

Driver Longitudinal Behavior Analysis Based on Natural Driving in Cutting Scene of Front Vehicle

Dashuang HAN, Zhixiong MA, Xichan ZHU, Zhe MENG

School of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai, China

Email: hands@tongji.edu.cn

Abstract: Based on the natural driving data, the longitudinal driver response behavior of the scene cut out of the car in front is analyzed. For the driver's longitudinal response behavior, firstly, the acceleration behavior domain related to TV1 (Target Vehicle I) was divided by support vector machine method, and then the acceleration time was represented by the transverse body overlap rate of the Vehicle and the Vehicle in front at the initial acceleration time, and the acceleration response process was represented by the average acceleration and the maximum acceleration. The influencing factors were analyzed by one-way anova and Pearson correlation test. The results show that the factors that significantly affect the acceleration time include cutting average lateral speed, vehicle type in front, longitudinal ttc-1, turning signal in front and lighting weather. The factors that significantly affect the average acceleration include vehicle speed, longitudinal ttc-1 and cut average transverse speed, among which the first two have significant influences on the maximum acceleration at the same time. Finally, a regression equation is established to describe the driver's acceleration time and response process by using multiple linear regression method.

Keywords: the front car cuts out the scene; Longitudinal response behavior of drivers; Support vector machine; Multiple linear regression

基于自然驾驶的前车切出场景驾驶员纵向行为分析

韩大双, 马志雄, 朱西产, 孟哲

同济大学汽车学院, 上海, 中国, 201804

Email: hands@tongji.edu.cn

摘要: 基于自然驾驶数据, 对前车切出场景的纵向驾驶员响应行为进行分析。对驾驶员纵向响应行为, 首先通过支持向量机方法划分出与 TV1 (Target Vehicle I) 相关的加速行为域, 然后采用初始加速时刻本车与前车的横向车身重叠率来表征加速时机, 平均加速度和最大加速度来表征加速响应过程。通过单因素方差分析和皮尔逊相关性检验分析其影响因素。结果表明, 显著影响加速时机的因素包括了切出平均横向车速、前车类型、纵向 TTC-1、前车转向灯开启情况以及照明天气; 显著影响平均加速度的因素包括本车车速、纵向 TTC-1 和切出平均横向车速, 其中前两者同时对最大加速度产生显著影响。最后通过多元线性回归方法建立了用于描述驾驶员加速时机和加速响应过程的回归方程。

关键词: 前车切出场景; 驾驶员纵向响应行为; 支持向量机; 多元线性回归

1 引言

变道时一种常见的驾驶行为操作。研究表明^[1], 在我国, 高速公路变道频率是 0.864 次/km, 城市开放道路变道频率则高达 1.392 次/km。因此, 在我国行驶过程中, 前方车辆切出本车道是一种常见的自然驾驶场景。驾驶员对前车切出后的驾驶响应有两种: 跟随变道或原车道行驶。

对于跟车工况, 国外提出了一些跟车模型, 例如安全距离模型(Gipps 模型^[2]), 生理-心理模型(Wiedemann 模型^[3]) 和优化速度模型等(全速度差模型^[4]) 等, 在国内, 顾荣荣通过分析自然驾驶数据得到了中国典型跟车工况库^[5], 王雪松利用自然驾驶数据对跟车模型进行参数标定, 得到了更适用于仿真中国驾驶员跟车的全速度差模型^[6], 李霖

基金项目: 智能电动车人机共驾交互理论(国家重点研发计划) 课题编号: 2016YFB0100904-2

项目资助信息: 上海市科技人才计划; 名称: AEBs 中国典型工况下测评技术研究及控制策略优化, 编号: 16XD142140

利用碰撞时间（Time-to-Collision，TTC）与车速构建了跟车过程的危险度估计模型^[7]；贺经纬通过制动时间裕度（TimeMargin）来评估跟车潜在风险^[8]。

对于变道工况，Do Quoc Huy 研究表明，驾驶员在正常变道前会将本车与前车的相对速度与相对距离调整至较为舒适的范围，并通过支持向量机方法划分出驾驶员变道舒适域^[9]，Taeyoung 等人用正弦函数建立变道模型，并用于驾驶员紧急转向行为研究^[10]；刘兴亮根据隐马尔可夫理论构建了正常变道意图识别模型^[11]，林椰厅用五次多项式描述变道路径，并通过近远点方法建立中国驾驶员正常变道模型^[12]。

