融合轨迹预测的AEB VRU_TW系统控制策略研究*

陆颖[1] 张驰[1] 李傲雪[1] 柏军[1,2]

（1.江苏大学，镇江 212013；2.昆山沪光汽车电器股份有限公司，苏州 215323）

【摘要】针对车辆与二轮车混行情况下，自动紧急制动（AEB）系统应对二轮车类弱势交通参与者时响应滞后、难以兼顾安全性和舒适性的问题，提出了一种融合轨迹预测和自适应碰撞时间（TTC）阈值的控制策略。利用自注意力机制和编码器-解码器架构进行二轮车轨迹预测；根据预测结果设计双层制动阈值控制逻辑，其中，一级制动采用模糊控制法和阈值限制保障驾乘人员舒适性，二级制动基于碰撞风险动态触发。模型在环仿真及硬件在环验证结果表明：在30~85 km/h车速范围内，相较于传统策略，所提策略的速度减少量平均提升24.52%；当路面附着系数分别为0.5和0.35时，所提策略的碰撞速度分别为26.75 km/h和31.14 km/h，低于传统策略的40.60 km/h和52.30 km/h。

主题词：自动紧急制动 碰撞时间 控制策略 轨迹预测 交通安全

中图分类号：U461.91 **文献标志码：**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250578

Research on Control Strategy for AEB VRU_TW System Integrated with Trajectory Prediction

Lu Ying[1], Zhang Chi[1], Li Aoxue[1], Bai Jun[1,2]

（1. Jiangsu University, Zhenjiang 212013; 2. KunShan HuGuang Auto Harness Co., Ltd., Suzhou 215323）

【Abstract】 Aiming at the problem that the Automatic Emergency Braking (AEB) system in mixed traffic scenarios between vehicles and two-wheelers exhibits delayed response and difficulty in simultaneously ensuring safety and comfort when responding to vulnerable road users such as two-wheelers, this paper proposes a control strategy integrating trajectory prediction and an adaptive Time-to-Collision (TTC) threshold. By employing a self-attention mechanism and an encoder-decoder architecture, the trajectory of two-wheelers is predicted. Based on the prediction results, a control logic with two-level braking thresholds is designed: the first-level braking strategy adopts fuzzy control and threshold constraints to ensure occupant comfort, while the second-level braking is dynamically triggered according to collision risk. The model-in-the-loop simulation and hardware-in-the-loop validation results over the vehicle speed range of 30~85 km/h demonstrate that, compared with the conventional strategy, the proposed strategy achieves an average improvement of 24.52% in speed reduction; when the road adhesion coefficients are 0.5 and 0.35, the collision speeds of the proposed strategy are 26.75 km/h and 31.14 km/h, respectively, lower than the corresponding 40.60 km/h and 52.30 km/h obtained with the conventional strategy.

Key words: Automatic emergency braking, Time to Collision (TTC), Control strategies, Trajectory prediction, Traffic safety

【引用格式】 陆颖, 张驰, 李傲雪, 等. 融合轨迹预测的AEB VRU_TW系统控制策略研究[J]. 汽车技术, 2026(10): 37-45.

LU Y, ZHANG C, LI A X , et al. Research on Control Strategy for AEB VRU_TW System Integrated with Trajectory Prediction[J]. Automobile Technology, 2026(10): 37-45.

1 前言

在交通事故伤亡中，弱势道路参与者（Vulnerable Road Users，VRU）主要包括行人和二轮车骑行者，由于缺乏物理保护，车内驾乘人员更易遭受严重伤害[1-2]。随着我国二轮车保有量持续增长，二轮车与机动车混行，常面临较高的碰撞风险[3]。

自动紧急制动（Automatic Emergency Braking，AEB）系统在车辆面临碰撞风险时主动制动，以降低车辆速度。目前，其保护对象已逐步拓展至VRU。《C-NCAP

*基金项目：国家自然科学基金项目（52202414）。

通信作者：陆颖（1981—），副教授，主要研究方向为载运工具安全技术，luying@ujs.edu.cn。

管理规则（2021年版）》规定了面向弱势道路交通使用者（二轮车）的自动紧急制动系统（Automatic Emergency Braking for Vulnerable Road Users-Two Wheeler，AEB VRU_TW）的保护试验规程。

在风险评估与制动控制方面，AEB VRU_TW常基于碰撞时间（Time to Collision，TTC）或安全距离阈值进行风险判断，并据此触发声光提示或主动制动。但二轮车运动速度较快且瞬时加减速度波动较大，固定阈值难以适应复杂交通工况。现有AEB VRU_TW在较高车速下的避撞能力仍受限制，仅当自车车速低于40 km/h时才能完全避免事故[4]。Hong等[5]采用非支配排序遗传算法，以行人安全、乘员舒适度等为目标，实现了AEB控制策略的多目标优化。Yang等[6]提出一种融合安全距离的TTC风险评估模型，并定义了不同车速条件下的TTC值和安全等级。上述研究为AEB控制和风险评估提供了有效思路，但研究对象主要集中于行人，针对二轮车的研究较少。此外，现有AEB VRU系统中的TTC阈值多基于行人试验设定，针对二轮车运动特性的适应性不足。

在交通参与者轨迹预测方面，Chen等[7]提出了一种识别行人潜在意图的多模态轨迹预测模型，并选取预测概率较高的轨迹作为最终预测结果；张哲雨等[8]基于车辆视角数据分析行人与车辆间的交互模式，实现行人轨迹预测，并划分行人危险等级，避免人工设计TTC阈值的弊端。但上述研究主要针对行人，其在二轮车场景中的适用性仍需进一步验证。此外，将轨迹预测结果用于AEB VRU_TW系统，还应保证较高的预测效率。

因此，本文针对车辆与二轮车混行场景下AEB VRU_TW响应滞后且难以兼顾安全性和舒适性的问题，提出一种融合轨迹预测和自适应TTC阈值的控制策略，依据C-NCAP中的AEB VRU_TW保护试验规程，在二轮车横穿场景下进行验证。

