

# 基于驾驶人距离感知不确定性的跟驰行为建模

吴 兵<sup>1</sup>, 刘艳婷<sup>1</sup>, 倪代恒<sup>2</sup>, 王文璇<sup>1</sup>, 李林波<sup>1</sup>

(1. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804; 2. 马萨诸塞大学阿默斯特分校 工程学院, 阿默斯特 01003)

**摘要:** 以纵向控制模型(LCM)为基准跟驰模型, 进行基于驾驶人距离感知不确定性的跟驰行为建模。假设在任意时刻驾驶人的感知车间距离误差分别服从均匀分布与截断正态分布, 建立概率密度函数的参数(均匀分布的边界值、正态分布的均值与标准差)与实际车间距离、驾驶人激进性特征的函数关系, 分别得到基于均匀分布的扩展模型与基于截断正态分布的扩展模型。最后, 运用上海市自然驾驶数据对扩展模型进行标定。结果表明: 基于均匀分布和截断正态分布的扩展模型的标定误差与验证误差均小于LCM, 而且扩展模型的多次模拟仿真误差波动很小, 即都可以用来描述驾驶人距离感知的不确定性; 基于截断正态分布的扩展模型优于基于均匀分布的扩展模型。

**关键词:** 跟驰行为; 距离感知不确定性; 纵向控制模型; 均匀分布; 正态分布

中图分类号: U491

文献标志码: A

## Car-following Behavior Modeling Based on Uncertainty of Driver Distance Perception

WU Bing<sup>1</sup>, LIU Yanting<sup>1</sup>, NI Daiheng<sup>2</sup>, WANG Wenxuan<sup>1</sup>, LI Linbo<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. College of Engineering, University of Massachusetts Amherst, Amherst 01003, USA)

**Abstract:** By taking the longitudinal control model (LCM) as the basic car-following model, the car-following behavior is modeled based on the uncertainty of driver distance perception. It is assumed that the error of perceptual spacing follows the uniform distribution and the truncated normal distribution. Thereafter, the relationships between the probability density function parameters (i. e. the boundary values of the uniform distribution, the mean value and standard deviation of the

normal distribution) and the factors (i.e. observed spacing values and driver's aggressiveness characteristics) are established. Then, the extended model based on the uniform distribution and the extended model based on the truncated normal distribution are obtained. Finally, the Shanghai naturalistic driving data are employed to calibrate the extended models. It is shown that the extended models exhibit better performance than LCM, indicating that the extended models could capture the uncertainty of driver distance perception. Besides, the extended model based on the truncated normal distribution has better performance than the extended model based on the uniform distribution.

**Key words:** car-following behavior; uncertainty of distance perception; longitudinal control model (LCM); uniform distribution; normal distribution

驾驶行为建模是交通流研究的重要内容, 在微观交通仿真、通行能力分析、自动驾驶、交通安全评价等领域具有广泛的应用价值<sup>[1]</sup>。近年来, 特斯拉、奥迪、沃尔沃等汽车制造商开始上市L2甚至L3自动驾驶水平的车型。虽然当前混合驾驶环境中自动驾驶车辆比例较小且自动驾驶水平较低, 但是混合驾驶环境仍将持续一段较长时间。对人工驾驶车辆与自动驾驶车辆运动模型进行区别建模, 更准确地描述混合交通流运行情况, 是提高混合驾驶环境交通运行机动性与安全性的基础。

跟驰模型是最重要的驾驶行为建模研究内容之一。自20世纪50年代Reuschel<sup>[2]</sup>提出跟驰模型的初始原型后, 产生了安全距离模型<sup>[3-4]</sup>、刺激-反应模型<sup>[5]</sup>、优化速度模型<sup>[6]</sup>、广义力模型<sup>[7]</sup>、全速度差模型<sup>[8]</sup>、Helly线性跟驰模型<sup>[9]</sup>、智能驾驶人模型(IDM)<sup>[10]</sup>等经典模型, 但这些模型只考虑了反应时

收稿日期: 2021-04-10

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFE0102800)

第一作者: 吴 兵(1960—), 男, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为交通控制、交通拥挤管理。

E-mail: wubing@tongji.edu.cn



论文  
拓展  
介绍

间、车间距离、速度差等因素,未考虑驾驶人感知的不确定性。通过引入感知势能压力,纵向控制模型(LCM)<sup>[11]</sup>更接近于人的驾驶状态,但依然属于确定性建模的范畴。

