

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0370

人-车-智共享道路空间行人安全行为建模方法

仵若珣, 杨德真*, 任羿, 贾露露, 李晓宾, 王自力

(北京航空航天大学 可靠性与系统工程学院, 北京 100191)

摘 要: 在未来自动驾驶汽车将与传统交通参与者共享道路资源的发展背景下, 对人-车-智共享道路空间中的行人安全行为建模, 对于自动驾驶汽车的仿真开发和可靠性、安全性测试等工作至关重要。针对该需求, 分析行人的安全运动行为, 在此基础上改进传统的行人社会力模型, 提出共享道路空间中行人与周围其他行人、传统车辆和自动驾驶汽车交互运动的动量模型; 采用人-车交互运动的数据集和遗传算法对模型的安全参数进行标定, 并搭建典型的共享道路空间场景以验证模型的有效性。仿真结果表明: 所提模型能够模拟出行人真实的安全运动行为, 用于人-车-智共享道路空间仿真等任务中的模拟效果更佳。

关 键 词: 共享道路空间; 行人; 自动驾驶汽车; 安全; 动量

中图分类号: U491.2+26; X951

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2025)06-2099-07

自动驾驶汽车目前在学术界和工业界已取得广泛关注, 未来自动驾驶汽车将同传统车辆一起在混合道路上行驶, 与其他交通参与者共享道路资源, 因此, 在自动驾驶汽车投入实际使用前通过仿真等方法确保其在各种道路情况下能够安全、稳定地行驶十分重要。尤其是在中国行人众多的道路上, 车辆与行人碰撞引起的人员伤亡是较为突出的交通问题。为保障自动驾驶汽车与行人的交互安全, 实现对自动驾驶汽车运行场景高还原度的仿真, 研究并构建行人在人-车-智共享道路空间中的安全行为模型是一项关键技术。

经调研, 已有研究将行人的行为模型主要分为数据驱动模型和专家模型^[1], 其中, 数据驱动模型均需要大量的数据训练才能模拟出行人的多样化行为, 如长短时记忆网络模型^[2-3]、生成对抗网络模型^[4-5]等, 但目前公开的数据集中关于行人与不同交通参与者的交互行为数据较少且单一, 无法满足大规模的训练需求, 且这些模型更多地用于短时预测行人

未来轨迹, 不能实现长时间的实时生成。专家模型可以通过元胞自动机^[6-7]、几何速度障碍^[8-9]或社会力^[10-11]等形式建模。其中, 元胞自动机模型和基于速度障碍的几何模型以生成最优无碰撞的轨迹为目标, 交互形式固定, 无法准确地再现行人现实情况下的复杂行为。基于社会力的模型使用物理力来模拟行人之间的运动和微观的相互作用, 是行人模拟中广泛使用的技术。在该模型中, 行人被视为一个质点, 周围环境对行人的影响用力的形式表示, 包括目标吸引力、周围其他物体的吸引力和排斥力, 计算得到行人当前时刻受到的合力后可以采用牛顿第二定律计算其加速度, 从而输出行人下一时刻的速度和位置。多位学者在最初的社会力模型上进行改进, 将使用场景拓展到多种道路使用者^[12], 并将决策模型^[11]、博弈论^[13]等方法融合其中, 使得社会力模型能够模拟出多样化的行人行为。

但现有的社会力模型中没有考虑自动驾驶汽车对行人运动的影响, 无法应用于未来传统车辆与

收稿日期: 2023-06-15; 录用日期: 2023-08-04; 网络出版时间: 2023-09-05 11:52

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20230905.0928.001

基金项目: 可靠性与环境工程技术重点实验室基金 (6142004210108)

*通信作者. E-mail: 09967@buaa.edu.cn

引用格式: 仵若珣, 杨德真, 任羿, 等. 人-车-智共享道路空间行人安全行为建模方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(6): 2099-2105. WU R Y, YANG D Z, REN Y, et al. Modelling method for pedestrian safety behavior in shared road spaces of pedestrian-traditional vehicle-autonomous vehicle [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(6): 2099-2105 (in Chinese).

