

DOI: 10.7652/xjtuxb201707020

基于 BP 神经网络的纵向避撞安全辅助算法

章军辉^{1,2,3}, 李庆^{1,3}, 陈大鹏¹

(1. 中国科学院微电子研究所, 100029, 北京; 2. 中国科学院大学, 100049, 北京;
3. 中国科学院微电子研究所昆山分所, 215347, 江苏昆山)

摘要: 针对复杂人-车-路交通环境下汽车前向防碰撞预警系统(FCWS)在实际工程应用中存在虚警漏警、可接受性差等问题,为提高 FCWS 对驾驶群体行为差异的适应性,提出了驾驶员行为特性自适应学习的纵向避撞安全辅助算法,建立了基于 BP 神经网络的闭环驾驶跟驰习惯模型。该网络模型以跟车车距、前车减速度、前车速度、自车速度、环境亮度、路面附着系数、紧急制动次数、本次驾驶时间为输入,采用动量梯度下降自适应学习率方法对网络模型进行训练,进而预测出自车待制动减速度。引入聚类算法思想,对训练样本集进行特征聚类,进一步改善了 BP 网络的预测性能,设计了激进、谨慎、新手 3 类典型驾驶群体,通过制动深度、期望碰撞时间倒数、应急反应时间来表征驾驶群体性特征,在稳态跟车过程中对不同驾驶群体的行为特性进行学习,建立起非线性输入输出映射关系知识库,进而预测出相应群体的待制动行为,实现差异化预警,可有效降低虚警或预警不及时现象。仿真结果表明,改进后的 BP 网络减小了训练过程中陷入局部极小的可能性,提高了网络收敛速度以及预测精度,激进群体与新手群体待制动曲线下降的趋势相对更陡,激进群体跟车距离相对偏近,新手群体采取制动措施时所需相对车距相对偏远,以补偿较长的反应距离,从而验证了该理论模型对不同驾驶群体的适应性。

关键词: 主动安全;BP 神经网络;纵向避撞;驾驶跟驰习惯模型

中图分类号: U461.91 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)07-0140-08

Safety Assistance Algorithm for Longitudinal Collision Avoidance Based on BP Neural Network

ZHANG Junhui^{1,2,3}, LI Qing^{1,3}, CHEN Dapeng¹

(1. Institute of Microelectronics of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. Kunshan Department, Institute of Microelectronics, Chinese Academy of Sciences, Kunshan, Jiangsu 215347, China)

Abstract: The forward collision warning system (FCWS) has often been facing such practical problems as false warning or warning omission and poor acceptance by drivers, so an adaptive safety assistance algorithm for longitudinal collision avoidance is presented and a driver following habit characteristic model based on back propagation(BP) neural network is established in this paper. The inputs of this closed-loop model include the velocity and acceleration of preceding car, the velocity of following car, the environmental luminance, the tire-road friction coefficient, and the emergency braking times, and using adaptive learning rate method based on momentum gradient descent to train this network model, the desired acceleration of following car can be

收稿日期: 2016-11-21。 作者简介: 章军辉(1985—),男,博士生;陈大鹏(通信作者),男,研究员,博士生导师。 基金项目: 移动互联网关键技术与应用资助项目(XDA06040300)。

网络出版时间: 2017-04-18

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20170418.1119.008.html>

predicted. The predictive performance of this BP network model is improved by introducing the idea of feature clustering algorithm. Meanwhile, three typical driving groups, mainly composed of radical, cautious, and novice groups, are designed, whose behavior is characterized by braking depth, desired reciprocal of TTC and emergency response time. By means of learning the driving behavior of different groups in the process of steady car-following, a nonlinear mapping relationship of knowledge base is established, which makes it possible to predict the corresponding braking behaviors, and accordingly the differential pre-warning can be realized, which will effectively reduce the probability of false or not timely warning. Detailed simulations show that the improved BP network can reduce the possibility of local optimum, and it also improves the network's convergence rate and the accuracy of prediction. Further, the downward trend of braking curve of radical and novice groups is steeper than that of cautious groups, and in addition, the car-following distance of radical groups is relatively shorter, while for the novice groups it is relatively longer to compensate for the longer response distance. From the simulation results, it shows that for different driving groups, the proposed model shows good adaptability.