本文通过分析自然驾驶数据，分析驾驶员面对前车切出场景的纵向响应行为，为优化自然驾驶系统提供理论依据。

2 前车切出场景自动化提取

2.1 数据来源和数据内容

本文使用的数据是某车企的实车路试项目数据，采集时间是 2017 年，采集区域包括上海北京等国内十个省份和两个直辖市，覆盖了中国大部分道路交通环境，驾驶员驾驶经验丰富，所以采集样本具有一定的代表性；由于企业原因，本文只使用部分数据，时长 35h 左右，里程约 1200km。

该数据主要包括 CAN 总线数据和视频信息。CAN 总线信息中包括车速、加速度等本车相关信息和由摄像头采集的环境感知信息，环境感知信息包括车道线、目标物信息等信息，目标物信息主要包括：ID_CIPV(跟车目标的 ID)、CIPVFlag(是否是本车的跟车目标)等信息，如表一所示；在本车车道线内，距离最近的车辆会识别为 CIPV（Closest In-Path Vehicle），即跟车对象。

Table 1. variable information
表 1. 变量信息

	变量名称	变量说明
目标物信息	CIPVFlag	是否是本车的跟车目标
	ID_CIPV	跟车目标 ID
车道线信息	Lane0_Position	本车距左车道线距离
	Lane1_Position	本车距右车道线距离
	Location	本车处于车道内位置

2.2 前车切出场景定义及分类

前车切出场景：本车与前车行驶过程中，前车在某一时刻开始向某一侧车道线靠近并跨过该车道线进入旁边车道的场景。

在该场景中，前车被称为第一目标车（Target Vehicle I，TV1），若前车切出后，本车前方还有车辆，则被称为第二目标车（Target Vehicle II，TV2），本车则用 SV（Subject Vehicle）表示。在前车切出场景中，前车切出后，本车响应行为可以分为两类：按原车道行驶和跟随前车变道。

2.3 前车切出场景自动化提取

因为驾驶员变道过程在国内外已有大量研究，所以本文仅针对前车切出场景下本车保持原车道行驶的纵向响应行为进行研究。

根据前车切出场景下本车保持原车道行驶的场景特征，提取流程如下：

在没有 TV2 的场景中，若跟车目标消失，目标物信息中的跟车目标 ID 会从随机数变为 0，CIPVFlag 会从 1 变为 0，即表示此时无跟车目标；在有 TV2 的场景中，若跟车目标消失，跟车目标 ID 会从某个随机数变为另一随机数，CIPVFlag 保持不变，为 1，同时，ID 跳变点处的纵向车距会增加一个车长，根据纵向车距变化可以

排除前车切入场景：首先找到 ID 跳变点，跳变点处可能存在切出过程；

从 ID 跳变点处向前推，找到前车开始变道的时刻，即前车切出工况的起点；在此过程中，跟车目标 ID 保持不变，横向距离绝对值逐渐减小，直至减小至最小值时为前车切出工况的起点；

从 ID 跳变点处向后推，找到前车切出工况的终点；若存在第二目标车，本车在跳变点后 2s 内跟车 ID 保持不变且一直在本车道内，则前车切出终点为跳变点后 2s；若不存在第二目标车，如果 CIPVFlag 变为 1，即出现新的目标车时，则以此处为终点，如果没有出现新的目标车，则以跳变点后 2s 为终点。

在前车切出的起点到终点的过程中，本车的横向移动应限制在本车道内，不能跨过左右车道线，即排除本车变道的情况。

通过提取流程，共提取前车切出场景中本车保持原车道行驶的场景共 192 例，通过抽样、观看视频进行验证，均符合提取该场景要求。在 192 例原车道行驶工况中，去除路口和匝道等复杂区域的工况，并且排除前车跨线前本车出现匀速和减速的工况，共剩余 151 例工况；本文会分别研究 TV1 和 TV2 对这 151 例工况的纵向控制的影响。

3 本车加速行为域的划分

在 TV1 切出过程中，本车车速持续增加且加速踏板持续下压的初始时刻称为初始加速时刻。其中部分工况存在切出起点后，本车先减速后加速的行为，这是因为在切出开始阶段，本车没有处于与 TV1 相关的加速行为域中，故要先进行相关调整，再进行加速。本节将划分出与 TV1 相关的加速行为域，当 TV1 切出起点后，本车相关参数处于加速行为域，则本车加速；否则要进行相关调整，再进行加速。

在加速行为域的划分问题中，其训练样本是一个非线性可分的情况，故本文将使用支持向量机（Support Vector Machine, SVM）的方法进行加速行为域的划分，SVM 对于解决非线性的问题具有独特的优势[13-14]。SVM 的基本思想是在高维空间或者无穷维空间中构建一个或一组超平面用于对目标样本进行分类[15]。针对非线性问题，高斯径向基函数有较好的求解能力[16]，故本文采用其进行 SVM 模型求解。为了避免训练集与测试集的划分方法对分类结果可能产生的影响，采用 K 折交叉验证法（K-Fold Cross Validation）来保证结果的准确性，过程如下：