自动驾驶汽车混合行驶的城市道路。此外,社会力模型中周围环境的作用力影响了行人运动加速度的大小,即行人下一时刻的速度由当前时刻的速度和速度变化量加和得到。但在共享空间车辆与行人的交互过程中,行人运动变化较为迅速,下一时刻的速度只由当前环境决定,与之前时刻的速度无关。如在过马路时,行人如果预判到碰撞可能,会立即改变速度大小或方向来避免,且变化时间较短。因此,现有的行人社会力模型需要综合考虑自动驾驶汽车与行人运动行为的特点进行改进。

鉴于此,本文拟通过分析行人在人-车-智共享道路空间中交互运动的安全行为,以行人社会力模型为基础,建立行人运动的动量模型,并引入自动驾驶汽车对行人的影响,最后给出典型场景下的行人运动轨迹生成案例,为人-车-智共享道路空间的仿真提供技术支撑。

1 行人交互运动的安全行为分析

人-车-智共享道路空间中的道路参与者包括行人、传统车辆和自动驾驶汽车,在该环境中,所有参与者都具有平等的道路空间使用权利,无明确的交通规则限制,其运动行为主要受社交礼仪的约束,如在没有交通信号灯的交叉路口区域,所有参与者通过互动、协商等方式确定道路使用优先级,从而做出下一步的行为决策,最终在不断的交互中完成行动目标^[14]。

共享道路空间中的行人在保证安全的前提下为到达目的地会表现出多样化的行为,行动过程可概括为感知-决策-行动 3 个部分,如图 1 所示。

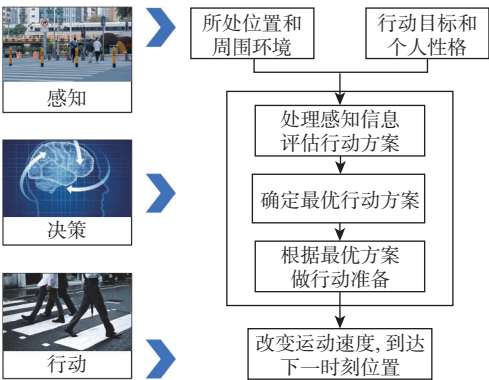


图 1 行人交互运动的行为变化过程
Fig. 1 Process of pedestrian interaction behavior

本文在传统行人行为研究的基础上重点分析了行人与自动驾驶汽车间交互运动的安全行为。与传统车辆的交互不同,感知过程中行人与自动驾驶汽车交互时缺少了和驾驶员间的交流,如果车内没有驾驶员或驾驶员注意力不在周围路况上,行人

会因为无法交流而表现出较为保守的行为;决策过程中,行人的行为与其对自动驾驶汽车的认知程度有关,如果行人对自动驾驶汽车有较为充分的了解且信任自动驾驶汽车会准确识别出前方行人并做出避撞决策,行人会更自信地通过,如果对自动驾驶汽车保持质疑或不认可的态度,行人会更谨慎地通过;行动过程中,如果行人未接触过自动驾驶汽车,没有交互经验,会根据行人性格的不同表现出不同的犹豫时间。

2 行人安全运动行为模型构建

根据分析得到的行人安全运动行为特点,本文对传统的行人社会力模型^[15]进行改进,提出行人动量模型,将行人周围环境的影响用动量的形式体现,使其能够直接反映到行人的速度和位置变化中去。确定行人动量模型共包含 4 种要素,分别是目标驱动物量、周围行人影响量、周围车辆影响量和周围自动驾驶汽车影响量,行人总动量等于 4 个动量的矢量和,即

$$\boldsymbol{P}_i = \boldsymbol{P}_i^d + \boldsymbol{P}_i^\alpha + \boldsymbol{P}_i^\beta + \boldsymbol{P}_i^\eta \tag{1}$$

式中: $\boldsymbol{P}_i$ 为行人的总动量; $\boldsymbol{P}_i^d$ 为目标驱动物量; $\boldsymbol{P}_i^\alpha$ 为周围行人影响量; $\boldsymbol{P}_i^\beta$ 为周围车辆影响量; $\boldsymbol{P}_i^\eta$ 为周围自动驾驶汽车影响量。

人-车-智共享道路空间中的行人动量模型如图 2 所示,其中,行人 1 的总动量由目标位置吸引产生的动量 $\boldsymbol{P}_1^d$ 、周围行人 α_1 和 α_2 排斥产生的动量 $\boldsymbol{P}_1^{\alpha_1}$ 和 $\boldsymbol{P}_1^{\alpha_2}$ 、周围车辆 β_1 排斥产生的动量 $\boldsymbol{P}_1^{\beta_1}$ 和周围自动驾驶汽车 η_1 排斥产生的动量 $\boldsymbol{P}_1^{\eta_1}$ 组成。