Keywords: active safety; BP neural network; longitudinal collision avoidance; driver behavior habits model

随着城市交通规模的快速增长,跟车行驶已成为道路交通环境中最主要的工况,直接表现为同一车道上相邻车辆间的相互影响^[1]。对公路交通事故的研究表明,80%以上的交通事故是由于驾驶员反应不及时所引起的,超过65%的是由追尾所致。国外奔驰公司对此的研究表明,若提前1 s使驾驶员意识到有事故发生危险并能够采取相应措施,则绝大多数交通事故是可以避免的^[2]。汽车前向防撞预警系统(FCWS)通过雷达、摄像头等传感器实时采集道路交通环境信息,辅助驾驶员识别与判断交通环境中存在的潜在危险,对于改善道路交通安全具有实际意义。

由于驾驶群体的差异性与复杂性,驾驶跟驰习惯也不一样,表现在激进点的驾驶员跟车距离相对近些,紧急制动次数相对多些,保守点的驾驶员跟车距离相对远些,即不同的驾驶员对危险的主观感受度不同,进而会产生不同的驾驶行为^[3]。FCWS预警策略未将驾驶员的驾驶行为习惯考虑进去,对驾驶经验老练的群体来说虚警概率偏高,而对驾驶技能欠佳的群体来说可能会预警不及时,不能满足不同驾驶群体的差异化预警需求。

基于此,本文提出驾驶员行为特性自适应学习的闭环驾驶跟驰习惯模型,借助BP神经网络优秀的非线性映射能力、学习与自适应能力以及良好的容错能力,对干扰驾驶员感知与决策的影响因素背后所隐含的内在非线性规律进行挖掘与深度学习,预测出驾驶员待制动行为,进而制定出相应的预警

策略,使得FCWS更具实用性和适应性,在确保行车安全的同时也能够提升驾驶的舒适性。

1 纵向避撞安全辅助系统设计

驾驶员个体特征的差异性主要体现在年龄、性别、驾驶技能、生理及心理状况、反应强度、疲劳程度等方面^[4-6],诸如车内外亮度、视野、路况、车况等驾驶环境以及驾驶员个体特征是干扰或影响驾驶员驾驶行为的主要因素。在实际道路交通环境中需充分考虑到驾驶员的驾驶特性,学习并能预测出驾驶员的驾驶行为,使避撞预警系统满足不同驾驶群体的驾驶需求,从而有效降低虚警概率、误警概率。

本文给出的纵向避撞安全辅助系统设计如图1所示。

2 关键模型及算法

2.1 数据预处理

经毫米波雷达传过来的目标物相对距离和相对速度这些信号中含有随机误差,在输入到安全车距模型前需要对原始数据进行实时处理。卡尔曼滤波器是一种实时滤波器,可确保系统数据处理的实时性。图2给出了卡尔曼滤波算法的具体流程,其基本思想是,以 $k-1$ 时刻的最优估计 x_{k-1} 为准,预测 k 时刻的状态变量 $x_{k|k-1}$,同时又对该状态进行观测,得到观察变量 z_k ,再通过观测量对预测量进行修正,从而得到 k 时刻的最有效的状态估计 x_k 。

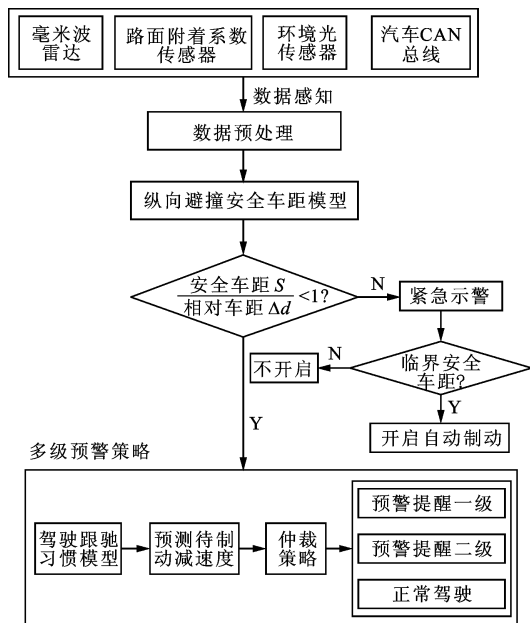


图1 系统结构框图

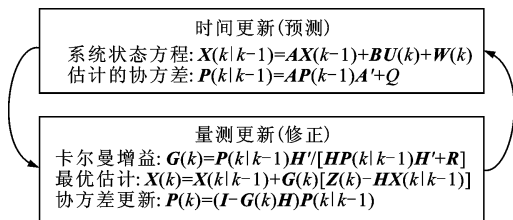


图2 卡尔曼滤波算法流程

2.2 纵向避撞安全车距模型

早期比较有代表性的模型有日本马自达安全车距模型、本田的提醒示警距离和紧急制动示警距离模型、加利福尼亚伯克利大学改进的安全车距模型^[7-8]。由于模型中未考虑驾驶员行为习惯特性、路况因素,并且相对运动关系比较单一,实用性不强。

为方便讨论,本安全车距模型中假定路面附着系数以及驾驶员的反应强度均为常数,并假设自车与前车皆装有理想的制动防抱死 ABS 装置,从自车与前车间多种相对运动关系的角度出发来建立运动学模型。

2.2.1 临界安全车距 根据汽车理论^[9],汽车制动时间包括 3 个部分:①制动系统响应延迟时间 t_1 ;②减速度持续增长时间 t_2 ;③持续制动时间 t_3 。