首先将原始数据集随机分成 K 组，轮流使用其中的 K-1 组作为训练集进行 SVM 模型训练，余下的 1 组作为测试集进行模型验证，每次验证后都会记录本次测试的分类错误数，交叉验证重复 K 次，可得到平均测试错误数，最终得出分类结果的平均准确率，根据文献[17]，K 值通常取 5 或 10，本文选取 K 值为 10，公式如下：

$$E = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k Err_i$$
$$CV = \left(1 - \frac{E}{n}\right) * 100\%$$

为了判断 TV1 的横向和纵向对驾驶员行为的影响，本车将横向车距和纵向 TTC-1 分别作为横纵坐标进行加速行为域的划分；数据选择方面，选取 151 例前车切出后本车即进行加速行为的工况，还有 61 例前车切出后先进行一段时间调整的对比工况，两类样本共 212 例工况。

对提取的 212 例样本数据进行支持向量机划分：

- 1).通过 matlab 对 212 例样本进行随机分组，共十组；前八组每组 21 例样本，后两组每组 22 例样本；
- 2).使用 matlab 对分组样本进行十次支持向量机划分，测试结果及划分结果图如下所示：

Table 2 .Support vector machine result accuracy of 10 fold cross validation
表 2.10 折交叉验证的支持向量机结果准确率

组号	测试集样本数	错误样本数
1	21	1
2	21	0
3	21	0
4	21	0
5	21	1
6	21	2
7	21	1
8	21	1
9	22	0
10	22	1
平均准确率		97%

模型的准确率是 97%，说明支持向量机划分结果较好。

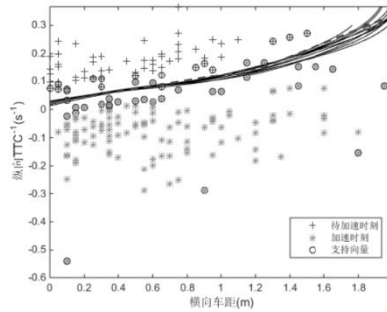


Figure 1.Results of acceleration behavior domain division related to the first target vehicle
图 1. 与第一目标车相关的本车加速行为域划分结果

对十次划分结果进行分段拟合，该曲线函数表达为：

$$TTC^{-1} = \begin{cases} 0.08 * d + 0.13 & 0m < d < 1.2m \\ 0.25 * d - 0.17 & 1.2m < d < 2m \end{cases}$$

式中，d 表示横向车距；本车加速行为域处于图 2.1 中分界线以下的区域；在此区域内，TV1 对本车影响很小，本车驾驶员较喜欢在该区域内进行加速。

加速行为域的分界线分为两段，斜率都为正且第二段斜率更大；横向距离越小，驾驶员对纵向工况的要求也越高；横向车距大于 1.2m 后，横向对本车的影响程度减小得更快，故对纵向工况的要求也更低；当前车完全跨线或者横距大于 2m 后，前车对本车不再产生影响，故也无需再考虑纵向工况参数。

4 TV1 对加速时机的影响

本节，加速时机的表征参数使用本车与 TV1 的横向重叠率来表示，定于如下：

$$\text{重叠率} = \frac{\frac{A+B}{2} - Y}{A}$$

式中，A 是本车车宽，B 是 TV1 车宽，Y 是两车横向车距的绝对值，重叠率越小，表明加速时机出现的越晚。

对 151 例加速行为的初始加速时刻重叠率进行统计，使用 Kolmogorov-Smirnov test 方法对该分布的正态分布拟合度进行检验，在置信度 95% 水平下的检验结果表明，初始加速时刻重叠率服从正态分布($p=0.16317>0.05$)。

影响驾驶员加速时机的因素可以分为两类：分类变量和连续变量；如下图所示：

Table 3. Influencing factors
表 3. 影响因素

影响因素	分类变量	存在、不存在
是否存在 TV2	分类变量	存在、不存在
TV1 车辆类型	分类变量	乘用车、商用车
TV1 转向灯是否开启	分类变量	开启、未开启
照明天气	分类变量	晴朗白天、其他条件（夜晚或雨雪雾）
车流量	分类变量	小车流（0~2 辆）、大车流（3~5 辆）
TV1 平均横向车速	连续变量	起点至初始加速时刻 TV1 平均横向车速
纵向 TTC ⁻¹	连续变量	初始加速时刻 SV 与 TV1 之间的 TTC-1
纵向 THW	连续变量	初始加速时刻 SV 与 TV1 之间的 THW
本车车速	连续变量	初始加速时刻 SV 车速