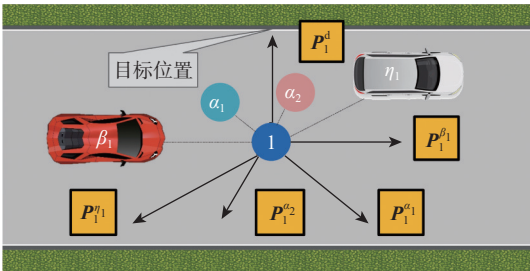


图 2 共享道路空间中的行人动量模型
Fig. 2 Pedestrian momentum model in shared road spaces

2.1 目标驱动物量

给定一个目标位置,行人的运动方向由当前位置指向目标位置,运动速度为行人的最佳速度,则行人的目标驱动物量可以表示为

$$\boldsymbol{P}_i^d = m_i \mu^d \boldsymbol{v}_i^d \tag{2}$$

$$\boldsymbol{v}_i^d = \boldsymbol{v}_i \cdot \frac{\boldsymbol{s}_i^d - \boldsymbol{s}_i^t}{\sqrt{|\boldsymbol{s}_i^d - \boldsymbol{s}_i^t|^2}} \tag{3}$$

$$\mu^d = \max \left\{ \min \left[\frac{1}{P_2 - P_1} (|\mathbf{P}_i^\beta + \mathbf{P}_i^\eta| - P_2), 1 \right], 0 \right\} \quad (4)$$

式中: m_i 为行人质量; $\mathbf{v}_i^d$ 为指向目标点的期望速度; $\mathbf{s}_i^d$ 为目标位置; $\mathbf{s}_i^t$ 为行人当前位置; $\mathbf{v}_i$ 为行人步行最佳速度; μ^d 为周围传统车辆影响量和自动驾驶汽车影响量之和 $\mathbf{P}_i^\beta + \mathbf{P}_i^\eta$ 的函数, 能够根据 $\mathbf{P}_i^\beta + \mathbf{P}_i^\eta$ 的大小调节目标驱动量的大小, 其取值范围为 $[0, 1]$; P_1 和 P_2 为 2 个阈值。

2.2 周围行人影响量

周围行人影响量等于该行人周围其他行人对其影响量的总和。根据行人在人群中行走时会保持足够个人空间的社会规则, 周围行人影响量的方向为排斥方向, 即由周围其他行人指向该行人, 其计算式为

$$\mathbf{P}_i^\alpha = \sum_{j \in Q(i)} \mathbf{P}_i^{\alpha,j} \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_i^{\alpha,j} = m_i U_\alpha \exp \left[\frac{d_{ij}^s - d_{ij}}{\sigma_\alpha} \right] Q_{ij} \mathbf{n}_{ij} \quad (6)$$

$$Q_{ij} = \lambda + (1 - \lambda)(1 + \cos \varphi_{ij})/2 \quad (7)$$

式中: $\mathbf{P}_i^{\alpha,j}$ 为单个行人的影响量; U_α 为行人交互影响的安全系数; d_{ij} 为行人间的实际距离; d_{ij}^s 为行人间能接受的最小安全距离; σ_α 为行人间相互排斥的作用范围; $\mathbf{n}_{ij}$ 为行人影响的方向; Q_{ij} 为各项异性参数, 能够根据周围行人的位置方向调整行人影响量的大小, 取值范围为 $[0, 1]$, 反映了自我行人主要受视野范围内行人的影响, 且影响大小根据角度的增加而减小, 本文采用正弦方式计算各项异性参数, 其中, λ 为调节各项异性特性的参数, φ_{ij} 为行人位置之间的夹角。

2.3 周围车辆影响量

周围车辆影响量等于该行人周围所有车辆对其影响量的总和。首先, 定义车辆的安全轮廓如图 3 所示, 在车辆原始轮廓的基础上增加一个延伸长度 l_s 形成缓冲区, l_s 为行人想要与车辆保持的最小安全距离。此外, 由于车辆前方的危险性更高, 在车辆前方增加额外的延伸长度 $r_s u_{veh}$ 形成三角缓冲区, 其中, r_s 为影响系数, u_{veh} 为车辆的纵向速度, 即车速越快, 缓冲区域越大。

确定行人到车辆安全轮廓的最短距离为两者间距值 d_{ic} , 计算车辆对行人的影响量:

$$\mathbf{P}_i^\beta = \sum_{c \in Q(i)} \mathbf{P}_i^{\beta,c} \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_i^{\beta,c} = m_i V_\beta \exp \left[\frac{-d_{ic}}{\sigma_\beta} \right] Q_{ic} \mathbf{n}_{ic} \quad (9)$$