2 二轮车轨迹预测算法

2.1 模型架构

本文采用长短期记忆-注意力（Long Short-Term Memory-Attention，LSTM-ATT）模型，基于编码器-解码器（Encoder-Decoder）架构，通过捕捉数据中的时序依赖关系，充分关注关键时间步。其中，编码器和解码器均采用长短期记忆（Long Short-Term Memory，LSTM）神经网络[9]，编码器对历史轨迹进行编码，生成包含时序信息的隐藏状态；解码器根据隐藏状态预测未来轨迹。

模型架构如图1所示，(X^k,Y^k)为历史轨迹数据；$\boldsymbol{W}^{\mathrm{Q}}$、$\boldsymbol{W}^{\mathrm{K}}$、$\boldsymbol{W}^{\mathrm{V}}$分别用于生成查询（Query）向量、键（Key）向量和值（Value）向量的投影权重矩阵；$\boldsymbol{h}_l$（$l=1,\cdots,i$）为解码器的隐藏状态；(X^{t+m},Y^{t+m})（$m=1,\cdots,i$）为二轮车未来位置信息。

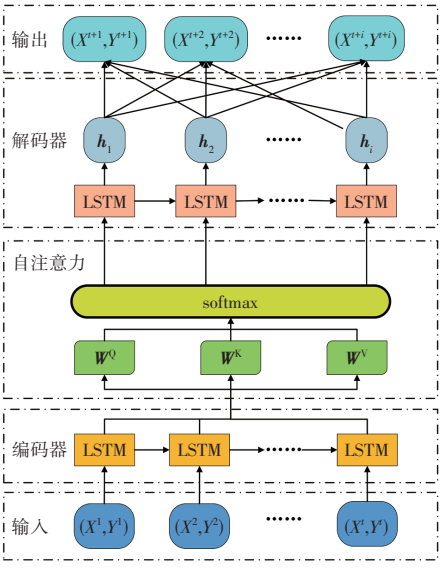


图1 模型整体架构

2.2 数据集

本文使用下一代仿真（Next Generation Simulation，NGSIM）数据集对LSTM-ATT模型进行训练与验证。为满足模型训练需求，对原始数据进行预处理。首先，依据原始数据第12列“V_class”字段，将所有数据划分为6个子集，并从中选取二轮车数据作为研究样本，按照数据的ID重新排序。随后，分别定义纵向和横向的行为标签，其中，纵向行为根据其后5 s的平均速度与前3 s平均速度的比值进行判断，若比值大于1.25，则视为加速并标记为3；比值小于0.8，则视为减速并标记为2；比值在(0.8,1.25)区间视为匀速，并标记为1。二轮车样本的横向行为根据其前4 s和后4 s是否处于同一车道进行判断，无变道、向左变道、向右变道分别标注为1、2、3。

数据预处理后，筛选出95条二轮车运动轨迹。原始轨迹数据采样时间间隔为0.1 s，考虑到轨迹预测任务需利用历史运动状态推断未来运动趋势，本文采用时间窗口切片方法对连续轨迹序列进行处理。最终得到735个轨迹预测样本，数据训练集、验证集和测试集按照7∶1.5∶1.5进行划分。

2.3 模型训练

LSTM-ATT模型的相关初始设置：学习率为0.001，模型训练次数为20轮，批大小为16，编码器和解码器的LSTM隐藏状态维度分别设置为64维和128维。

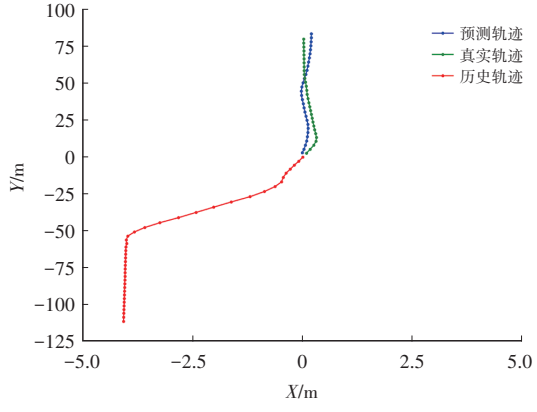
为定量评价模型的轨迹预测精度，本文采用均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE）A_{RMSE}作为评价指

标。RMSE用于衡量预测轨迹与真实轨迹间的总体偏差，其值越小，表明模型的轨迹预测精度越高，同时对较大的预测误差较为敏感：

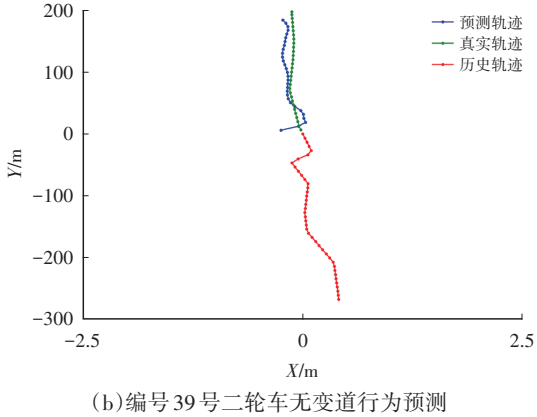
$$A_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_{\mathrm{pre}}^{i}-x_{\mathrm{true}}^{i})^{2}+(y_{\mathrm{pre}}^{i}-y_{\mathrm{true}}^{i})^{2}} \tag{1}$$

式中：n为轨迹数量，$(x_{\mathrm{pre}}^{i},y_{\mathrm{pre}}^{i})$、$(x_{\mathrm{true}}^{i},y_{\mathrm{true}}^{i})$分别为模型预测坐标与真实坐标。

假定轨迹预测的起始坐标点为原点，以编号46和39二轮车为例，模型预测结果如图2所示。预测轨迹与真实轨迹整体变化趋势一致，模型能够反映二轮车不同运动状态下的趋势。无变道情况下预测结果更稳定，而变道过程中局部偏差相对更明显。这主要是由于变道过程中二轮车横向运动状态变化更复杂，轨迹不确定性显著增强，导致预测难度加大。



（a）编号46号二轮车变道行为预测



（b）编号39号二轮车无变道行为预测

图2　二轮车轨迹预测结果

将循环神经网络[10]（Recurrent Neural Network，RNN）、LSTM、门控循环单元[11]（Gated Recurrent Unit，GRU）作为对比模型，使用RMSE作为评价指标，模型的输入步长与预测步长均为3 s，其训练结果如表1所示。