4.1 影响因素的分析方

法

本文使用的影响因素分析方法主要有两个：单因素方差分析法、皮尔逊相关性检验；

1) 单因素方差分析法的基本思想是研究某个自变量是否对因变量产生显著影响。单因素方差分析法将因变量的总离差平方和（SST）分解为组间离差平方和（SSA）与组内离差平方和（SSE），SSA 是由自变量的不同水平造成的变差，SSE 是由抽样误差引起的变差。

$$SST = SSA + SSE$$

$$SST = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \bar{x})^2$$

$$SSA = \sum_{i=1}^k n_i (\bar{x}_i - \bar{x})^2$$

k 是自变量的水平数量， x_{ij} 是自变量第 i 个水平的第 j 个样本值， n_i 是自变量第 i 个水平下样本个数， $\bar{x}$ 表示自变量均值； $\bar{x}_i$ 是自变量第 i 个水平下因变量的样本均值。

在因变量总离差平方和中，如果组间离差平方和所占比例较大，则说明了因变量的变动主要是由自变量的不同水平引起的，即该自变量对因变量的影响是显著的。故方差分析采用 F 统计量进行检验，数学定义为：

$$F = \frac{SSA / (k - 1)}{SSE / (n - k)}$$

式中，n 为样本总数，k-1 和 n-k 分别为 SSA 和 SSE 的自由度，这样的目的是为了消除水平数和样本数

的影响。若 F 值显著大于 1，则说明自变量对因变量产生了显著影响。

单因素方差分析法可以通过 SPSS 软件进行。首先提出零假设 H_0 ：自变量不同水平下的因变量总体均值并没有显著差异，然后计算 F 统计量的观测值以及对应的概率 p 值。如果概率 p 值小于显著性水平 α （一般取 0.05），则应拒绝零假设。

2) 皮尔逊相关性检验作用是定量确定两个连续变量之间的相关程度，皮尔逊相关性参数反应两个变量之间线性相关程度，用 r 表示，定义为两个变量之间的协方差和标准差的商：

$$r = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2}}$$

x_i 和 y_i 分别为两个变量的第 i 个样本值， $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 分别是两个变量的均值。r 的绝对值越大，则两个变量之间的相关性越强；还要考虑显著水平 p 值，如果 p 值过大 ($p > 0.05$)，即相关性不明显，即使相关系数 r 很高，也可能是偶然因素引起的。

4.2 各因素对加速时机的影响

1. 有无第二目标车对加速时机的影响

在 151 例加速行为中，有第二目标车 110 例，无第二目标车 41 例。利用 SPSS 软件进行单因素方差分析，结果显示，有无 TV2 对加速时机无显著影响 ($F = 0.700$, $p = 0.405 > 0.05$)。

2. TV1 车辆类型对加速时机的影响

在 151 例加速行为中，乘用车切出 118 例，商用车切出 33 例。单因素方差分析结果显示，切出车辆类型对加速时机有显著影响 ($F = 6.004$, $p = 0.015 < 0.05$)。

3. 照明天气对加速时机的影响

在 151 例加速行为中，晴朗白天 92 例，其他条件（夜晚或雨雪雾）59 例。单因素方差分析结果显示，照明天气对加速时机有显著影响 ($F = 4.753$, $p = 0.031 < 0.05$)。

4. TV1 转向灯是否开启对加速时机的影响

由于研究对象是转向灯开启情况对于初始加速时刻的影响，故只有在此时刻之前开启转向灯才被计入。在 151 例加速行为中，TV1 开启转向灯 66 例，未开启 85 例。单因素方差分析结果显示，转向灯开启与否对加速时机无显著影响 ($F = 2.088$, $p = 0.150 > 0.05$)。

5. 车流量对加速时机的影响

车流量定义为 60 米范围内的车辆数量，0~2 辆定义为小车流，3~5 辆定义为大车流。单因素方差分析结果显示：车流量对加速时机无显著影响 ($F = 0.09$, $p = 0.750 > 0.05$)。

6. 切出平均横向车速与加速时机的相关性

利用 SPSS 软件进行皮尔逊相关性检验。结果如图 2 显示，切出平均横向车速与初始加速时刻重叠率在 95%置信区间内有显著负相关性 ($r = -0.389$, $p = 0.000 < 0.05$)。切出平均横向车速越大，初始加速时刻横向车距越大，重叠率越小。