令自车制动时速度为 v_1 ,自车最大制动减速度为 $a_{\max}$,制动过程②中减速度增长率为 k ,制动过程③中自车最终速度为 v_t ,下面分析自车制动过程中的制动距离 S_t 。

制动过程①可认为是匀速过程,有

$$S_1 = v_1 t_1 \quad (1)$$

制动过程②是减速度持续增长的过程,有 $\frac{dv}{dt} =$

kt ,即

$$v = \int_0^{t_2} kt dt + C$$

式中: $C=v_1$ 。推导出

$$v = v_1 + \frac{1}{2}kt_2^2 \quad (2)$$

从而

$$S_2 = \int_0^{t_2} v dt = v_1 t_2 + \frac{1}{6}kt_2^3 \quad (3)$$

制动过程③可认为是匀减速过程,由过程②分析可知,进入过程③时的速度满足式(2),进而

$$S_3 = \frac{v^2 - v_t^2}{2a_{\max}} \quad (4)$$

综上,自车制动距离

$$S_t = S_1 + S_2 + S_3 \quad (5)$$

上述制动距离的分析仅是从自车角度出发,即仅考虑了自车从发现危险至制动结束所行驶的距离,并未将前车的行驶状态对本车的影响考虑进来。本文安全车距模型中提供 4 种前车行驶状态,即前车静止状态、前车匀速状态、前车匀减速状态、前车紧急制动状态。

下面进一步分析临界安全车距,即自车驾驶员开始采取紧急制动直至与前车刚好紧挨未发生碰撞所需的相对距离。

令自车持续制动时前车车速为 v_2 、减速度为 a_2 、临界安全车距为 $S_{\lim}$ 。

(1)前车静止状态。在这种状态下,自车最终速度 v_t 必须为 0,即此时临界安全车距满足

$$S_{\lim} = S_t |_{v_t=0} \quad (6)$$

(2)前车匀速状态。当前后车车速相同均为 v_c 时,两车刚好紧挨,前车 $v_c = v_2$,自车 $v_c = v - a_{\max}t$,有

$$v_c = v_2; t = \frac{v - v_2}{a_{\max}}$$

此时临界安全车距满足

$$S_{\lim} = S_t |_{v_t=v_c} - v_2 t \quad (7)$$

(3)前车匀减速状态。当前后车车速同为 v_c 时,两车刚好紧挨,前车 $v_c = v_2 - a_2 t$,自车 $v_c = v - a_{\max}t$,有

$$v_c = \frac{v_2 a_{\max} - v a_2}{a_{\max} - a_2}; t = \frac{v - v_2}{a_{\max} - a_2}$$

此时临界安全车距满足

$$S_{\lim} = S_t |_{v_t=v_c} - (v_2 t - \frac{1}{2}a_2 t^2) \quad (8)$$

(4)前车紧急制动状态。此时临界安全车距

满足

$$S_{\lim} = S_t \big|_{v_t=0} - \frac{v_2^2}{2a_2} \quad (9)$$

2.2.2 安全车距 在临界安全车距基础上进一步考虑到驾驶员的应急反应时间,以及紧急制动后与前车间必要的停车间距。令附加停车间距为 S_0 、驾驶员反应时间为 T ,故本模型的安全距离满足

$$S_{\text{safe}} = S_{\lim} + S_0 + (v_1 - v_2)T \quad (10)$$

2.3 驾驶跟驰习惯模型

人工神经网络为解决多元化非线性复杂问题提供了一种便捷有效的途径,具有良好的自学习、高速寻优能力,本文提出的基于 BP 神经网络的闭环驾驶跟驰习惯模型结构如图 3 所示。

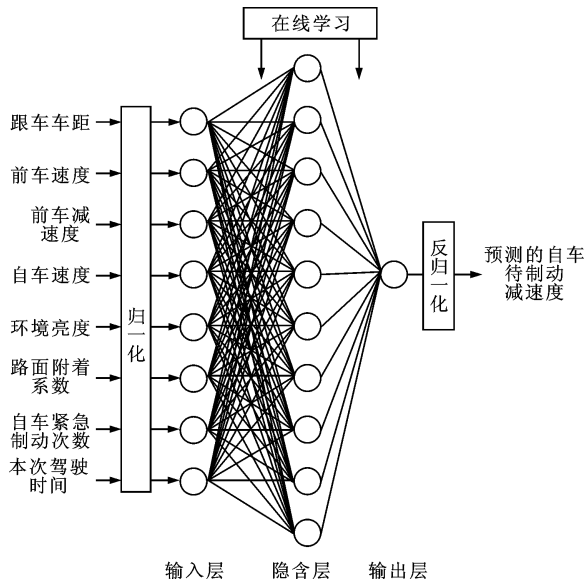


图 3 基于 BP 神经网络的闭环驾驶跟驰习惯模型

本模型输入参数为:跟车车距,前车减速度,前车速度,自车速度,环境亮度,路面附着系数,紧急制动次数,本次驾驶时间。输出参数为:预测的自车待制动减速度 a^* 。其中,在线学习模块根据驾驶员的历史记录对网络模型的权重系数进行调整,以提高模型的泛化能力以及工程实用性。