机器与人类的感知过程存在本质不同,前者使用传感器可准确测量的速度、距离等,后者通过以视觉为主的感知估计速度和距离等,准确性受到多种因素的影响。感知过程中驾驶人的行为特征被称为估计错误、不完美估计能力或感知错误等<sup>[12-13]</sup>。驾驶过程中感知不确定性建模方法一般是将感知变量的感知值替换原模型中的真实值。如 Van Winsum<sup>[14]</sup>从心理角度提出基于碰撞时间(TTC)的跟驰模型,并运用驾驶人感知TTC代替实际TTC。Treiber等<sup>[13]</sup>与 Van Lint等<sup>[15]</sup>针对驾驶人估计错误的随机性,基于维纳过程提出了相应的跟驰模型建模方法。然而, Van Lint等<sup>[16]</sup>指出,以上研究方法属于外生建模方法,不能反映同一驾驶人不同时刻行为的随机性。因此,应采用动态函数或动态算法等内生建模方法对驾驶人的行为进行建模。Ou等<sup>[17]</sup>采用正态分布对车头间距、速度差、加速度3种感知错误进行了内生建模,同时认为标准差仅与感知变量真实值线性相关,但未考虑驾驶人特征,即不能描述不同驾驶人之间的差异性。

以均匀分布与截断正态分布描述感知车间距离

误差,分别建立了均匀分布的边界值、正态分布的均值和标准差与实际车间距离、驾驶人激进性的函数关系,在对概率分布参数建模的同时考虑感知变量真实值与驾驶人特征。以纵向控制模型为基准模型,运用上海市自然驾驶数据,对纵向控制模型及其2个扩展模型进行了标定、验证与比较。

## 1 基于纵向控制模型的不确定性建模

2016年, Ni等<sup>[11]</sup>提出纵向控制模型,该模型的建模思想为交通流场论。交通流场论将跟驰模型的车辆看作人与车的共同体,认为建模时必须同时考虑人的社会性与车辆的物理性,即模型的基本假设应该同时包括社会系统的社会规则与物理系统的物理规律。基于物理规律的基本假设包括道路是一个物理场和驾驶人仅对一定距离内的其他驾驶人做出反应,基于社会规则的基本假设包括驾驶人反应各向异性与驾驶人总是趋利避害。对应的建模原理如图1所示。图1中: $G_i$ 表示后车*i*向前的原始驱动势能场对应的力,方向向前; $R_i$ 表示道路条件、交通管制等势能场对应施加在后车*i*上的力,方向向后; $F_{ij}$ 表示前车*j*势能场施加在后车*i*上的力,方向向后; $U_{ij}$ 表示后车*i*处于与前车*j*交互条件下的总势能场对应的合力;其余符号含义见下文。

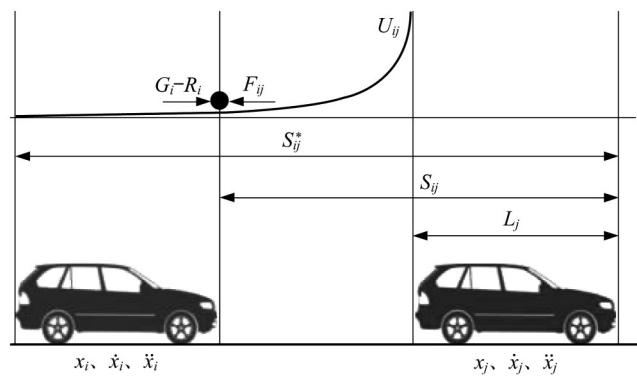


图1 纵向控制模型建模原理

Fig.1 Modeling mechanism of LCM

对各个力进行建模,得到后车加速度(合力与质量的比值)计算式,如下所示:

$$\ddot{x}_i(t + \tau_i) = A_i \left( 1 - \frac{\dot{x}_i(t)}{v_i} - e^{-\frac{S_{ij}(t)}{S_{ij}^*(t)}} \right) \quad (1)$$

$$S_{ij}^*(t) = \frac{\dot{x}_i^2(t)}{2b_i} - \frac{\dot{x}_j^2(t)}{2B_j} + \dot{x}_i(t)\tau_i + L_j \quad (2)$$

式中: $\ddot{x}_i(t + \tau_i)$ 为后车*i*在感知反应时间 $\tau_i$ 后执行的

加速度; $A_i$ 为后车*i*从静止开始起步时的期望最大加速度(下文简称为期望最大加速度); $\dot{x}_i(t)$ 为后车*i*在*t*时刻的速度; $v_i$ 为后车*i*的期望速度; $S_{ij}(t)$ 为后车*i*在*t*时刻与前车*j*的车间距离; $S_{ij}^*(t)$ 为后车*i*在*t*时刻与后车*j*的理想车间距离; $b_i$ 为后车*i*认为本车在紧急情况下可执行的最大减速度(下文简称为本车期望最大减速度); $B_j$ 为后车*i*认为前车*j*在紧急情