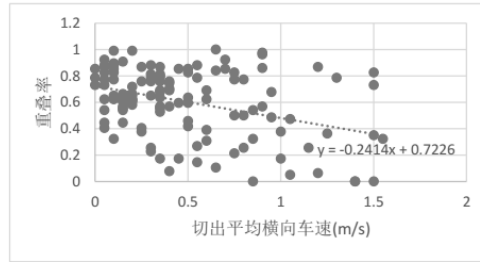


Figure 2.Shows the relationship between the average transverse vehicle speed and the overlap rate at the initial acceleration time
图 2. 切出平均横向车速与初始加速时刻重叠率的关系图

7. 纵向 THW 与加速时机的相关性

皮尔逊相关性检验结果显示，THW 与初始加速时刻重叠率在 95%置信区间内无显著相关性 ($p=0.202>0.05$)。

8. 纵向 TTC-1 与加速时机的相关性

绘制散点图如图 3 所示，皮尔逊相关性检验结果显示，TTC-1 与初始加速时刻重叠率在 95%置信区间内有显著负相关性 ($r=-0.246$, $p=0.006<0.05$)。

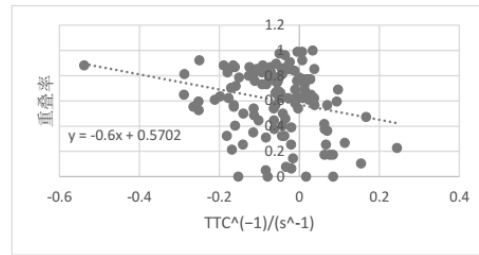


Figure 3.Shows the relationship between the average transverse vehicle speed and the overlap rate at the initial acceleration time
图 3. 切出平均横向车速与初始加速时刻重叠率的关系图

4.3 加速时刻的多元线性回归模型

基于上述结论，通过多元线性回归方法，综合分析各个影响因素对加速时机的影响并建立相应模型。

回归分析法:通过考察自变量和因变量之间的数量变化关系，找出一种回归模型，从而为之后的预测分析提供有价值的参考意见。在本文的研究中，因变量是初始加速时刻重叠率，自变量是多个影响因素，故采用多元线性回归分析。其多元线性样本回归公式如下：

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_m x_m$$

其中， $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$ 是 $m+1$ 个未知参数， β_0 称为回归常数， $\beta_1, \dots, \beta_m$ 称为回归系数； $x_1, \dots, x_m$ 是 m 个可以精确测量并可控制的一般变量，称为解释变量； y 称为被解释变量；式中回归系数的估计可采用最小二乘法，实际求解过程通过 SPSS 软件完成。

4.4 多元线性回归方程的检验方法

1) 拟合优度检验:使用拟合优度检验多元回归方程对样本参数的拟合度，使用调整判定系数 $\bar{R}^2$ ；

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{SSE / (n - m - 1)}{SST / (n - 1)}$$

其中，参数描述，上式显示，的取值在 0 到 1 之间。越靠近 1，拟合度越好；越靠近 0，拟合度越差。

2) 回归方程的显著性检验：检验所有自变量作为一个整体与因变量之间是否有显著的线性相关关系，一般采用 F 检验，公式如下：

$$F = \frac{SSR / m}{SSE / (n - m - 1)}$$

上式显示，F 统计量服从 (m, n-m-1) 个自由度的 F 分布。基于 SPSS 软件，会计算出检验统计量的观测值和与之匹配的概率 p 值。一旦概率 p 值小于设定的显著性水平 (0.05)，那么拒绝零假设，故回归方程显著。

基于上一小节单因素方差分析和皮尔逊相关性验证的结果，可以得知：对重叠率产生显著影响的因素有前车类型、照明天气、切出平均横向车速和纵向 TTC-1。此外，前车转向灯开启情况虽然未对因变量产生显著影响，但也呈现出一定规律，故将其也先纳入自变量范围。回归方程中，连续变量取值为其真实数值，而分类变量需要先进行编码，如表 4 所示。

Table 4. Classification variable coding

表 4. 分类变量编码

分类变量	因素水平	编码
照明天气	晴朗白天	1
	其他条件	2
前车类型	商用车	1
	乘用车	2
前车转向灯情况	开启	1
	未开启	2

利用 SPSS 软件进行多元线性回归，得到重叠率回归方程的调整 $\bar{R}^2 = 0.282$ ，说明拟合效果较好。回归方程的显著性检验结果表明，自变量整体与因变量的回归关系显著 (F 检验的 p 值为 0.000，远小于 0.05)。