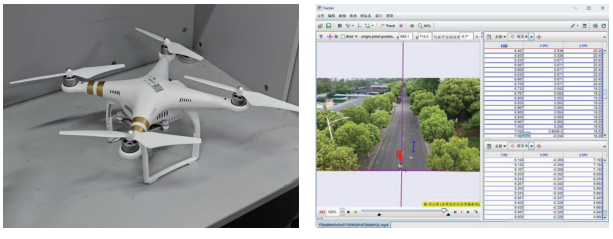
由表1可知，随着预测时间增加，各模型的RMSE均呈上升趋势，说明预测误差会随时间累积。相较于其他模型，LSTM-ATT模型在不同预测时间下均取得最低RMSE值，表明注意力机制有助于提升模型对历史轨迹信息的提取能力。根据GB/T 39901—2021《乘用车自动紧急制动系统（AEBS）性能要求及试验方法》规定[12]，车辆的AEB阈值不超过4.4 s，制动时长低于3 s。因此，本文选择预测后2 s的二轮车位置作为AEB系统的输入信息。

表1　不同模型训练结果

模型	RMSE		
	第1 s	第2 s	第3 s
RNN	1.225	2.762	6.151
LSTM	1.001	2.125	5.565
GRU	0.802	2.100	5.300
LSTM-ATT	0.625	1.485	4.925

2.4　轨迹预测试验

选取校园道路，志愿者骑行二轮车以20 km/h的速度通过拍摄路段。试验通过无人机录制视频（见图3a），并测量路段长度，其型号为DJI Phantom3 Professional，帧率为60帧/s。使用Tracker软件处理视频数据（见图3b），同时，人工标注各时刻坐标。



（a）无人机　　（b）Tracker标记界面

图3　二轮车轨迹采集设备与标注界面

视频数据处理过程如下：

a. 将采集的视频导入Tracker中，软件自动处理畸变，并选择合适的放射距离和投影类别。

b. 在视频画面利用标尺确定实际空间比例，并建立以道路方向为参考的直角坐标系，将二轮车质心作为轨迹标记点。

c. 手动标记二轮车及其运动状态信息。

d. 由于拍摄视角并非完全垂直，需建立真实物理坐标系，得到参考点在真实水平面的坐标。使用投影变换法完成像素坐标与真实坐标间的转换[13]，转换关系为：

$$\begin{cases}\boldsymbol{m}+\dfrac{l_1\boldsymbol{u}+l_2\boldsymbol{v}+l_3}{l_7\boldsymbol{u}+l_8\boldsymbol{v}+1}=0\\ \boldsymbol{n}+\dfrac{l_4\boldsymbol{u}+l_5\boldsymbol{v}+l_6}{l_7\boldsymbol{u}+l_8\boldsymbol{v}+1}=0\\ \boldsymbol{m}=(m_1,m_2,m_3,m_4)^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{n}=(n_1,n_2,n_3,n_4)^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{u}=(u_1,u_2,u_3,u_4)^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{v}=(v_1,v_2,v_3,v_4)^{\mathrm{T}}\\ l\in\{l_1,l_2,\cdots,l_8\}\end{cases} \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{m}$、$\boldsymbol{n}$分别为像素的横、纵坐标，u、v分别为物理平面的横、纵坐标，l为变换系数。

故像素坐标$(\boldsymbol{m},\boldsymbol{n})^{\mathrm{T}}$转换为物理平面坐标$(\boldsymbol{u},\boldsymbol{v})^{\mathrm{T}}$为：

$$\begin{bmatrix}\boldsymbol{u}\\ \boldsymbol{v}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}=-\begin{bmatrix}\boldsymbol{m}l_7+l_1 & \boldsymbol{m}l_8+l_2\\ \boldsymbol{n}l_7+l_4 & \boldsymbol{m}l_8+l_5\end{bmatrix}^{-1}\begin{bmatrix}\boldsymbol{m}+l_3\\ \boldsymbol{n}+l_6\end{bmatrix} \tag{3}$$

对LSTM-ATT模型进行实际轨迹预测，结果如图4所示。模型预测误差约为4.8%，主要源于手动标记数据点的偏差，导致真实轨迹与预测轨迹间存在合理范围内误差，且预测轨迹在Y轴方向整体吻合，X轴方向误差较小。

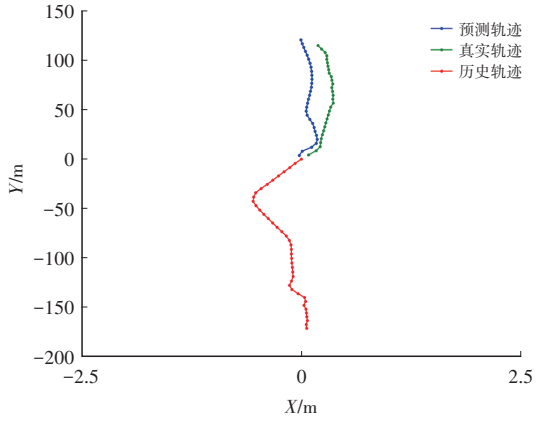


图4　实际轨迹预测结果

3　基于轨迹预测的系统设计

3.1　二轮车安全评估模型

本文提出的基于轨迹预测的AEB VRU_TW控制策略整体框架如图5所示，主要包括感知、轨迹预测、安全评估和制动控制等模块。基于感知信息和轨迹预测结果，系统对车辆与二轮车间的碰撞风险进行评估，并根据风险等级采取相应的预警与制动措施。该系统主要包括预警、制动和辅助制动3个部分。