况下可执行的最大减速度(下文简称为前车期望最大减速度); $L_j$ 为前车 $j$ 的有效车长。

### 1.1 基于概率分布的距离感知不确定性假设

概率论的核心思想是根据大量相同随机现象的规律,对出现某一结果的可能性给出客观科学的判断及其他数学方面的描述,即概率分布。在实际问题中,虽然无法轻松得到任意一个随机现象的概率分布,但是数学家们已经得到了多种概率分布形式,如正态分布、均匀分布、Gamma分布等。在随机现象的概率分布未知时,可以假设服从某种已知的概率分布,然后利用实测数据进行验证。

车间距离是IDM、LCM等多个跟驰模型的重要输入变量,以固定的准确值形式存在。如前文所述,驾驶人在驾驶过程中无法准确估计车间距离,为了使跟驰模型更符合驾驶人实际情况,拟对驾驶行为中车间距离这一不确定性输入变量进行建模。

#### (1) 概率分布选择

无论是通过设计实验进行研究,还是从眼睛生理机理角度进行研究,目前关于驾驶人在驾驶过程感知阶段对车间距离估计的研究较少。因此,还无法确定感知估计值服从的具体分布形式。如上文所述,驾驶人在驾驶过程中对车间距离的感知估计可视为一个随机现象,在其概率分布未知时,可以通过假设服从某种已知的分布,并运用实测数据进行验证的方法进行研究。在选择假设服从的分布时,一是考虑概率分布的复杂性,应优先考虑参数较少的分布,二是考虑概率分布存在的广泛性。综合复杂性与广泛性原因,选择均匀分布与正态分布作为待研究的概率分布。

#### (2) 影响因素

在驾驶过程中驾驶人感知车间距离误差的影响因素众多,如道路条件(公路类型、交通条件、道路几何特征等)、车辆类型、驾驶人特征(性别、年龄、驾驶经验等)等。一般地,为避免过度增加模型计算复杂度,需要从中选择适当数量的重要因素。首先,实际车间距离是感知车间距离的基础;其次,对于纵向控制模型, $b_i$ 与 $B_j$ 可综合反映驾驶人激进性。因此,将采用实际车间距离与驾驶人激进性对感知车间距离误差分布进行建模。

#### (3) 假设与实际情况符合度分析

由于感知车间距离服从的分布的具体形式与驾驶人激进性、实际车间距离有关,因此驾驶人距离感知不确定性具有以下3条特征:在相同条件下不同驾驶人感知车间距离服从的分布不同,在不同条件

下同一驾驶人感知车间距离服从的分布不同,同一驾驶人对同一车间距离的感知具有随机性特征。因此,该假设符合驾驶过程中驾驶人感知车间距离的实际情况。

### 1.2 感知车间距离误差分布建模

$S_{ij}(t)$ 为变量,表示 $t$ 时刻的实际车间距离,令 $\Delta S_{ij,p}(t)$ 为随机变量,表示 $t$ 时刻的感知车间距离误差, $S_{ij,p}(t)$ 表示 $t$ 时刻的感知车间距离。LCM表示纵向控制模型,以MLCM\_U、MLCM\_N分别表示基于均匀分布、正态分布建立的纵向控制模型的扩展模型。相应地, $\Delta S_{ij,pu}(t)$ 表示均匀分布感知车间距离误差, $\Delta S_{ij,pn}(t)$ 表示正态分布感知车间距离误差, $S_{ij,pu}(t)$ 表示均匀分布感知车间距离, $S_{ij,pn}(t)$ 表示正态分布感知车间距离。

#### 1.2.1 纵向控制模型扩展模型基本公式

2个扩展模型的后车加速度如下所示:

$$\ddot{x}_{i,pu}(t+\tau_i)=A_i\left(1-\frac{\dot{x}_i(t)}{v_i}-e^{-\frac{S_{ij,pu}(t)}{S_{ij}^*(t)}}\right) \quad (3)$$

$$\ddot{x}_{i,pn}(t+\tau_i)=A_i\left(1-\frac{\dot{x}_i(t)}{v_i}-e^{-\frac{S_{ij,pn}(t)}{S_{ij}^*(t)}}\right) \quad (4)$$

$$S_{ij,pu}(t)=S_{ij}(t)+\Delta S_{ij,pu}(t)$$

$$S_{ij,pn}(t)=S_{ij}(t)+\Delta S_{ij,pn}(t)$$

#### 1.2.2 概率密度函数

MLCM\_U、MLCM\_N感知车间距离误差的概率密度函数如下所示:

$$f(\Delta S_{ij,pu}(t))=\begin{cases} \frac{1}{a_1(t)-a_2(t)}, & a_2(t)<\Delta S_{ij,pu}(t)<a_1(t) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$f(\Delta S_{ij,pn}(t))=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma(t)}\exp\left(-\frac{(\Delta S_{ij,pn}(t)-\mu(t))^2}{2\sigma(t)^2}\right) \quad (6)$$