Table 5. Multiple linear regression coefficient of overlap rate

表 5. 重叠率的多元线性回归系数表

模型	非标准化系数 B	标准系数	P
(常量)	1.290	/	0.000
切出横速 ($m \cdot s^{-1}$)	-0.253	-0.397	0.000
前车类型	-0.181	-0.257	0.001
纵向 TTC (s^{-1})	-0.466	-0.190	0.018
前车转向灯	-0.087	-0.168	0.031
照明天气	-0.088	-0.166	0.038

表中最后一列为回归系数所对应的概率 p 值，均小于 0.05，可见回归系数均有显著意义。表中 B 列即为最终求得的回归系数，正负号代表了该自变量对因变量影响的正负性。此外由于每个自变量的量纲和取值范围不同，故此系数不能反映该自变量对因变量影响程度的大小，而标准系数可以起到此作用，其绝对值越大表示该自变量对因变量的影响更大。最终得出回归方程如下：

初始加速时刻重叠率 = $1.290 - 0.253 \times \text{切出平均横速} - 0.181 \times \text{前车类型} - 0.466 \times \text{纵向 TTC} - 0.087 \times \text{前车转向灯} - 0.088 \times \text{照明天气}$

5 TV1 对加速过程的影响

本车的加速过程的研究起点从初始加速时刻开始，终点为前车完全跨线时刻。加速过程中，可以用平均加速度来反映加速响应的效果，用最大加速度来反映加速响应的强度。151 例加速行为的加速响应过程参数的统计特性如表 6 所示。结果显示，驾驶员控制下的加速度分布在 0.18g 范围以内。

Table 6.Statistical characteristics of accelerated response process parameters

表 6. 加速响应过程参数的统计特性

统计量	平均加速度 ($m \cdot s^{-2}$)	最大加速度 ($m \cdot s^{-2}$)
最小值	0.021	0.090
5 百分位数	0.062	0.180
25 百分位数	0.205	0.390
50 百分位数	0.333	0.660
75 百分位数	0.569	0.960
95 百分位数	1.079	1.560
最大值	1.482	1.740
均值	0.423	0.738
标准差	0.320	0.395

采用正态分布模型进行拟合，并使用 Kolmogorov-Smirnov test (KS 检验) 方法对拟合优度进行检验。在置信度 95%水平下的检验结果表明，平均加速度和最大加速度均服从对数正态分布。

5.1 各因素对加速时机的影响

可能与加速响应过程参数相关的分类变量有照明天气、车流量、TV1 类型、转向灯开启情况。经单因素方差分析，发现均无显著影响。可能与加速响应过程参数相关的连续变量包括了初始加速时刻本车车速、重叠率、纵向 THW、纵向 TTC-1、相对车速、纵向车距、切出平均横向车速。下面逐一进行分析。

绘制本车车速与两个响应过程参数的散点图如图 4 所示。皮尔逊相关性检验结果显示，本车车速与平均加速度在 95%置信区间内显著负相关 ($r=-0.531$, $p=0.000<0.05$)，与最大加速度也显著负相关 ($r=-0.586$, $p=0.000<0.05$)。初始加速时刻本车车速越小，驾驶员的加速效果越明显，加速强度也越大。

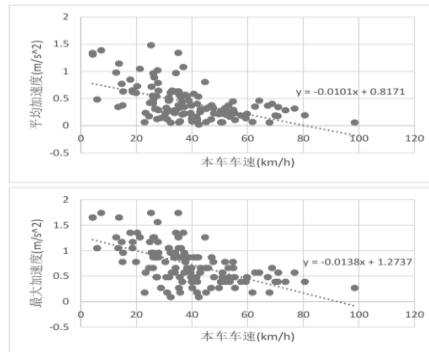


Figure 4.Relation between vehicle speed and acceleration response process parameters at initial acceleration time

图 4. 初始加速时刻本车车速与加速响应过程参数的关系

初始加速时刻重叠率、纵向 THW、相对车速与加速响应过程参数的关系：皮尔逊相关性检验结果显示，95%置信区间内均无显著相关性 (p 值均超过 0.05)。

绘制纵向 TTC-1 与两个响应过程参数的散点图如图 5 所示。皮尔逊相关性检验结果显示，纵向 TTC-1 与平均加速度在 95%置信区间内显著负相关 ($r=-0.403$, $p=0.000<0.05$)，与最大加速度也显著负相关 ($r=-0.358$, $p=0.000<0.05$)。初始加速时刻纵向 TTC-1 越小，即相对车速与纵向车距的比值越小，驾驶员的加速效果越明