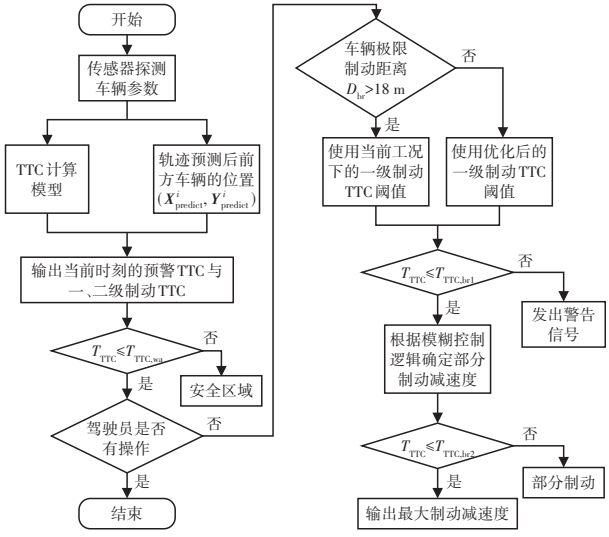


图5　整体控制逻辑流程

感知系统由毫米波雷达、单目摄像头和轮速传感器组成，其中，由毫米波雷达获取车辆与二轮车间的相对距离和相对速度，单目摄像头识别目标类型与目标运动状态，轮速传感器获取自车速度信息。

当传感器识别目标后，AEB系统对其安全状态进行判断。二轮车的安全状态可解耦为横向安全状态和纵向安全状态，其中，横向为与车辆航向垂直的方向，纵向为与车辆航向平行的方向。当二轮车在横、纵向位置均处于危险区域时，AEB系统将自动激活制动或预警控制。

本文以二轮车横穿马路场景为例（见图6），车辆的横向安全状态主要对二轮车的预测横向位置进行判断，车辆和二轮车分别以速度v_1、v_2沿y轴方向运动，车辆质心处于原点o，A点表示二轮车当前位置，B点表示二轮车2 s后的位置预测结果，其坐标为$(x_{\mathrm{pre}}^2,y_{\mathrm{pre}}^2)$，传感器探测到二轮车与汽车的距离为$d$，与汽车前进方向的角度为$\theta$，二轮车的速度为$v_3$。当$x_{\mathrm{pre}}^2\leqslant W/2$，其中，$W$为车辆宽度，此时认为二轮车与车辆存在横向碰撞风险，二轮车会被认定为航向障碍物。

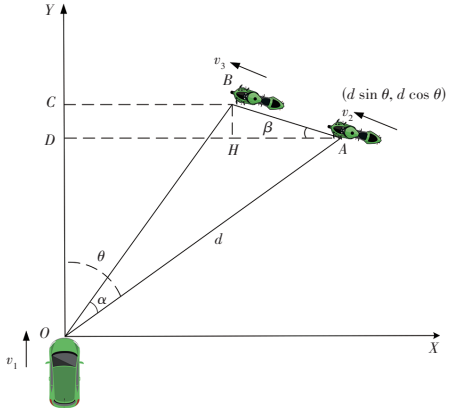


图6　二轮车横穿马路场景

车辆行驶中，若横向安全状态判断二轮车与车辆存在横向冲突可能时，系统将进一步根据车辆与二轮车的纵向运动状态计算TTC值，判断二者是否存在碰撞风险。

由于经典TTC模型仅适用于当自车车速与障碍物速度相差较大的情况，因此，可引入相对加速度a_{r}以适应更多工况，则修正后的TTC为：

$$T_{\mathrm{TTC},t}=\begin{cases}\dfrac{d\cos\theta}{v_{\mathrm{r}}}, & v_{\mathrm{r}}<0\quad a_{\mathrm{r}}=0\\ -\dfrac{v_{\mathrm{r}}}{a_{\mathrm{r}}}-\dfrac{\sqrt{v_{\mathrm{r}}^2-2da_{\mathrm{r}}\cos\theta}}{a_{\mathrm{r}}}, & v_{\mathrm{r}}<0\quad a_{\mathrm{r}}\neq 0\\ \infty, & v_{\mathrm{r}}>0\quad a_{\mathrm{r}}\neq 0\end{cases} \tag{4}$$

式中：d为车辆与障碍物之间的距离，v_{r}为自车与前方障碍物之间同方向的速度差，a_{r}为车辆与前方障碍物的相对加速度。

故二轮车初始点A与预测点B的夹角为：

$$\beta = \arctan\frac{Y_{\text{pre}} - d\cos\theta}{d\sin\theta - X_{\text{pre}}} \tag{5}$$

根据图6所示，二轮车与汽车行驶方向上的速度为$v_2\sin\beta$，则自车与前方障碍物间同方向的速度差和加速度差分别为$\begin{cases} v_{\text{r}} = v_1 - v_2\sin\beta \\ \alpha_{\text{r}} = \dot{v}_1 - \dot{v}_2\sin\beta \end{cases}$。如果车辆不改变当前的行驶动作，继续行驶时TTC值将不断减少，与二轮车碰撞的风险持续增大；当TTC值小于警告阈值时，风险评估模块将发出预警控制信号；若驾驶员未采取任何措施，系统将根据风险等级输出相应的制动控制信号，以降低碰撞风险。

3.2 TTC可变阈值

TTC阈值作为区分危险状态和安全状态的关键参数，合理设置该阈值能够实现及时风险响应，并提高系统的安全性和舒适性。在传统的控制策略中，结合碰撞前0.5~1 s的行人位置将1 s作为AEB的触发阈值[14]。但固定TTC阈值策略难以适应复杂工况，行驶速度和制动减速度均会影响车辆制动效率：行驶速度提升，导致制动距离显著增长，固定阈值控制的AEB系统在中低速时制动距离较短，遇到紧急情况可及时紧急制动停车，但此时车辆处于中高速，无法适应当前的行驶工况，系统功能易失灵，从而导致碰撞事故。

为此，可通过车辆与航向障碍物的状态计算可变阈值。本文设计的AEB VRU_TW系统共有3个阈值：

a. 预警阈值$T_{\text{TTC,wa}}$，达到该阈值时，通过声光报警。

b. 一级制动阈值$T_{\text{TTC,br1}}$，当实时计算的TTC小于该阈值时，系统采取部分制动，通过极限制动距离约束$T_{\text{TTC,br1}}$，并通过模糊控制确定制动减速度。

c. 二级制动阈值$T_{\text{TTC,br2}}$，当TTC小于该阈值时，系统采取全力制动，以保证行车的绝对安全性。

将所需制动力矩分2次投入，延时制动，在保证安全的前提下避免制动过程中制动减速度陡增，使制动过程更加平稳。假定车辆为匀速行驶，可以根据二轮车是否处于变速行驶状态，分别对TTC阈值进行计算。