2.4 多级预警仲裁策略

当满足纵向避撞安全车距模型紧急制动条件时,自车必须及时采取最大减速度的紧急制动措施;当临近紧急制动条件时,按照人体工效学理论采取分级预警措施,更符合驾驶员的实际需求,较为人性化。

由于汽车制动性能的差异性,即不同汽车制动响应时间以及最大制动减速度存在着差异,为此本文采用相对制动率 $\eta = \frac{a^*}{a_{\max}} \times 100\%$ 。这一做法可以有效增强仲裁机制的适应性。本文对预警仲裁策

略不作定量分析,具体视实际情况而定,若 η 较小时,安全驾驶;若 η 稍大时,启动二级示警;若 η 较大时,启动一级示警。

3 仿真实验验证

本文利用 Matlab 及 CarSim 来建模仿真,信息采样周期为 0.1 s,为方便分析问题,约定路面附着系数为 0.85,前车与自车的 $a_{\max}$ 均为 6 m/s^2 ,环境照度大于 1 000 lx,驾驶员反应时间为 0.5 s,本次累计驾驶时间为 1 h,紧急制动次数为 1,前车与自车起始相对车距为 100 m。这样模型简化为:在输入为自车速度、前车速度、前车加速度、相对车距 4 个时变参数下来预测 a^* 。

在 2.2 节纵向避撞安全车距模型中,对于(I)前车静止、(II)前车匀速、(III)前车由匀速变为匀减速、(IV)前车由匀速突然紧急制动 4 种工况来说,(I)与(II)可以等效,(III)与(IV)可以等效,而(IV)相对(III)来说可能导致追尾碰撞的风险更高,故本文着重讨论的建模工况如下。

工况 1:前车静止,自车匀速行驶,初始相对车距为 100 m。

工况 2:前车由匀速突然紧急制动,其下一状态的数学描述为 $p = \begin{cases} 0.5, & \text{继续匀速} \\ 0.5, & \text{紧急制动} \end{cases}$,自车匀速行驶,初始相对车距为 100 m。

工况 3:前车匀速,自车匀速行驶,自车驾驶群体不一,初始相对车距为 100 m。

这里,工况 2、3 中前车速度假定分别为 20、30 km/h,自车初始速度区间为 $[30, 80]$ km/h,选取 33、43、56、66、73、80 km/h 几个典型值,分别对 a^* 进行仿真预测。

3.1 预测网络性能对比

本仿真中 BP 网络结构为 8-13-1,训练样本序列为 734 份,测试样本序列为 144 份,采用动量梯度下降自适应学习率的训练方法。

3.1.1 未聚类训练的网络性能 未聚类训练的 BP 网络对 a^* 进行仿真预测的结果如图 4、5 所示。由图可知,在工况 1、2 下,未聚类分段训练的 BP 神经网络能够近似拟合出 a^* 的渐变趋势。图 4 中最右侧倒数第 4 个样本点表示:自车行驶过程中已至安全车距阈值界限,此刻开始必须一直以 $a_{\max}$ 进行制动才能安全停下。图 5 中最右侧的样本点表示:自车行驶过程中已至安全车距阈值界限,需提前制动减速,以防前车突然紧急刹车。