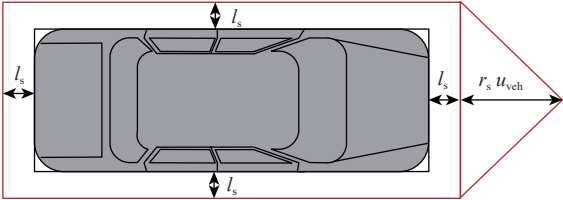


图 3 车辆安全轮廓

Fig. 3 Safety profile of vehicle

$$Q_{ic} = \lambda + (1 - \lambda)(1 + \cos \varphi_{ic})/2 \quad (10)$$

式中: $\mathbf{P}_i^{\beta,c}$ 为单个车辆的影响量; V_β 为车辆对行人交互影响的安全系数; σ_β 为车辆与行人间相互排斥的作用范围; $\mathbf{n}_{ic}$ 为车辆影响量的方向, 即从车辆指向行人; Q_{ic} 为各项异性参数, 与周围行人影响量中的 Q_{ij} 相同, 取值范围为 $[0, 1]$; φ_{ic} 为车辆和行人位置之间的夹角。

2.4 周围自动驾驶汽车影响量

考虑到行人对传统车辆和自动驾驶汽车反应行为的不同, 在周围车辆影响量的基础上加入影响系数 D_η , 定义周围自动驾驶汽车影响量为

$$\mathbf{P}_i^\eta = \sum_{a \in Q(i)} \mathbf{P}_i^{\eta,a} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_i^{\eta,a} = D_\eta m_i V_\beta \exp \left[\frac{-d_{ia}}{\sigma_\beta} \right] Q_{ia} \mathbf{n}_{ia} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{P}_i^{\eta,a}$ 为单个自动驾驶汽车的影响量。根据行人运动变化过程中的感知、决策、行动 3 个阶段, 定义影响系数 D_η 为

$$D_\eta = 1 + (\omega_1 D_1 + \omega_2 D_2 + \omega_3 D_3) \quad (13)$$

式中: D_1 、 D_2 和 D_3 分别为自动驾驶汽车对行人感知、决策和行动过程的影响因子; ω_1 、 ω_2 、 ω_3 为对应影响因子的权重系数。当 $D_\eta > 1$ 时, 自动驾驶汽车对行人的排斥影响相对于传统车辆增加; 当 $D_\eta < 1$ 时, 自动驾驶汽车对行人的排斥影响相对于传统车辆减小; 当 $D_\eta = 1$ 时, 自动驾驶汽车对行人的排斥影响与传统车辆相同。

如表 1 所示, 影响系数 D_η 中感知影响因子的取值取决于自动驾驶汽车的外部标志和驾驶模式; 决策影响因子取决于行人对自动驾驶汽车安全性的信任程度和行人的心理特征; 行动影响因子取决于行人做出行动改变的犹豫时间。当影响因子的取值大于 0 时, 自动驾驶汽车对行人的额外影响增大, 行人远离汽车方向的动量增加; 当影响因子的取值小于 0 时, 自动驾驶汽车对行人的额外影响减小, 行人远离汽车方向的动量减小。

在行人的总动量计算完成后, 可以根据动量表达式计算行人的期望速度 $\mathbf{w}_i$, 即

表 1 影响因子在不同情况下的取值范围

Table 1 Range of impact factor in different situations

D_1 取值范围	汽车外部标志	汽车驾驶模式
$D_1 \leq 0$	外部有显示决策行为的实时标志	有驾驶员且驾驶员与行人有眼神交流
$D_1 > 0$	外部无显示决策行为的实时标志	无驾驶员或有驾驶员但注意力不在周围路况
D_2 取值范围	行人信任程度	行人心理特征
$D_2 \leq 0$	对自动驾驶汽车了解少, 持怀疑态度	保守型性格
$D_2 > 0$	对自动驾驶汽车了解多, 相信碰撞技术	冲动型性格
D_3 取值范围	行人犹豫时间	
$D_3 \leq 0$	行动能力强, 犹豫时间短, 能及时改变行为	
$D_3 > 0$	行动能力弱, 犹豫时间长, 不能及时改变行为	

$w_i = P_i/m_i$ (14)

为完善模型还需加入行人的最大速度限制, 保证行人行走在安全合理的速度区间内, 假设行人最大速度为 $v^{\max}$, 则可以计算最终的行人运动速度 v_i 和位移 s_i 为

$s_i = v_i = w_i g(v^{\max}/\|w_i\|)$ (15)

$g(v^{\max}/\|w_i\|) = \begin{cases} 1 & \|w_i\| \leq v^{\max} \\ v^{\max}/\|w_i\| & \text{其他} \end{cases}$ (16)

3 模型参数标定

模型参数标定的目标是找到模型中各项参数的最佳值, 使得这些值能够最大限度地减小模拟到的行人轨迹和真实行人轨迹间的误差。本文采用遗传算法对模型中的交互安全系数进行标定, 标定数据采用 Yang 等^[16]在美国俄亥俄州立大学控制与智能交通研究(control and intelligent transportation research, CITR)实验室附近停车场采集的数据集, CITR 数据集中包含了 4 种不同的人-车交互场景下的 26 个轨迹片段, 每个片段中的数据包含当前时刻的采样点、车辆和行人的标签及他们在不同时刻上的位置和速度。