若二轮车在A点的速度与B点的速度相等，即$v_2 = v_3$，此时TTC预警阈值与两级制动阈值分别为：

$$T_{\text{TTC,wa}} = t_{\text{delay}} + \frac{Y_{\text{pre}} + d_0}{v_1 - v_2\sin\beta} \tag{6}$$

$$T_{\text{TTC,br1}} = t_{\text{delay}} + \frac{v_1^2 - 2v_1v_2\sin\beta}{2\mu g(v_1 - v_2\sin\beta)} + \frac{d_0}{v_1 - v_2\sin\beta} + \Delta t,\quad \Delta t \leqslant 1 \tag{7}$$

$$T_{\text{TTC,br2}} = t_{\text{delay}} + \frac{v_1^2 - 2v_1v_2\sin\beta}{2\mu g(v_1 - v_2\sin\beta)} + \frac{d_0}{v_1 - v_2\sin\beta} \tag{8}$$

式中：t_{delay}为制动系统协调延时，d_0为最短安全距离，μ为附着系数，g为重力加速度，Δt为变值。

若二轮车在A、B点的速度不相等，将其速度变化过程视为匀加速或匀减速，假设预测时间窗口为τ=2 s，则二轮车的加速度a_{motor}和速度v_3分别为：

$$a_{\text{motor}} = \frac{2\left(\sqrt{(d\sin\theta - X_{\text{predict}})^2 + (Y_{\text{predict}} - d\cos\theta)^2} - v_2\tau\right)}{\tau^2} \tag{9}$$

$$v_3 = v_2 + a_{\text{motor}}\tau \tag{10}$$

此时TTC预警阈值与两级制动阈值为：

$$\begin{cases} T_{\text{TTC,wa}} = t_{\text{delay}} + \dfrac{Y_{\text{pre}} + d_0}{h} \\ T_{\text{TTC,br1}} = \dfrac{h}{a_{\text{motor}}} + \dfrac{\sqrt{h^2 + 2a_{\text{n}}f + d_0}}{a_{\text{motor}}} + \Delta t \\ T_{\text{TTC,br2}} = \dfrac{h}{a_{\text{motor}}} + \dfrac{\sqrt{h^2 + 2a_{\text{n}}f + d_0}}{a_{\text{motor}}} \\ f = v_1t_{\text{delay}} + \dfrac{v_1(v_1 - 2v_3\sin\beta)}{2\mu g} \\ h = v_1 - v_3\sin\beta \end{cases} \tag{11}$$

3.3 一级制动减速度优化

车辆在部分制动阶段，以自车车速与二轮车在汽车前进方向的速度差为模糊控制的输入量，输出量为部分制动时的制动减速度。考虑到人体可接受的非紧急情况下的制动减速度为4 m/s^2，本文设置的一级制动的最大制动减速度为3.5 m/s^2。

根据AEB系统典型运行速度范围及一级制动减速度需求确定模糊论域范围，其中，自车车速的模糊论域为[20,80]，使用L(Low)、ML(Medium Low)、M(Medium)、MH(Medium High)，H(High)描述；车辆与二轮车的速度差的论域为[0,60]，使用Z(Zero)、S(Small)、M(Medium)、L(Large)、VL(Very Large)描述；车辆制动减速度的模糊论域为[0,3.5]，使用L(Low)、M(Medium)、H(High)描述。自车车速与车辆制动减速度使用梯形隶属度函数，车辆与二轮车的速度差使用三角形隶属度函数。整体模糊规则如表2所示，其中，V为自车速度，V_{r}为自车与二轮车速度差。

表2 模糊控制规则

V	V_{r}				
	Z	S	M	L	VL
L	L	L	M	M	H
ML	L	M	M	H	H
M	M	M	H	H	H
MH	M	H	H	H	H
H	M	H	H	H	H

采用重心法进行去模糊化处理，导出模糊控制输入变量与输出变量间的关系曲面，如图7所示。随着自车速度与相对速度差的增加，模糊控制器输出的制动减速度整体呈增加趋势，表明该控制器能够根据碰撞风险变化调整制动强度，实现安全性与舒适性的平衡。因此，根据车辆与二轮车的速度差和车辆速度即可确定对应的制动减速度。

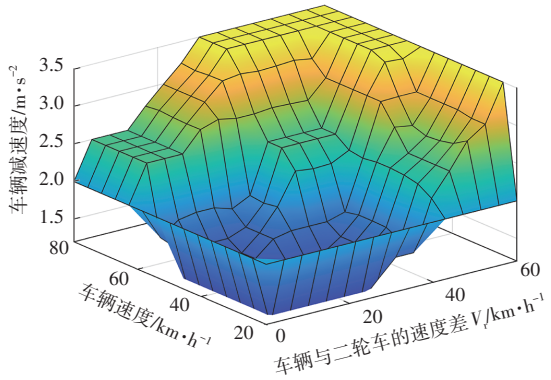


图7　模糊控制输入、输出曲面

3.4　一级制动阈值的距离限制

为使AEB VRU_TW系统在确保绝对安全性的前提下，充分考虑驾驶员的驾驶体验，应避免系统频繁介入。鉴于长时间制动减速会导致驾乘人员体验不佳，且过于保守的阈值会影响驾驶员采取转向避撞行为，本文参考文献[15]对$T_{\mathrm{TTC,br1}}$的阈值进行约束。

不同车速下，驾驶员最晚转弯半径与车辆极限制动距离的关系如图8所示。两条曲线的交点为驾驶员主动转向避撞能力与车辆极限制动能力间的临界状态。当车速低于57 km/h时，更倾向于转向避撞，将驾驶员转弯半径与车辆极限制动距离的交点作为临界点，即当车辆极限制动距离超过18.5 m时，对TTC阈值进行范围约束，车辆的极限安全制动距离为$D_{\mathrm{br}}=(v_1-v_2)t_{\mathrm{delay}}+\frac{v_1^2-2v_1v_2}{2\mu g}+d_0$。