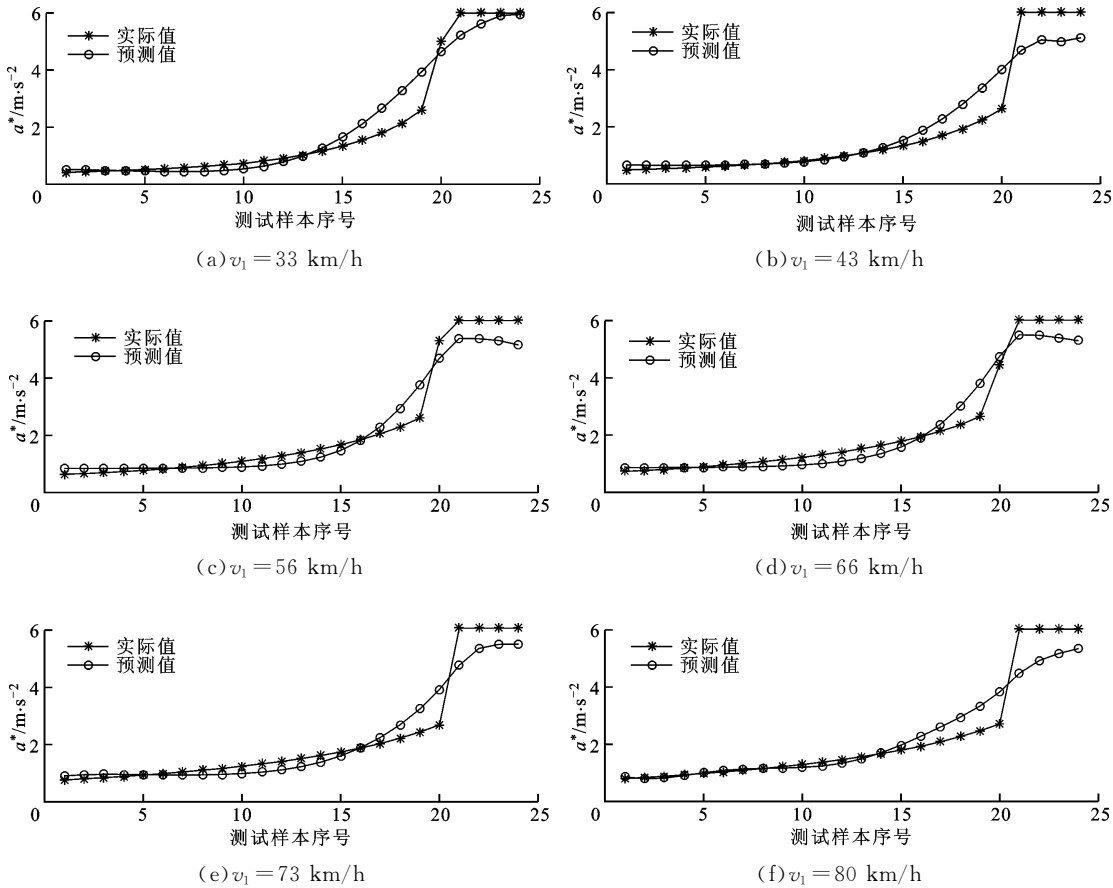


图 4 工况 1 下未聚类训练的 BP 网络对 a^* 进行仿真预测的结果

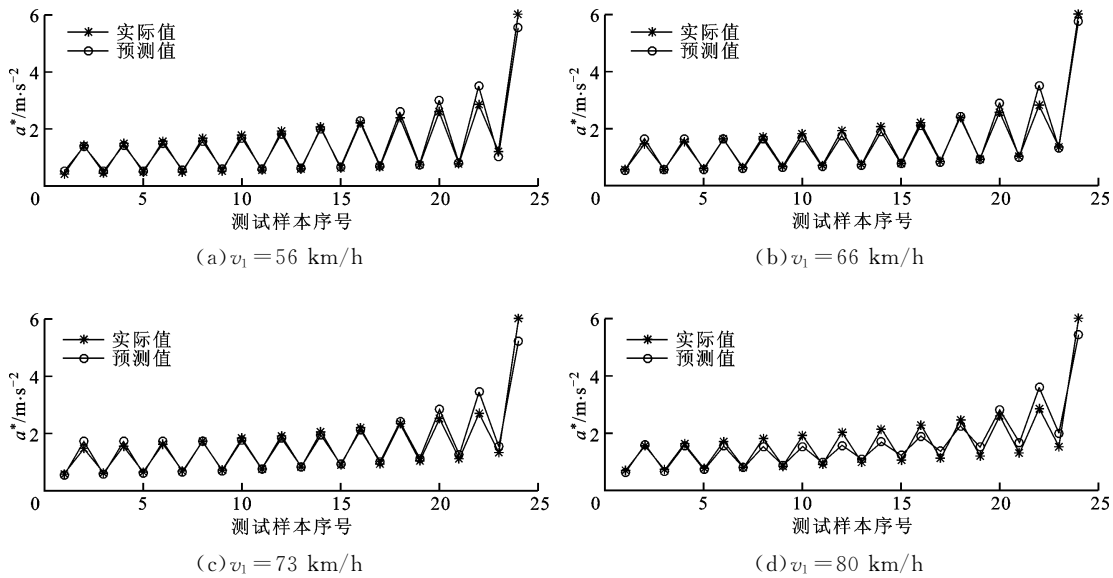


图 5 工况 2 下未聚类训练的 BP 网络对 a^* 进行仿真预测的结果

3.1.2 聚类训练的网络性能 引入聚类算法思想,对 BP 网络进行改良的主要算法流程如图 6 所示。

将自车初始速度区间划分为 $[30,40]$ 、 $(40,50]$ 、 $(50,60]$ 、 $(60,70]$ 、 $(70,80]$ km/h,进而对训练样本序列进行聚类分段,分别进行网络训练。对测试样