遗传算法是一类模仿生物系统中自然选择的进化算法, 能够用于寻找复杂系统的最优解, 采用遗传算法进行模型参数标定的流程如图 4 所示。

需要标定的参数包括行人与行人之间交互的安全系数 U_α 和相互排斥的作用范围 σ_α , 以及车辆与行人之间交互的安全系数 V_β 和相互排斥的作用范围 σ_β , 他们统一构成了参数集 θ , 即

$\theta = \{U_\alpha, \sigma_\alpha, V_\beta, \sigma_\beta\}$ (17)

本文所采用的 CITR 数据集中共有 26 个场景, 每个场景中有若干名行人, 在参数标定过程中, 需要对 26 个场景中的每个行人进行模拟以得到其模

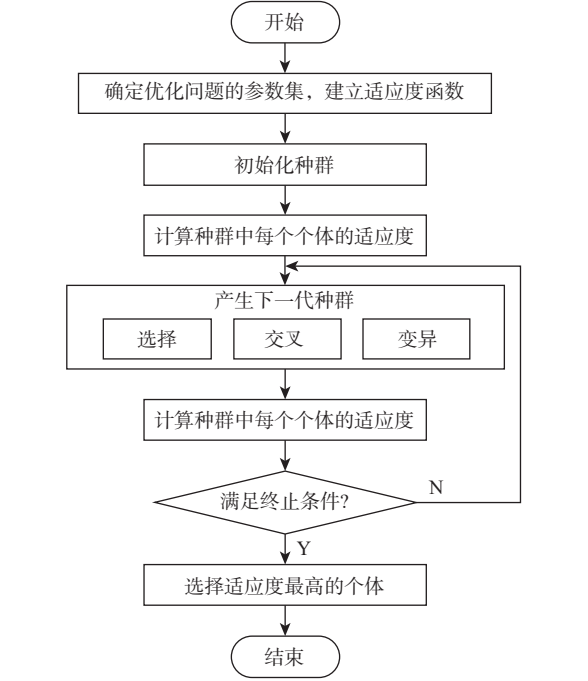


图 4 遗传算法标定流程

Fig. 4 Calibration process of genetic algorithm

拟轨迹。假设数据集中行人在全部时刻的真实运动位置为 $(x_i^r(t), y_i^r(t))$, $t \in \{1, 2, \dots, T\}$, 采用动量模型计算得到的行人模拟运动位置为 $(x_i^s(t), y_i^s(t))$, $t \in \{1, 2, \dots, T\}$, T 为每个场景采样时间的总序列, 可以得到该行人真实轨迹和模拟轨迹之间距离的平均值 d_i 为

$d_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sqrt{(x_i^r(t) - x_i^s(t))^2 + (y_i^r(t) - y_i^s(t))^2}$ (18)

参数标定的目标是模型产生的行人轨迹与原数据集中行人轨迹之间的误差最小, 则可以定义遗传算法的适应度函数为所有场景下全部行人模拟轨迹与真实轨迹之间距离平均值的倒数, 如式 (19) 所示, 适应度函数的值越大, 参数集 θ 的模拟效果越好, 被遗传到下一代的概率就越大:

$F(\theta) = \frac{1}{\sum_{e=1}^E \left(\sum_{u=1}^U d_i / U \right) / E}$ (19)

式中: U 为数据集每个场景中行人的数量; E 为数据集中场景的数量。

初始种群是随机产生的一组可行解组成的一组个体, 根据本文待标定参数数量, 可以确定每个个体所代表的染色体长度 L 为 4, 定义种群大小 M 为 40。在生成初始种群之前需要确定待标定参数可行解的范围, 以避免生成不切实际的值, 从而加快算法的运行速度和效率。根据文献 [17] 中手动校准行人运动模型参数的结果, 可以确定本文拟

标定参数的取值范围如下:

$$\begin{cases} 0.1 \leq U_{\alpha} \leq 15.1 \\ 0.01 \leq \sigma_{\alpha} \leq 0.21 \\ 0.1 \leq V_{\beta} \leq 23.0 \\ 0.05 \leq \sigma_{\beta} \leq 0.55 \end{cases} \quad (20)$$