式中: $a_1(t)$ 、 $a_2(t)$ 分别表示 $\Delta S_{ij,pu}(t)$ 服从均匀分布时的上界与下界; $\mu(t)$ 表示 $\Delta S_{ij,pn}(t)$ 服从正态分布时的均值; $\sigma(t)$ 表示 $\Delta S_{ij,pn}(t)$ 服从正态分布时的标准差。

#### 1.2.3 概率密度函数建模

##### (1) 对均匀分布上下界 $a_1(t)$ 与 $a_2(t)$ 的影响

实际车间距离与驾驶人激进性对上下界的影响相似,方向相反。根据跟驰模型原理,车间距离直接影响加速度,即感知车间距离误差过大时,会产生不合理的加速度,容易导致碰撞前车。因此,在进行建模时,需要控制驾驶人感知车间距离误差的范围,避免出现大



量事故。考虑不同影响因素的作用时,宜采用叠加后不会产生巨大感知车间距离误差的数学形式。对实际车间距离与驾驶人激进性的影响采用累乘形式实现上述目标。实际车间距离对感知车间距离误差的影响包括:一是中短距离时感知车间距离误差较小,长距离时感知车间距离误差较大;二是随着距离的增大,感知车间距离误差不会无限增大。因此,采用对数函数描述实际车间距离对感知车间距离误差的影响,即实际车间距离增大时,误差也增大,但误差变大的程度变小。驾驶人激进性参数值为正时,表明驾驶人比较激进,可能高估车间距离,即感知车间距离误差为正,反之则负,因此采用指数函数描述驾驶人激进性对感知车间距离误差的影响。

(2)对正态分布均值 $\mu(t)$ 与标准差 $\sigma(t)$ 的影响

考虑到实际车间距离和驾驶人激进性对正态分布的影响与其对均匀分布边界的影响相似,因此也采用累乘形式,并且分别采用对数函数与指数函数描述实际车间距离与驾驶人激进性对正态分布均值的影响。仅假设实际车间距离会影响感知车间距离误差的离散性,并且认为实际车间距离对感知车间距离误差标准差的影响与其对均值的影响相似。以 $b_i - B_j$ 表示驾驶人激进性,均匀分布上下界和正态分布均值与标准差计算式如下所示:

$$a_1(t) = u_1(e^{b_i - B_j} - 1) \ln(S_{ij}(t)) S_{ij}(t) \quad (7)$$

$$a_2(t) = -u_2(e^{b_i - B_j} - 1) \ln(S_{ij}(t)) S_{ij}(t) \quad (8)$$

$$\mu(t) = n_1(e^{b_i - B_j} - 1) \ln(S_{ij}(t)) S_{ij}(t) \quad (9)$$

$$\sigma(t) = n_2 \ln(S_{ij}(t)) S_{ij}(t) \quad (10)$$

式中: $u_1, u_2$ 为均匀分布系数; $n_1, n_2$ 为正态分布系数。

#### 1.2.4 模型输入值

均匀分布属于有界分布,因此可将概率随机取值与实际车间距离之和作为驾驶行为模型感知车间距离的输入值。正态分布属于无界分布,因此首先需要取截断分布。根据累积分布概率45%与55%取正态分布的截断分布,将该截断分布的概率随机取值与实际车间距离之和作为驾驶行为模型感知车间距离的输入值。正态分布模型输入值获取方法如图2所示。

## 2 模型标定与验证

所使用的数据来自上海市自然驾驶研究项目。该项目由同济大学、通用汽车公司、弗吉尼亚理工学院及弗吉尼亚州立大学共同发起,旨在收集中国驾驶人驾驶行为数据。使用5辆配备SHRP2(The Second Strategic Highway Research Program)