本先进行模型匹配,再由相应的模型对其网络输出进行预测。

聚类训练的 BP 网络对 a^* 进行仿真预测的结果如图 7、8 所示。对比上述两种聚类算法不难发现,聚类训练的 BP 神经网络能够更精准地预测出 a^* ,

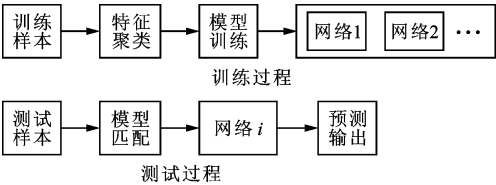


图 6 改良的 BP 网络模型

减小了训练过程中陷入局部极小的可能性,提高了网络收敛速度以及预测精度。因此,跟车行驶过程中,通过 BP 神经网络来预测自车待制动减速度是可行的。

进一步地, 自车待制动减速度的变化率基本一

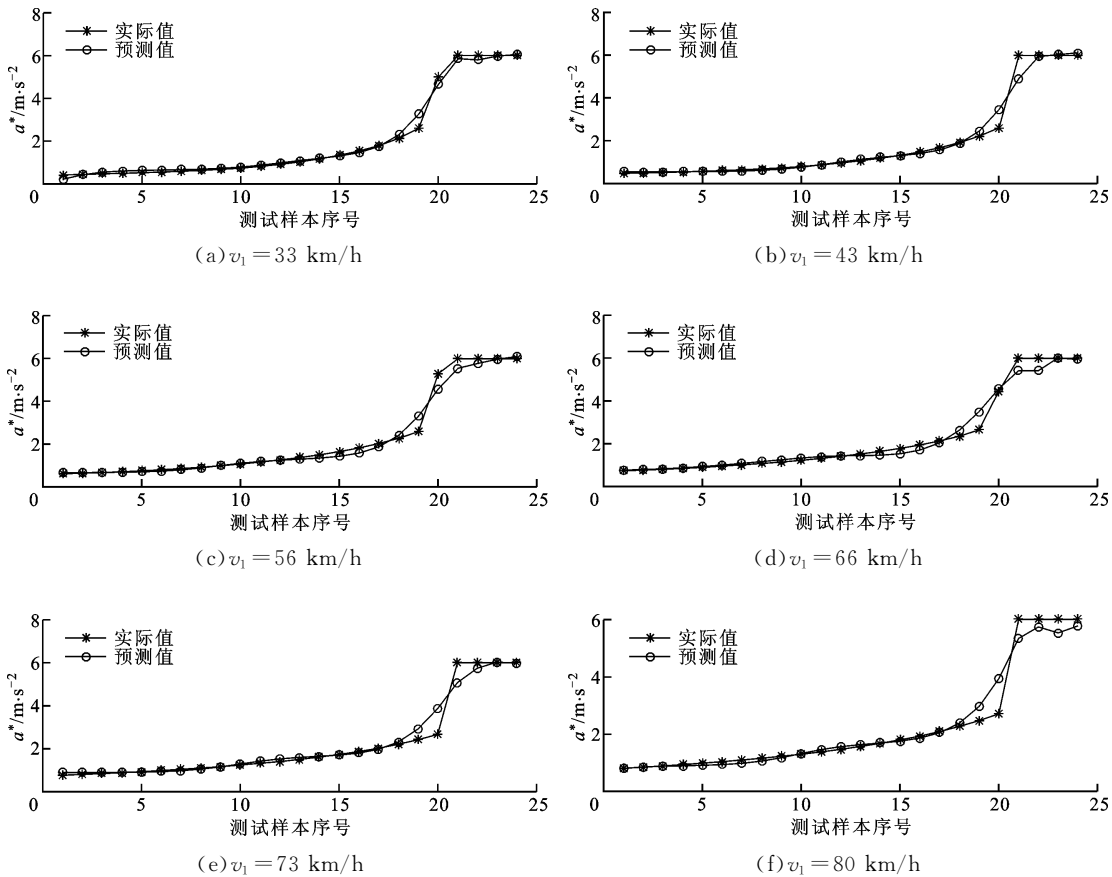


图 7 工况 1 下聚类训练的 BP 网络对 a^* 进行仿真预测的结果

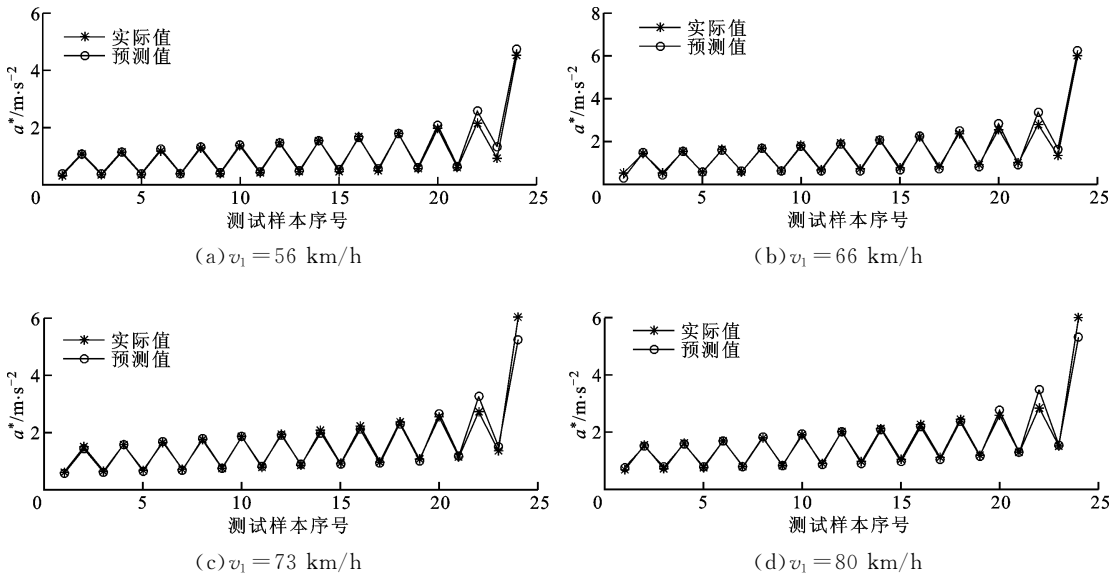


图 8 工况 2 下聚类训练的 BP 网络对 a^* 进行仿真预测的结果

致,说明同一驾驶群体具有群体一致性。

3.2 驾驶群体性对比

前面在建模时忽略了很多影响驾驶员驾驶行为的因素,而实际驾驶过程中这些因素往往是造成碰撞的重要因素^[10-11]。不同的驾驶群体,跟驰习惯、危险感受度以及应急反应时间不一。对于制动深度(跟驰习惯),文献[12]中统计经验数据表明驾驶员正常行车减速度一般不超过 2.17 m/s^2 ;对于跟车车距(危险感受度),文献[13]提出用期望碰撞时间(time to collision, TTC)倒数来表征驾驶风格,并给出安全等级时驾驶风格的评价规则:期望 TTC 倒数小于 0.35 为保守风格,小于 0.5 为适中风格,小于 0.6 为激进风格;对于应急反应时间,根据汽车理论^[9],驾驶员正常反应时间为 $0.3\sim1.0\text{ s}$ 。这里,将驾驶群体划分为激进驾驶群体、谨慎驾驶群体、新手驾驶群体,对训练样本集的约定见表 1。对上述 3 类驾驶群体,采用改良后的 BP 网络对 a^* 进行仿真预测,结果如图 9 所示。