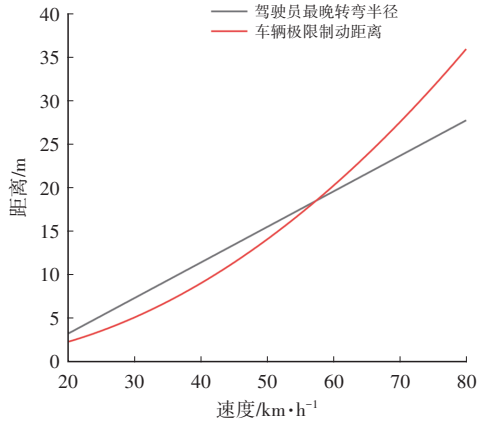


图8　驾驶员最晚转弯半径与车辆极限制动距离关系

根据车辆当前极限安全制动距离D_{br}所处区间，确定一级TTC制动阈值约束范围，即以极限安全制动距离作为输入变量，通过查表获得对应的TTC阈值约束区间。综合考虑，舍弃部分高速场景下的制动效能，将一级TTC制动阈值最高限制为2.1 s，具体限制结果如表3所示。

表3　一级TTC制动阈值限制

最小极限安全制动距离/m	约束区间/s
$18<D_{\mathrm{br}}\leq25$	(1.6,1.7]
$25<D_{\mathrm{br}}\leq30$	(1.7,1.8]
$30<D_{\mathrm{br}}\leq35$	(1.8,1.9]
$35<D_{\mathrm{br}}\leq40$	(1.9,2.0]
$D_{\mathrm{br}}>40$	(2.0,2.1]

4　模型在环仿真及控制器硬件在环

4.1　在环仿真测试

根据C-NCAP管理规则(2021年版)中关于AEB VRU_TW系统测试场景的相关规定，选取CSFA-50(Car to Scooter Farside Adult-50)场景(见图9)对本文控制策略进行仿真分析，即车辆未采取制动规避碰撞风险的情形下，车辆与远端横穿摩托车发生碰撞且位置位于车辆前端结构50%处的场景。其中，二轮车初始速度为20 km/h，二轮车匀速行驶18 m，车辆初始速度为30~60 km/h。

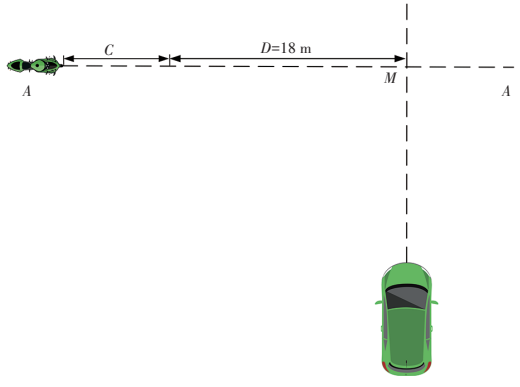


图9　CSFA-50场景示意

本文使用Prescan自带的Audi A3车型作为自车模型，根据测试场景规范设定车辆各项参数，模型基本设置如图10所示，二轮车模型采用Prescan自带的Sports bike with driver模型。

4.1.1　车速敏感性

在CSFA-50场景下，将自车速度与二轮车最高值分别限制为85 km/h、20 km/h。干燥路面、湿滑路面和积雪路面的路面附着系数分别为0.8、0.5、0.35。对比本文控制策略与传统控制策略的预测效果，结果如图11所示，其中，传统控制策略使用固定阈值1.2 s。