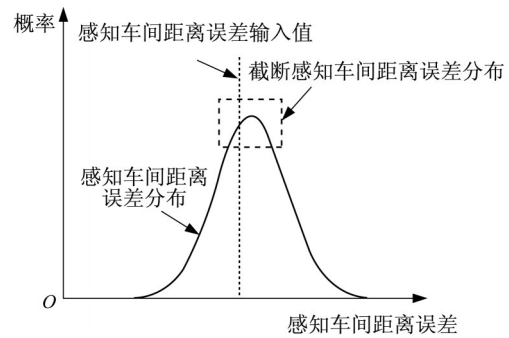


图2 正态分布模型输入值获取方法

Fig.2 Method to obtain the input of normal distribution model

NextGen 数据收集系统的专用车辆,从2012年至2015年期间总共收集了1.6万公里驾驶行为数据。选择快速路数据作为研究数据。

跟驰片段(该时段内维持同一前车)数据的变量主要包括时间、本车速度、速度差、车间距、位置信息等。对跟驰片段数据的预处理包括:剔除缺失数据、计算模型运算需要的变量。共得到1 382条跟驰片段数据,其数据特征如表1所示。

表1 跟驰片段数据特征

Tab.1 Characteristics of car-following fragment data

特征变量	单位	数值
样本数		1 382
总时长	min	396.6
平均片段时长	s	17.22
平均速度	m·s <sup>-1</sup>	10.49
平均速度差	m·s <sup>-1</sup>	-0.06
平均车间距离	m	17.72
平均加速度	m·s <sup>-2</sup>	-0.008 5

#### 2.1 模型标定

运用遗传算法对LCM、MLCM\_U、MLCM\_N进行标定。种群规模取100,迭代次数取50,选择轮盘赌法,交叉概率为0.70,变异概率为0.01。选择感知车间距离与速度的加权均方根( $\alpha_{RMSE}$ )作为误差指标,计算式如下所示:

$$\alpha_{RMSE} = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (S_{sim,k} - S_{obs,k})^2}{N}} + \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (v_{sim,k} - v_{obs,k})^2}{N}} \quad (11)$$

式中: $S_{sim,k}$ 表示模型计算车间距离; $S_{obs,k}$ 表示实际车间距离; $v_{sim,k}$ 表示模型计算速度; $v_{obs,k}$ 表示实际速度; $N$ 表示数据个数。根据物理意义,模型各个参数的取值范围如下:反应时间 $\tau_i$ 为[0.5, 1.5] s,期望

最大加速度  $A_i$  为  $[3, 4] \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ , 期望速度  $v_i$  为  $[20, 25] \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ , 本车期望最大减速度  $b_i$  为  $[6, 8] \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ , 前车期望最大减速度  $B_j$  为  $[6, 8] \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ , 有效车长  $L_j$  为  $[6, 10] \text{ m}$ 。结合文献[18]与物理意义, 在进行遗传算法运算时, 采取的边界约束如下: 反应时间  $\tau_i$  为  $[0.3, 3.0] \text{ s}$ , 期望最大加速度  $A_i$  为  $[0.1, 5.0] \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ , 期望速度  $v_i$  为  $[0.1, 42.0] \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ , 本车期望最大减速度  $b_i$  为  $[0.1, 8.0] \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ , 前车期望最大减速度  $B_j$  为  $[0.1, 8.0] \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ , 有效车长  $L_j$  为  $[0.1, 10.0] \text{ m}$ 。扩展模型 MLCM\_U 与 MLCM\_N 对应概率密度函数参数的系数项均为  $(0, 1)$ 。

运用 1 382 个跟驰行为片段数据对 3 个模型进行标定, 各参数的平均值、中位数、标准差、25% 分位与 75% 分位结果如表 2 所示。

表 2 模型标定结果  
Tab. 2 Results of models' calibration

模型	参数	平均值	中位数	标准差	25%分位	75%分位
LCM	$\tau_i/\text{s}$	0.93	0.77	0.42	0.51	1.50
	$A_i/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	3.17	3.00	0.35	3.00	3.02
	$v_i/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	22.37	21.90	2.31	20.00	25.00
	$b_i/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	6.96	6.94	0.92	6.00	7.99
	$B_j/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	6.73	6.10	0.88	6.00	7.98
	$L_j/\text{m}$	6.79	6.60	0.97	5.76	8.00
MLCM_U	$\tau_i/\text{s}$	0.90	0.75	0.39	0.53	1.35
	$A_i/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	3.14	3.02	0.28	3.01	3.08
	$v_i/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	22.22	21.75	2.01	20.17	24.50
	$b_i/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	7.40	7.67	0.62	6.99	7.92
	$B_j/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	6.43	6.15	0.56	6.04	6.60
	$L_j/\text{m}$	6.74	6.54	0.85	5.91	7.66
	$u_1$	0.054 5	0.057 3	0.040 0	0.016 9	0.092 0
	$u_2$	0.022 5	0.003 3	0.030 0	0.000 4	0.029 6
MLCM_N	$\tau_i/\text{s}$	1.02	0.99	0.39	0.62	1.47
	$A_i/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	3.23	3.01	0.36	3.00	3.35
	$v_i/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	21.43	20.19	1.89	20.02	22.86
	$b_i/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	7.28	7.54	0.71	6.72	7.92
	$B_j/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	6.52	6.17	0.67	6.03	6.82
	$L_j/\text{m}$	6.84	6.81	0.90	5.85	7.89
	$n_1$	0.057 3	0.068 1	0.040 0	0.014 1	0.095 6
	$n_2$	0.073 9	0.085 8	0.040 0	0.057 6	0.096 9