设置遗传算法的最大进化代数 $T = 50$, 交叉概率为 0.9, 变异概率为 0.01, 计算得到每代个体中适应度的最高得分如图 5 所示。

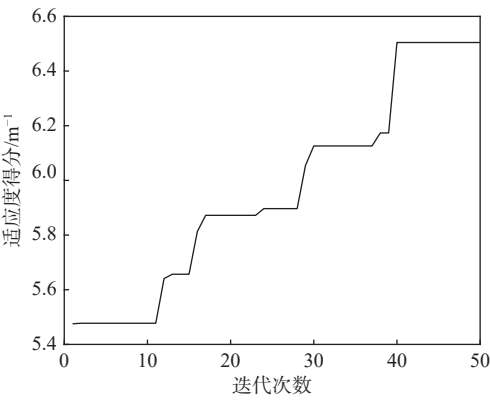


图 5 遗传算法标定结果

已知遗传算法训练得到的适应度得分最终为 $6.504\,39\,\text{m}^{-1}$, 即采用本文模型产生的行人轨迹与真实行人轨迹之间的距离差为 $d_i=1/6.504\,39\,\text{m}=0.153\,742\,\text{m}$, 其在误差允许范围内,此时对应的参数集为 $\theta = \{0.6, 0.06, 3.02, 0.09\}$, 即模型中未标定的参数值分别为: $U_{\alpha} = 0.6$, $\sigma_{\alpha} = 0.06$, $V_{\beta} = 3.02$, $\sigma_{\beta} = 0.09$ 。

4 案例验证

本文搭建了典型的人-车-智共享道路空间场景进行案例验证, 如图 6 所示, 道路上共有 3 辆汽车和 8 名行人, 所有车辆均沿道路直线行驶, 其中, A 车为自动驾驶汽车, B 车、C 车为传统汽车, 8 名行人分别从道路两侧出发通过马路, 每名行人均由不同颜色的编号表示。

针对以上场景建立坐标系, 定义自西向东为 x 轴正方向, 自南向北为 y 轴正方向, 分别设置所有行人和车辆的初始位置及速度, 采用标定完成后的行人安全行为模型进行模拟, 得到行人完整的轨迹和速度值如图 7 所示。其中, 车辆和行人的起始位置用矩形框标注。

可以看出: 采用安全行为模型生成的行人运动方向和速度大小会根据周围其他交通参与者的影响变化。在可能与车辆发生碰撞之前, 行人①、行人⑧改变运动方向分别绕行至 C 车和 A 车前方并加速通过; 行人②、行人③加速向 C 车后方运动以

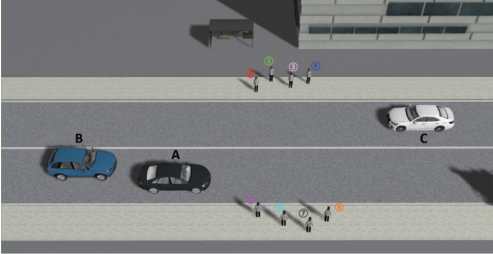


图 6 人-车-智共享道路空间场景

Fig. 6 Shared road space scene of pedestrian-traditional vehicle-autonomous vehicle

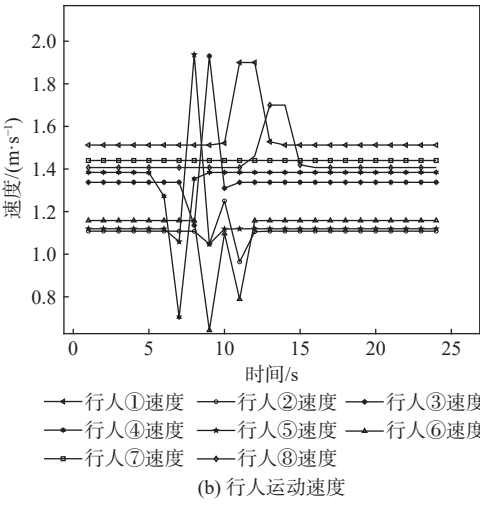
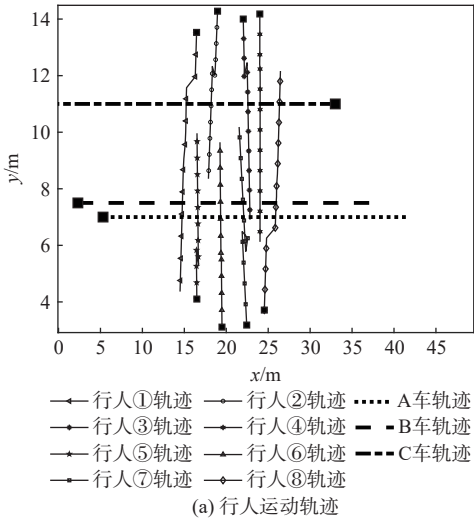