表 1 训练样本集

驾驶群体	制动深度/ $\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$ (跟驰习惯)	跟车车距 (危险感受度)	应急反应 时间/s
激进	0~4	较近	0.1~0.7
谨慎	0~2 (浅制动为主)	适宜	0.5~1.2
新手	0~3	略远	0.8~2.0

由仿真结果可知,对于不同驾驶群体,在其跟驰过程中皆能较精准地预测出 a^* 。

进一步地,由图 9 中虚线 A、B、C 各自右侧部分可以看出,激进群体与新手群体待制动曲线下降的

趋势更陡,体现出该类群体的制动习惯特性,并且对于激进群体来说,危险感受度不那么明显,图中直观体现是跟车距离相对偏近些。由虚线 D 可以看出,工况 3 下,以相同的制动深度进行安全制动,新手群体的反应时间较长,所产生的附加反应距离也较长,图中直观体现是其采取制动措施时所需车距相对偏远些,从而可补偿较长的反应距离。

综上所述,文中闭环驾驶跟驰习惯模型能够根据驾驶群体特性来预测出相应群体的驾驶行为,适应性较好,解决了安全车距模型不能很好满足不同驾驶群体的差异化预警需求这一问题。

4 结 论

针对 FCWS 汽车前向防碰撞预警系统在实际工程应用中存在虚警漏警、可接受性差等问题,设计搭建了闭环驾驶跟驰习惯模型的仿真平台,对不同行驶工况下的网络性能以及驾驶群体适应性进行了研究分析,主要结论如下。

(1)闭环驾驶跟驰习惯模型考虑了影响驾驶员驾驶行为的诸多因素,如跟车车距、环境亮度、路面附着系数、紧急制动次数、本次驾驶时间等。进一步,该闭环网络可根据驾驶员的历史记录对网络模型的权重系数进行调整,提高了模型的泛化能力以及工程实用性。