从平均值来看, 2 个扩展模型与 LCM 相比时, 反应时间、期望最大加速度、有效车长的差异较小, 期望速度、本车期望最大减速度、前车期望最大减速度的差异较大。如 MLCM\_U、MLCM\_N 与 LCM 反应时间平均值的差值分别为  $-0.03$ 、 $0.09 \text{ s}$ , 而本车期望最大减速度平均值的差值分别为  $0.44$ 、 $0.32 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ 。从中位数来看, 2 个扩展模型与 LCM 相比时, 反应时间、期望最大加速度、前车期望最大减速度、有效车长的差异较小, 仅期望速度、本车期望最大减速度的差异较大。平均值与中位数结果存在差异, 因此对两者进行分析。

MLCM\_U、MLCM\_N 与 LCM 反应时间平均值的差值分别为  $-0.03$ 、 $0.09 \text{ s}$ , 反应时间中位数的差值分别为  $-0.02$ 、 $0.22 \text{ s}$ , 说明与 LCM 相比, MLCM\_U 反应时间更小, 而 MLCM\_N 反应时间更大。有效车长也表现出相同的规律。总体上, 从平均值来看, MLCM\_U 与 LCM 的差值为负数的个数更多, 而 MLCM\_N 与 LCM 的差值为负数的个数更

少; 从中位数来看, MLCM\_U 与 LCM 的差值为正数与负数的个数相同, MLCM\_N 与 LCM 的差值为负数的个数更少。这表明感知车间距离误差为均匀分布与截断正态分布时, 对模型参数的影响方向相反。

从标准差来看, MLCM\_U、MLCM\_N 与 LCM 反应时间的差值分别为  $-0.03$ 、 $-0.03 \text{ s}$ , 期望最大加速度的差值分别为  $-0.07$ 、 $0.01 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ , 期望速度的差值分别为  $-0.30$ 、 $-0.42 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ , 本车期望最大减速度的差值分别为  $-0.30$ 、 $-0.21 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ , 前车期望最大减速度的差值分别为  $-0.32$ 、 $-0.21 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ , 有效车长的差值分别为  $-0.12$ 、 $-0.07 \text{ m}$ 。可以看出, 扩展模型各个参数的标准差更小, 说明考虑感知不确定性后, 模型参数稳定性增加。感知车间距离误差服从的概率分布不同时, 2 个扩展模型与 LCM 各参数标准差的差值不同。MLCM\_U 与 MLCM\_N 反应时间标准差相同, MLCM\_N 与 LCM 期望速度标准差的差值大于 MLCM\_U 与 LCM 期望速度标准差的差值, 而对于本车期望最大减速度、前车期望最大减速度、有效车长 3

个参数的标准差,MLCM\_U与LCM的差值大于MLCM\_N与LCM的差值。上述特征说明不同概率分布构建模型的效果存在差异。

## 2.2 拟合优度

表3展示了3个模型的 $\alpha_{RMSE}$ 统计特征。结果表明,对于 $\alpha_{RMSE}$ 总和、平均值、中位数,MLCM\_U、MLCM\_N

均小于LCM,即2个扩展模型的拟合优度均高于LCM。MLCM\_N的 $\alpha_{RMSE}$ 总和、平均值分别为1 159.38、0.85,均小于MLCM\_U, $\alpha_{RMSE}$ 的最大值为8.15,明显小于MLCM\_U的最大值40.90,而 $\alpha_{RMSE}$ 中位数、25%分位、75%分位略高于MLCM\_U。综合各个统计量,MLCM\_N表现比MLCM\_U更好。