图 7 人-车-智交互运动结果

Fig. 7 Interaction result of pedestrian-traditional vehicle-autonomous vehicle

躲避车辆; 行人④减速等待 C 车先通过, 运动方向不变; 行人⑤加速向后方运动等待 A 车和 B 车通过后再次前进; 行人⑥在遇到 A 车和 B 车之前分别进行了 2 次减速等待车辆先通过, 运动方向不变; 行人⑦改变运动方向绕行至 A 车和 B 车后避免碰撞, 运动速度不变。以上行为均符合现实生活中行人为保证个人安全的运动习惯。

为对比自动驾驶汽车对行人运动过程的不同影响,在以上模拟实验的基础上,改变A车的影响系数 D_{η} 使其分别等于0.5、1和2重新进行模拟,得到模拟结果后计算不同时刻下行人与A车的距离,得到距离的平均值和最小值如表2所示。可以看出: D_{η} 取值越大,A车对行人的排斥作用越强,两者间的距离越大; D_{η} 取值越小,A车对行人的排斥作用越弱,两者间的距离越小。

表2 不同影响系数模拟生成的不同距离

Table 2 Different distances simulated under different impact factors

D_{η} 取值	距离平均值/m	距离最小值/m
0.5	11.281 7	1.272 9
1	11.295 6	1.335 5
2	11.344 7	1.361 8

为验证本文模型优于传统的社会力模型,在相同的场景下采用与动量模型相同的计算方法计算行人各时刻的社会力,根据牛顿第二定律模拟得到行人的运动轨迹如图8所示。

可以看出:在相同的模拟时间内,除受车辆影响较小的行人①、行人②、行人⑧穿过马路到达另一侧外,其余行人均向后运动以躲避车辆,但车辆排斥力的持续作用使得行人在车辆已经远离的情况下也无法及时以最佳速度前进,直到模拟结束时行人才将速度方向修正为指向目标点的方向,行动轨迹变化迟缓,与现实情况差别较大。

同时,本文对比了动量模型和社会力模型模拟结果中行人与3个车辆间的距离平均值和最小值,如表3所示。

从表3可以看出,动量模型模拟生成的行人与车辆间的距离平均值小于社会力模型,但距离最小

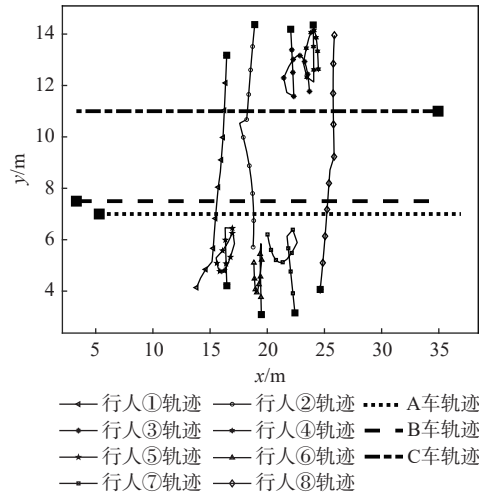


图8 社会力模型模拟结果

Fig. 8 Simulation result of social force model

表3 不同模型模拟生成的不同距离

Table 3 Different distances simulated under different models

模型类型	距离平均值/m	距离最小值/m
动量模型	11.295 6	1.335 5
社会力模型	12.004 9	1.229 1

值大于社会力模型,这表明动量模型在有限的道路空间内模拟得到的行人运动效率和行为安全度均高于传统的社会力模型。

5 结 论

1) 通过分析行人在共享道路空间中的安全行为特点,综合考虑了目标位置、周围行人、周围车辆和周围自动驾驶汽车对行人的影响,搭建了安全行为的动量模型,该模型能够通过行人的周围环境信息实时计算出下一步的速度和位置,并迭代得到完整的行人运动轨迹。

2) 对本文模型进行案例验证,结果表明:该模型能够模拟出行人与周围其他交通参与者交互运动时的多种行为,且不同的自动驾驶汽车影响系数模拟出的行人行为不同,模拟结果中行人的行为安全性较高且具有多样性。

3) 对比本文模型与传统社会力模型的模拟效果,结果表明:本文模型的模拟效果优于传统的社会力模型,且模拟出的行人行为在有限空间内与车辆的碰撞可能更低,行为更安全。

综上所述,本文模型模拟效果较好,能够用于人-车-智共享道路空间的仿真环境搭建中,解决自动驾驶汽车可靠性测试过程中测试场景单一、固定且不能反映真实路况的问题。

参考文献 (References)

[1] CHENG H, JOHORA F T, SESTER M, et al. Trajectory modelling in shared spaces: expert-based vs. deep learning approach? [M]// Multi-Agent-Based Simulation XXI. Berlin: Springer, 2021: 13-27.