显，加速强度也越大。

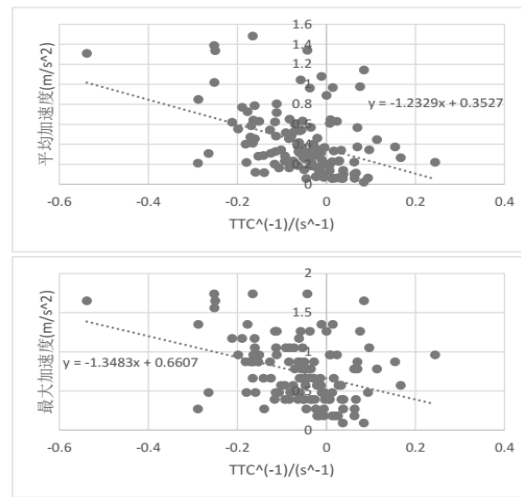


Figure 5. Relationship between longitudinal ttc-1 at initial acceleration time and acceleration response process parameters

图 5. 初始加速时刻纵向 TTC-1 与加速响应过程参数的关系

纵向车距与平均加速度在 95%置信区间内显著负相关 ($r=-0.395$, $p=0.000<0.05$), 与最大加速度同样显著负相关 ($r=-0.416$, $p=0.000<0.05$), 关系如图 6 所示。

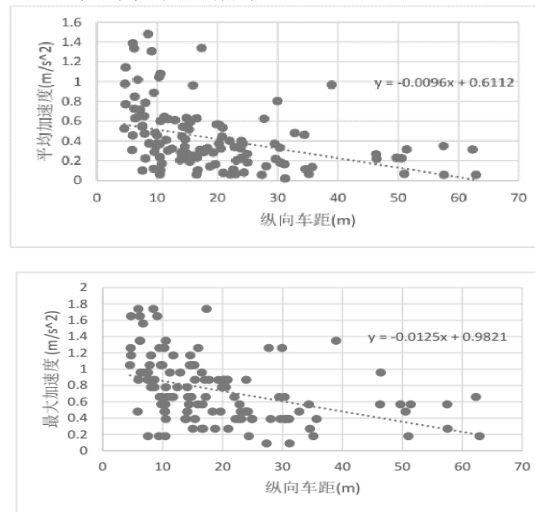


Figure 6. Relationship between longitudinal vehicle distance and acceleration response process parameters

图 6. 纵向车距与加速响应过程参数的关系

平均横向车速与加速响应过程参数的关系。皮尔逊相关性检验结果显示，平均横向车速与平均加速度在 95%置信区间内极弱正相关 ($r=0.181$, $p=0.044<0.05$), 与最大加速度也极弱正相关 ($r=0.120$, $p=0.186>0.05$)。

5.2 加速过程的多元线性回归模型

综合分析上述各个影响因素对加速响应过程参数的影响并建立回归模型。基于 2.3.1 的分析，对平均加速度产生显著影响的因素有初始加速时刻本车车速、纵向 TTC-1、纵向车距和切出平均横向车速，前三者同时对最大加速度产生了显著影响。由于纵向 TTC-1 和纵向车距相关性很高，为避免多重共线性问题，排除纵向车距而保留纵向工况参数 TTC-1。

利用 SPSS 软件进行多元线性回归，得到平均加速度回归方程的调整 $\bar{R}^2=0.376$ ，说明两个回归方程的拟合

效果均较好。回归方程的显著性检验结果表明，自变量整体与两个因变量的回归关系均显著（F 检验的 p 值均为 0.000）。回归系数及其检验结果如表 7 和表 8 所示：

Table 7. Multiple linear regression coefficients of average acceleration
表 7 平均加速度的多元线性回归系数表

模型	非标准化系数 B	标准系数	P
(常量)	0.621	/	0.000
本车车速 (km*h-1)	-0.009	-0.460	0.000
纵向 TTC-1 (s-1)	-0.831	-0.272	0.000
切出横速 (m*s-1)	0.173	0.174	0.017

表中最后一列为回归系数所对应的概率 p 值，均小于 0.05，可见自变量的回归系数均有显著意义。

Table 8. Multiple linear regression coefficients of maximum acceleration
表 8 最大加速度的多元线性回归系数表

模型	非标准化系数 B	标准系数	P
(常量)	1.174	/	0.000
本车车速 (km*h-1)	-0.012	-0.528	0.000
纵向 TTC-1 (s-1)	-0.814	-0.216	0.004