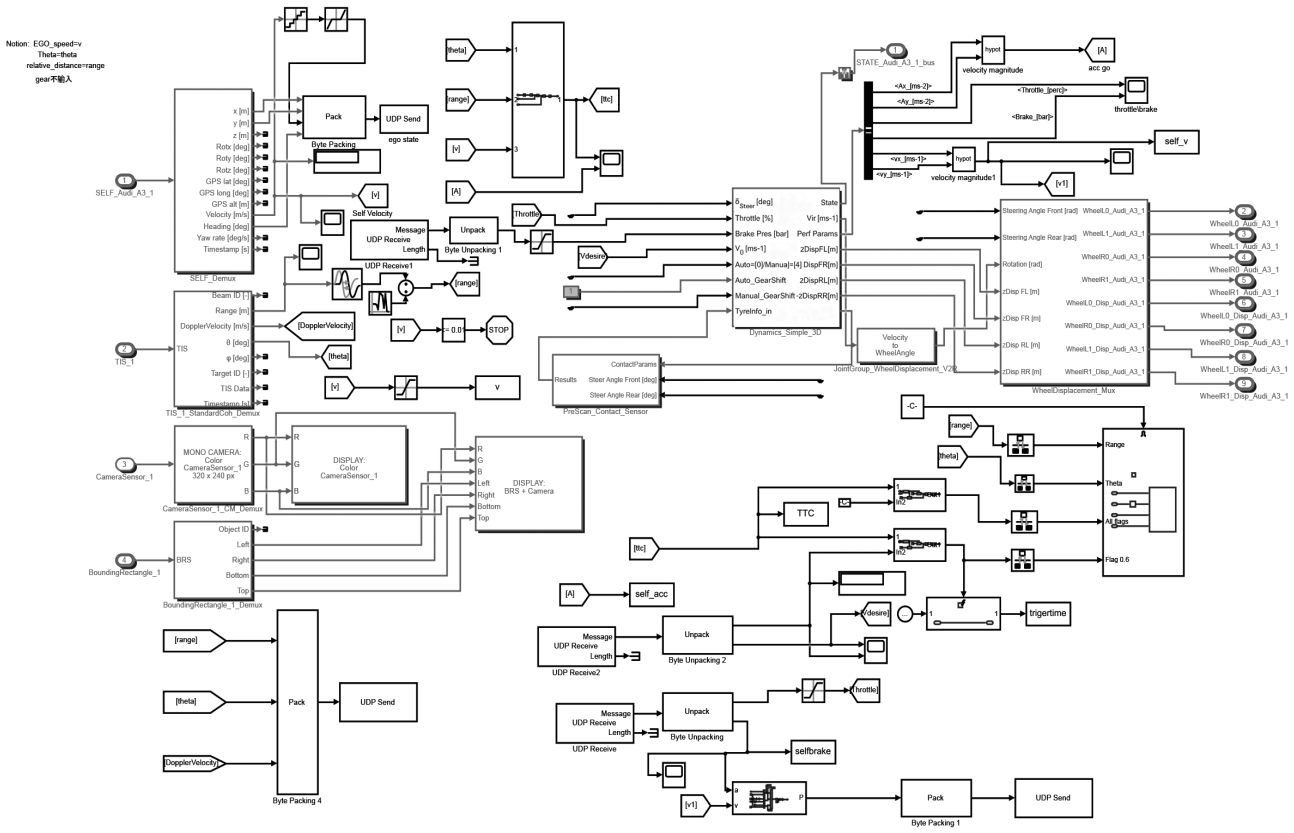


图10　车辆Simulink模型

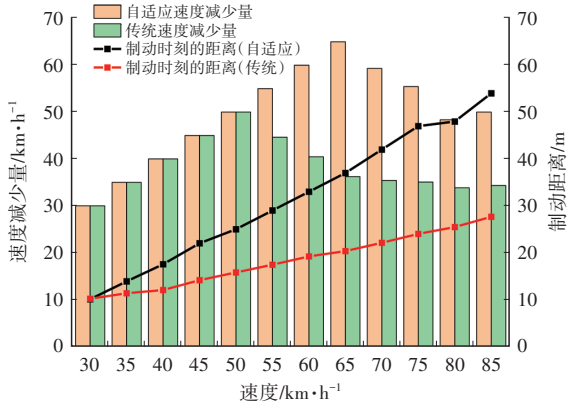


图11　不同控制策略效果

由图11可知,在CSFA-50场景中,传统AEB的控制策略有效范围低于60 km/h,而本文控制策略在车速达70 km/h时才会失效。当车速为70 km/h时,2种控制策略均在失效情况下,传统控制策略的碰撞速度高达34.59 km/h,而本文策略的碰撞速度仅为17.92 km/h。由于城市内乘用车的速度不可超过70 km/h[16],故所提出的AEB VRU_TW控制策略基本适用大部分城市道路。当速度范围为30~85 km/h时,本文控制策略的速度减少量普遍高于传统控制策略,在65 km/h时提升达到最大为79.4%,平均提升24.52%。相较于传统TTC阈值算法,本文方法具有更强的风险响应能力,能够在更早阶段完成制动介入,制动触发时车辆与二轮车间的最大安全距离提升41.38%。

4.1.2　道路条件敏感性

CSFA-50场景下,不同路面附着系数下,基于轨迹预测和基于固定阈值控制策略的车速均为65 km/h,2种控制策略的运行结果分别如表4和表5所示。

表4　基于轨迹预测的控制策略的测试结果

路面附着系数	车速减少量/km·h^{-1}	制动距离/m	碰撞速度/km·h^{-1}
0.8	65	37	
0.5	38.252	42	26.75
0.35	33.86	42	31.14

表5　基于固定阈值的控制策略的测试结果

路面附着系数	车速减少量/km·h^{-1}	制动距离/m	碰撞速度/km·h^{-1}
0.8	36.236	20.34	28.76
0.5	24.392	20.34	40.60
0.35	3.52	20.34	52.30

由表4和表5可知,相较于传统控制策略,基于轨迹预测的控制策略在附着系数为0.8的干燥路面下以65 km/h的速度成功制动;在低附着条件下,虽然并未成功制动,但碰撞速度降低效果更为明显。当附着系数为0.5和0.35时,所提策略的碰撞速度分别为26.75 km/h和31.14 km/h,低于传统策略的40.60 km/h

和52.30 km/h。

4.2 硬件在环验证

采用真实控制器的硬件在环（Hardware-in-the-Loop，HiL）验证本文控制策略的稳定性与可靠性，具体流程如图12所示。硬件在环设备主要包括HiL测试机柜（实时仿真机）、控制器硬件和搭载NI VeriStand的上位机。

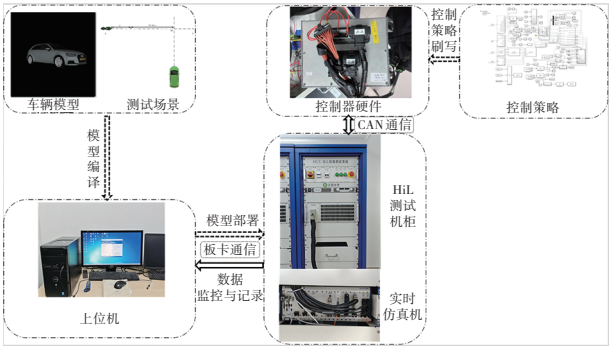
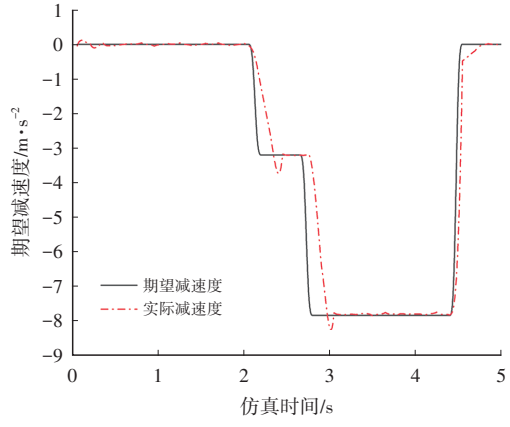


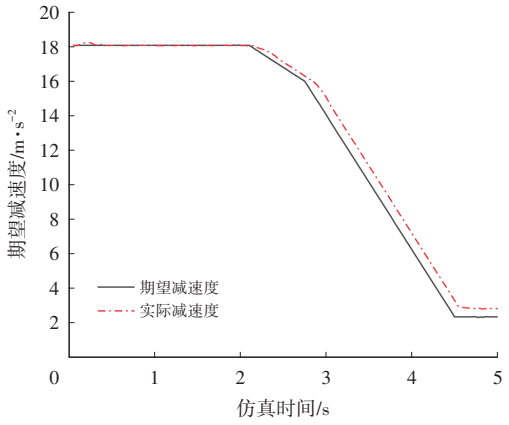
图12 硬件在环验证流程

通过Simulink生成C代码并刷写至控制器硬件，将车辆动力学模型和测试场景在NI VeriStand软件中编译，同时部署至HiL测试机柜。考虑到轨迹预测模块的不确定性和硬件的算力限制，未将轨迹预测模块纳入闭环验证，故将模型在环仿真的控制指令直接发送给控制器进行验证。最终，HiL测试机柜中的实时仿真机与控制器连接，发送信号并接收返回的控制指令。