表3  $\alpha_{RMSE}$ 统计特征

Tab.3 Statistical characteristics of  $\alpha_{RMSE}$

模型	$\alpha_{RMSE}$							
	总和	平均值	中位数	标准差	最小值	最大值	25%分位	75%分位
LCM	1 552.33	1.12	0.64	2.65	0.05	16.18	0.37	1.24
MLCM_U	1 323.53	0.96	0.47	2.03	0.03	40.90	0.29	0.87
MLCM_N	1 159.38	0.85	0.49	1.61	0.04	8.15	0.30	0.90

## 2.3 模型验证

### (1) 单个片段验证

以392号跟驰片段数据为例,图3展示了该跟驰片段3个模型的速度预测值与真实数据。该跟驰片段中,车辆经历了加速过程与减速过程。总体上,减速过程中各个模型预测值与真实数据差异相对更小。从图3可以看出,2个扩展模型预测值均比LCM更接近真实数据,MLCM\_N预测值又比MLCM\_U与真实数据更接近。

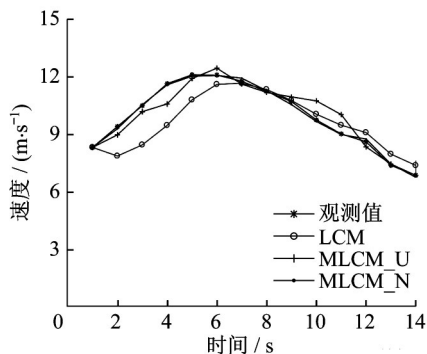


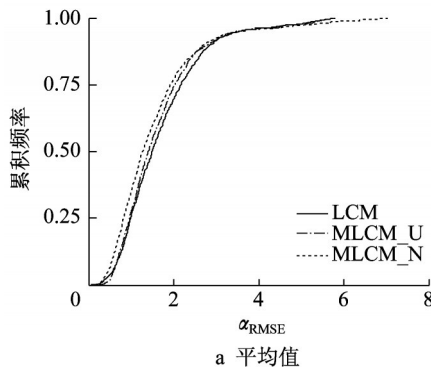
图3 模型输出与观测值(392号片段)

Fig.3 Model outputs and observed values (fragment 392)

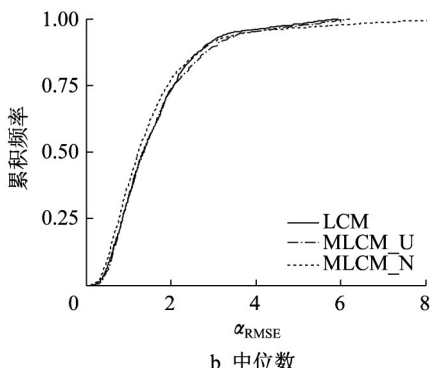
### (2) 全部片段验证

以标定参数的平均值、中位数作为参数集(分别称为平均值参数集、中位数参数集)对全部跟驰片段数据进行验证,计算得到的 $\alpha_{RMSE}$ 累积分布曲线,如图4所示。

累积分布曲线越靠近左侧,则模型表现越佳。总体上,由平均值参数集计算得到的累积分布曲线差异较大,从左至右分别是MLCM\_N、MLCM\_U、LCM。由中位数参数集计算得到的累积分布曲线差异较小,MLCM\_N累积分布曲线明显更靠近左



a 平均值



b 中位数

图4 不同参数集验证误差比较

Fig.4 Comparison of validation error between different parameter sets

侧,而MLCM\_U累积分布曲线与LCM十分接近。综合平均值参数集与中位数参数集验证结果,平均值参数集描述能力比中位数参数集更好,MLCM\_N表现比MLCM\_U更好。

### (3) 不确定性假设验证

图5展示了不同模型由平均值参数集运算12次后的 $\alpha_{RMSE}$ 总和曲线。从图5看出,LCM的 $\alpha_{RMSE}$ 总和和无波动,其原因为没有考虑感知不确定性,而2个扩展模型的 $\alpha_{RMSE}$ 总和存在波动,均反映了其考虑感知不确定性的能力。进一步,MLCM\_N $\alpha_{RMSE}$ 总和的波