最终得出两个回归方程如下：

平均加速度=0.621-0.009*本车车速-0.831*纵向 TTC-1+0.173*切出平均横向车速

最大加速度=1.174-0.012*本车车速-0.814*纵向 TTC-1

6 总结

本文基于自然驾驶数据建立了前车切出场景中驾驶员响应行为选择模型并研究了前方目标车对纵向响应行为的影响。首先通过 10 折交叉验证的支持向量机方法，利用横向车距和纵向 TTC-1 两个指标划分出与第一目标车相关的加速行为域，本车与 TV1 之间的关系只有进入该行为域后驾驶员才可能加速，否则需要调整或等待。采用初始加速时刻重叠率来表征具体的加速时机，平均加速和最大加速度来表征加速响应过程，通过单因素方差分析和皮尔逊相关性检验分析影响因素。结果表明，显著影响加速时机的因素包括了切出平均横向车速、前车类型、纵向 TTC-1、前车转向灯开启情况以及照明天气；显著影响平均加速度的因素包括本车车速、纵向 TTC-1 和切出平均横向车速，其中前两者同时对最大加速度产生显著影响。最后通过多元线性回归方法建立了用于描述驾驶员加速时机和加速响应过程的回归方程。

致谢 (Acknowledgement)

感谢朱西产老师和马志雄老师在论文写作过程中的指导！

参考文献 (References)

- [1] CHEN Mingyang. Application of natural driving research in the development of autonomous vehicles: [master's thesis]. Shanghai: tongji university, 2017
陈名扬. 自然驾驶研究在自动驾驶汽车开发中的应用: [硕士学位论文]. 上海: 同济大学, 2017

- [2] Gipps P G. A behavioural car-following model for computer simulation. *Transportation Research Part B*, 1981, 15 (2): 105–111
- [3] Wiedemann R. Simulation des straßenverkehrsflusses: [dissertation]. Karlsruhe, Germany: Karlsruhe Institute of Technology, 1974
- [4] Jiang R, Wu Q, Zhu Z. Full velocity difference model for a car-following theory. *Physical Review E*, 2001, 64 (1): 1–4
- [5] GU Rongrong. Research on vehicle natural driving conditions and characteristics: [master's thesis]. Shanghai: tongji university, 2015
顾荣荣. 汽车自然驾驶跟车工况及特性研究: [硕士学位论文]. 上海: 同济大学, 2015
- [6] Yang H H, Peng H. Development of an errorable car-following driver model. *Vehicle System Dynamics*, 2010, 48(6): 751~773
- [7] LI Lin, he jinpeng, liu weiguo et al. Risk estimation algorithm based on characteristics of driver emergency braking behavior. *Journal of tongji university (natural science edition)*, 2013, 42(1): 109-114
李霖, 贺锦鹏, 刘卫国等. 基于驾驶员紧急制动行为特征的危险估计算法. *同济大学学报 (自然科学版)*, 2013, 42(1): 109-114
- [8] HE Jingwei. Research on potential risk assessment model of car-following scene: [master's thesis]. Shanghai: tongji university, 2018
贺经纬. 跟车场景潜在风险评估模型的研究: [硕士学位论文]. 上海: 同济大学, 2018
- [9] Do Q H, Tehrani H, Mita S, et al. Human drivers based active-passive model for automated lane change. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2017, 9(1): 42-56
- [10] Lee T, Kim B, Yi K, et al. Development of lane change driver model for closed-loop simulation of the active safety system. In: *Proceedings of the 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*. Washington D.C, USA: IEEE, 2011. 56-61
- [11] LIU Xingliang. Research on lane change characteristics and lane change intention detection method of drivers in natural driving: [master's thesis]. Shanghai: tongji university, 2016
刘兴亮. 自然驾驶中车道变换特征及驾驶员变道意图探测方法研究: [硕士学位论文]. 上海: 同济大学, 2016
- [12] Lin yeting. Characteristics analysis and model research of driver lane change behavior: [master's thesis]. Shanghai: tongji university, 2018
林椰厅. 驾驶员变道行为特征分析与模型的研究: [硕士学位论文]. 上海: 同济大学, 2018
- [13] Ding shifei, qi bingjuan, tan hongyan. Review of support vector machine theory and algorithm research. *Journal of university of electronic science and technology of China*, 2011, 40(1): 2-10
丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述. *电子科技大学学报*, 2011, 40(1): 2-10
- [14] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks. *Mach Learn*, 1995, 20(3): 273-297
- [15] Mahesh P. Kernel Methods in remote sensing: a review. *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 2009, 15(1): 194-215
- [16] Trevor H, Robert T, Jerome F. *The Elements of Statistical Learning*. USA: Springer, 2013. 134-135
- [17] James G, Witten D, Hastie T, et al. *An Introduction to Statistical Learning*. USA: Springer, 2013. 349-354