根据CSFA-50场景设置车辆行驶初始速度为65 km/h，模型在环仿真输出的控制指令作为HiL验证输入。在碰撞风险未达到触发条件前，车辆保持初始速度行驶。当风险达到一级制动触发条件时，车辆于2.14 s进入一级制动阶段，控制器输出一级制动期望减速度3.2 m/s^2。随着碰撞风险进一步增加，车辆于2.75 s进入二级制动阶段，以7.84 m/s^{2}的二级制动期望减速度持续减速1.76 s，制动过程中车辆速度逐渐降低，实际减速度能够跟踪期望值，结果如图13所示。



（a）车辆减速度响应



（b）车辆速度响应

图13 HiL验证结果曲线

由图13可知，模型实际减速度及速度与期望值间存在因制动响应引起的波动，但整体呈贴合趋势。减速度平均误差为0.38 m/s^2，速度最大误差的绝对值控制在0.29 m/s内，符合硬件响应特性，各项误差均处于可接受范围内，说明本文控制策略具有一定的稳定性和可靠性。

5 结束语

针对车辆与二轮车混行条件下二轮车交通参与者的碰撞风险，本文提出一种基于轨迹预测的AEB VRU_TW控制策略。采用LSTM-ATT模型对二轮车运动轨迹进行预测，并通过设置双层可变TTC阈值提升系统在不同路况和速度下的适应性和制动安全性。与传统固定阈值策略相比，该策略显著提升了AEB VRU_TW系统对碰撞风险的响应能力，避免了传统固定阈值策略因触发延迟而导致的失效。该控制策略在不同工况下均具有较强的通用性和安全性，在二轮车等弱势交通参与者保护方面具有重要的应用潜力。

未来，将进一步采取实车道路测试及包含轨迹预测模块的闭环仿真验证其性能，拓展至弯道和遮挡等复杂工况，以提升其在真实道路中的表现。

参 考 文 献

[1] SILVA R M, AZEVEDO G F, BERTO M V V, et al. Vulnerable Road User Detection and Safety Enhancement: A Comprehensive Survey[J]. Expert Systems with Applications, 2025, 292.

[2] ABDULAZEEZ M U, ABDULLAHI A S, SADIG M E, et al. Child Vulnerable Road User Crash Injury Severity[J]. Case Studies on Transport Policy, 2024, 18.

[3] 曹倩. 电动二轮车与机动车碰撞事故严重程度影响因素分析[D]. 淄博: 山东理工大学, 2023.
CAO Q. Analysis of Factors Affecting Injury Severity in

Crashes between Electric Two-Wheelers and Motor Vehicles[D]. Zibo: Shandong University of Technology, 2023.

[4] 王豪, 陈良, 黄志晨. 面向二轮车的汽车AEB系统研究综述[J]. 时代汽车, 2023(16): 174-176.
WANG H, CHEN L, HUANG Z C. Review of Research on AEB System for Two-Wheeler[J]. Auto Time, 2023(16): 174-176.

[5] HONG L, CHEN Z H, YANG Z J. Multi-Objective Optimization of AEB Control Strategy Based on Various Driving Styles[J]. International Journal of Automotive Technology, 2026, 27(1): 331-345.

[6] YANG W, ZHANG X, LEI Q, et al. Research on Longitudinal Active Collision Avoidance of Autonomous Emergency Braking Pedestrian System (AEB-P)[J]. Sensors, 2019, 19(21).

[7] CHEN W H, YANG Z G, XUE L Y, et al. Multimodal Pedestrian Trajectory Prediction Using Probabilistic Proposal Network[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023, 33(6): 2877-2891.

[8] 张哲雨, 吕超, 李景行, 等. 基于车辆视角数据的行人轨迹预测与风险等级评定[J]. 汽车工程, 2022, 44(5): 675-683.
ZHANG Z Y, Lü C, LI J X, et al. Pedestrian Trajectory Prediction and Risk Grade Assessment Based on Vehicle-Perspective Pedestrian Data[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(5): 675-683.

[9] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long Short-Term Memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.

[10] ELMAN J L. Finding Structure in Time[J]. Cognitive Science, 1990, 14(2): 179-211.

[11] CHO K, BAHDANAU D, BOUGARES F, et al. Learning Phrase Representations Using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation[C]// Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). Doha, Qatar: EMNLP, 2014: 1724-1734.

[12] 中华人民共和国工业与信息化部. 乘用车自动紧急制动系统(AEBS)性能要求及试验方法: GB/T 39901—2021[S]. 北京: 中华人民共和国工业与信息化部, 2021.
Ministry of Industry and Information Technology of the People's Republic of China. Performance Requirements and Test Methods for Advanced Emergency Braking System (AEBS) of Passenger Cars: GB/T 39901—2021[S]. Beijing: Ministry of Industry and Information Technology of the People's Republic of China, 2021.

[13] 杨轸, 张秋晨. 基于视频的交叉口目标轨迹自动采集[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2019, 47(3): 369-377.
YANG Z, ZHANG Q C. A Video-Based Framework for Automated Trajectory Collection at Intersections[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2019, 47(3): 369-377.

[14] 韩勇, 李永强, 许永虹, 等. 基于VRUs深度事故重建的AEB效能对头部损伤风险的影响[J]. 汽车安全与节能学报, 2021, 12(4): 490-498.
HAN Y, LI Y Q, XU Y H, et al. Effectiveness of AEB System for Head Injury Risk Based on VRUs In-Depth Accident Reconstruction[J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2021, 12(4): 490-498.

[15] 李成思. 驾驶员换道过程中的风险评估及紧急避撞系统研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2021.
LI C S. Study on Risk Assessment and Emergency Collision Avoidance System in Driver Lane Changing Process[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2021.

[16] 谢沅琪. 考虑道路条件和交通负荷影响的城市道路运行车速模型研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2022.
XIE Y Q. Research on Urban Road Speed Model Considering the Influence of Road Conditions and Traffic Load[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2022.

（责任编辑　瑞　秋）
修改稿收到日期为2025年12月26日。