官方邮箱为 [gongluyuqiyeun@163.com](mailto:gongluyuqiyeun@163.com),除此之外的任何以本刊名义设立的邮箱都是假冒的。本刊目前没有收取审稿费。

3 本刊强烈谴责这种假冒《公路与汽运》杂志名义、损害本刊和作者、读者权益的违法行为,并保留依法追究其法律责任的权利。

特此声明。

《公路与汽运》编辑部