[2] ALAHI A, GOEL K, RAMANATHAN V, et al. Social LSTM: human trajectory prediction in crowded spaces[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2016: 961-971.

[3] CHENG H, SESTER M. Modeling mixed traffic in shared space using LSTM with probability density mapping[C]//Proceedings of the 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway: IEEE Press, 2018: 3898-3904.

[4] PANG S M, CAO J X, JIAN M Y, et al. BR-GAN: a pedestrian trajectory prediction model combined with behavior recognition[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(12): 24609-24620.

[5] HUANG L, ZHUANG J H, CHENG X M, et al. STI-GAN: multimodal pedestrian trajectory prediction using spatiotemporal inter-

- actions and a generative adversarial network[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 50846-50856.
- [6] FELICIANI C, CROCIANI L, GORRINI A, et al. A simulation model for non-signalized pedestrian crosswalks based on evidence from on field observation[J]. *Intelligenza Artificiale: the International Journal of the AIXIA*, 2017, 11(2): 117-138.
- [7] WU W J, CHEN R C, JIA H F, et al. Game theory modeling for vehicle-pedestrian interactions and simulation based on cellular automata[J]. *International Journal of Modern Physics C*, 2019, 30(4): 1950025.
- [8] MA Y X, MANOCHA D, WANG W P. AutoRVO: local navigation with dynamic constraints in dense heterogeneous traffic[EB/OL]. (2018-11-14)[2023-06-15]. <https://arxiv.org/abs/1804.02915v2>.
- [9] CHARLTON J, GONZALEZ L R M, MADDOCK S, et al. Simulating crowds and autonomous vehicles[M]// Transactions on Computational Science XXXVII. Berlin: Springer, 2020: 129-143.
- [10] ANVARI B, BELL M G H, SIVAKUMAR A, et al. Modelling shared space users via rule-based social force model[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2015, 51: 83-103.
- [11] CHAO Q W, DENG Z G, JIN X G. Vehicle-pedestrian interaction for mixed traffic simulation[J]. *Computer Animation and Virtual Worlds*, 2015, 26(3-4): 405-412.
- [12] RINKE N, SCHIERMEYER C, PASCUCCI F, et al. A multi-layer social force approach to model interactions in shared spaces using collision prediction[J]. *Transportation Research Procedia*, 2017, 25: 1249-1267.
- [13] JOHORA F T, MÜLLER J P. Modeling interactions of multimodal road users in shared spaces[C]//Proceedings of the 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway: IEEE Press, 2018: 3568-3574.
- [14] SCHÖNAUER R, STUBENSCHROTT M, SCHROM-FEIERTAG H, et al. Social and spatial behaviour in shared spaces[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Urban Planning and Regional Development in the Information Society GeoMultimedia. Piscataway: IEEE Press, 2012: 759-767.
- [15] HELBING D, MOLNÁR P. Social force model for pedestrian dynamics[J]. *Physical Review E*, 1995, 51(5): 4282-4286.
- [16] YANG D F, LI L H, REDMILL K, et al. Top-view trajectories: a pedestrian dataset of vehicle-crowd interaction from controlled experiments and crowded campus[C]//Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2019: 899-904.
- [17] YANG D F, ÖZGÜNER Ü, REDMILL K. A social force based pedestrian motion model considering multi-pedestrian interaction with a vehicle[J]. *ACM Transactions on Spatial Algorithms and Systems*, 2020, 6(2): 1-27.

Modelling method for pedestrian safety behavior in shared road spaces of pedestrian-traditional vehicle-autonomous vehicle

WU Ruoyu, YANG Dezhen*, REN Yi, JIA Lulu, LI Xiaobin, WANG Zili

(School of Reliability and Systems Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: Under the development background that autonomous vehicles will share road resources with traditional traffic participants in the future, pedestrian safety behavior modelling in the shared road spaces of pedestrian-traditional vehicle-autonomous vehicle is crucial to the simulation development and reliability and safety testing of autonomous vehicles. To satisfy this demand, the safe movement behavior of pedestrians was analyzed firstly, and the traditional social force model of pedestrians was improved to build a momentum model of the interaction between pedestrians and other pedestrians, traditional vehicles, and autonomous vehicles in the shared road spaces. Then, a dataset of pedestrian-vehicle interaction motion and a genetic algorithm were adopted to calibrate the safety parameters of the model, and a typical shared road space scene was proposed to verify the effectiveness of the model. The simulation results indicate that the proposed model can simulate the safe movement behavior of pedestrians, and it has better effects in tasks such as shared road space simulation of pedestrian-traditional vehicle-autonomous vehicle.

Keywords: shared road space; pedestrian; autonomous vehicle; safety; momentum