动比MLCM\_U的更小,表明其稳定性更好。

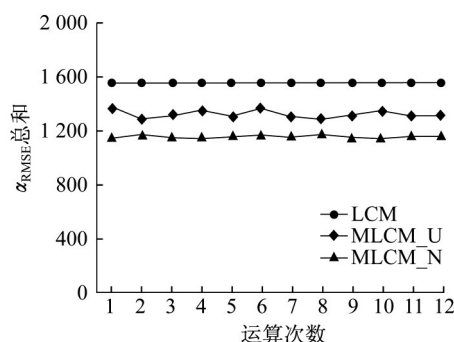


图5 不同模型的 $\alpha_{RMSE}$ 总和

Fig.5  $\alpha_{RMSE}$  sum of different models

### 3 结论

基于驾驶人距离感知不确定性对纵向驾驶行为建模,将任意时刻的感知车间距离误差定义为随机变量,假设其分别服从均匀分布、截断正态分布,并根据实际车间距离、驾驶人激进性特征建立了基于均匀分布、截断正态分布的扩展模型。最后,运用上海市自然驾驶数据对LCM及其扩展模型进行了标定、验证与比较。结果表明,2个扩展模型的标定误差小于LCM,单个片段速度仿真数据与真实数据比LCM更接近,平均值参数集与中位数参数集的验证误差均小于LCM。此外,扩展模型的多次模拟仿真误差存在小范围波动,可以用来描述驾驶人距离感知不确定性。基于截断正态分布的扩展模型的各方面表现均比基于均匀分布的扩展模型更好。

#### 作者贡献说明:

吴 兵:参与研究的构思、设计,对重要学术性内容做出关键性修订。

刘艳婷:参与研究的构思、设计,数据运算,起草论文。

倪代恒:参与研究的构思、设计。

王文璇:参与数据的搜集、分析,文稿修订。

李林波:参与研究的构思、设计,文稿修订。

#### 参考文献:

- [1] 王殿海,金盛.车辆跟驰行为建模的回顾与展望[J].中国公路学报,2012,25(1):115.  
WANG Dianhai, JIN Sheng. Review and outlook of modeling of car-following behavior [J]. China Journal of Highway and Transport, 2012,25(1): 115.
- [2] REUSCHEL A. Fahrzeugbewegungen in der Kolonne bei

gleichförmig beschleunigtem oder verzögertem, Leitfahrzeug [J]. Zeitschrift des Oesterreichischen Ingenieurund Architekten-Vereines, 1950, 95(9): 59.

- [3] KOMETANI E. Dynamic behavior of traffic with a nonlinear spacing-speed relationship [C]// Theory of Traffic Flow (Proceedings of Symposium on TTF (GM)). New York: Elsevier Publishing Co., 1959: 105-119.
- [4] GIPPS P G. A behavioural car-following model for computer simulation [J]. Transportation Research, Part B: Methodological, 1981, 15(2): 105.
- [5] PIPES L A. An operational analysis of traffic dynamics [J]. Journal of Applied Physics, 1953, 24(3): 274.
- [6] BANDO M, HASEBE K, NAKAYAMA A, *et al.* Dynamical model of traffic congestion and numerical simulation [J]. Physical Review E, 1995, 51(2): 1035.
- [7] HELBING D, TILCH B. Generalized force model of traffic dynamics [J]. Physical Review E, 1998, 58(1): 133.
- [8] JIANG R, WU Q, ZHU Z. Full velocity difference model for a car-following theory [J]. Physical Review E, 2001, 64(1): 017101.
- [9] HELLY W. Dynamics of single lane vehicular traffic flow [R]. Cambridge: Center for Operations Research, Massachusetts Institute of Technology, 1959.
- [10] TREIBER M, HENNECKE A, HELBING D. Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations [J]. Physical Review E, 2000, 62(2): 1805.
- [11] NI D, LEONARD J D, JIA C, *et al.* Vehicle longitudinal control and traffic stream modeling [J]. Transportation Science, 2016, 50(3): 1016.
- [12] YANG H, PENG H. Development of an errorable car-following driver model [J]. Vehicle System Dynamics, 2010, 48(6): 751.
- [13] TREIBER M, KESTING A, HELBING D. Delays, inaccuracies and anticipation in microscopic traffic models [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2006, 360(1): 71.
- [14] VAN WINSUM W. The human element in car following models [J]. Transportation Research, Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 1999, 2(4): 207.
- [15] VAN LINT H, CALVERT S, SCHAKEL W, *et al.* Exploring the effects of perception errors and anticipation strategies on traffic accidents: a simulation study [C]// Proceedings of the International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics. Berlin: Springer, 2017:249-261.
- [16] VAN LINT H, CALVERT S. A generic multi-level framework for microscopic traffic simulation: theory and an example case in modelling driver distraction [J]. Transportation Research, Part B: Methodological, 2018, 117:63.
- [17] OU H, TANG T, ZHANG J, *et al.* A car-following model accounting for probability distribution [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2018, 505:105.
- [18] ZHU M, WANG X, TARKO A, *et al.* Modeling car-following behavior on urban expressways in Shanghai: a naturalistic driving study[J]. Transportation Research, Part C: Emerging Technologies, 2018, 93:425.