(2)不同工况下的仿真表明,聚类训练的 BP 神经网络能够更精准地预测出自车待制动减速度,减小了训练过程中陷入局部极小的可能性,提高了网络收敛速度以及预测精度。

(3)设计了激进、谨慎、新手 3 类典型驾驶群体,通过制动深度、期望 TTC 倒数、应急反应时间来表

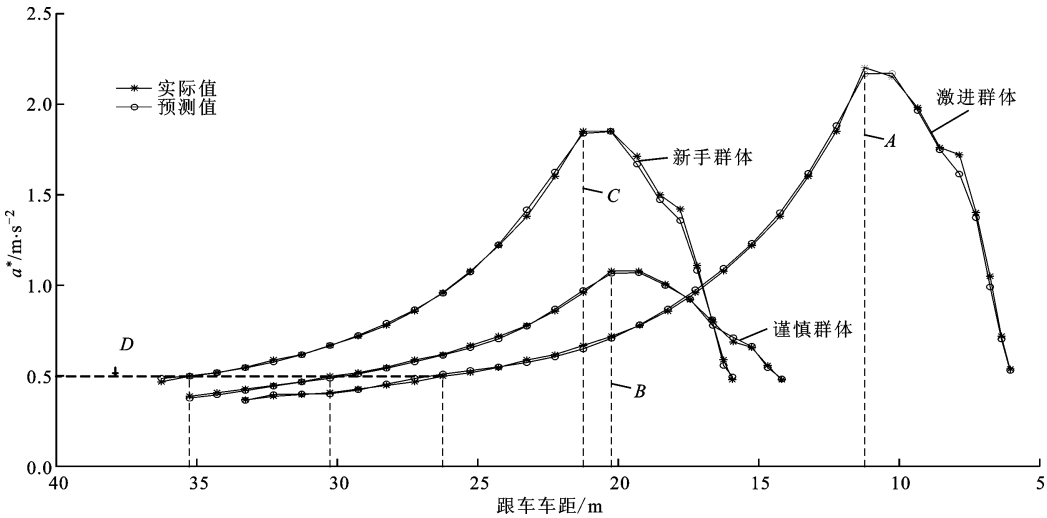


图 9 工况 3 下改良后的 BP 网络对 a^* 进行仿真预测的结果

征驾驶群体性特征,该闭环驾驶跟驰习惯模型能够根据群体特性来预测出相应群体的驾驶行为,实现差异化预警,在确保行车安全的同时也能够提升驾驶的舒适性。

参考文献:

[1] BRACKSTONE M, MCDONALD M. Car-following: a historical review [J]. Transportation Research: Part F, 1999(2): 181-196.

[2] 王建强,刘刚,李克强,等. 复杂路况下汽车主动避撞报警技术研究 [J]. 公路交通科技, 2005, 22(4): 132-135.

WANG Jianqiang, LIU Gang, LI Keqiang, et al. Study on collision warning technology under complex road conditions [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2005, 22(4): 132-135.

[3] 边明远. 考虑驾驶员个体特性的汽车安全行驶间距模型 [J]. 中国机械工程, 2010, 21(12): 1502-1506.

BIAN Mingyuan. A modified vehicle safety distance model adapting to driver individual characteristics [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2010, 21(12): 1502-1506.

[4] SON J, PARK M, PARK B B. The effect of age, gender and roadway environment on the acceptance and effectiveness of advanced driver assistance systems [J]. Transportation Research: Part F Traffic Psychology & Behaviour, 2015(31): 12-24.

[5] WANG J, ZHANG L, ZHANG D, et al. An adaptive longitudinal driving assistance system based on driver characteristics [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(1): 1-12.

[6] 庄明科,白海峰,谢晓非. 驾驶人员风险驾驶行为分析及相关因素研究 [J]. 北京大学学报, 2007, 44(4): 475-482.

ZHUANG Mingke, BAI Haifeng, XIE Xiaofei. A study on risky driving behavior and related factors [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2007, 44(4): 475-482.

[7] 吴涛. 考虑驾驶员避撞行为特性的汽车前方防碰撞系统研究 [D]. 吉林: 吉林大学, 2014

[8] ARAKI H, YAMADA K, HIROSHIMA Y, et al. Development of a rear-end collision avoidance system [J]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 1996, 20: 224-229.

[9] 余志生. 汽车理论 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2009: 89-128.

[10] AOUDÉ G S, DESARAJU V R, STEPHENS L H, et al. Driver behavior classification at intersections and validation on large naturalistic data set [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(2): 724-736.

[11] WADA T, TSURU N, ISAJI K, et al. Characterization of expert drivers' last-second braking and its application to a collision avoidance system [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(2): 413-422.

[12] MOON S, YI K. Human driving data-based design of a vehicle adaptive cruise control algorithm [J]. Vehicle System Dynamics, 2008, 46(8): 661-690.

[13] 裴晓飞,刘昭度,马国成,等. 汽车主动避撞系统的安全距离模型和目标检测算法 [J]. 汽车安全与节能学报, 2012, 3(1): 26-33.

PEI Xiaofei, LIU Zhaodu, MA Guocheng, et al. Safe distance model and obstacle detection algorithms for a collision warning and collision avoidance system [J]. Journal of Automotive Safety & Energy, 2012, 3(1): 26-33.

[本刊相关文献链接]

王洪乐,王家序,周青华,等. 基于 BP 神经网络的数控机床综合误差补偿方法. 2017, 51(6): 138-146. [doi: 10.7652/xjtuxb201706022]

魏倩,蔡远利. 一种基于神经网络的中制导改进算法. 2016, 50(7): 125-130. [doi: 10.7652/xjtuxb201607019]

卢礼华,刘志峰,陆建辉,等. 帘式安全气囊有限元建模及侧碰撞系统仿真. 2016, 50(7): 104-109. [doi: 10.7652/xjtuxb201607016]

姜涛,黄伟,王安麟. 多路阀阀芯节流槽拓扑结构组合的神经网络模型. 2016, 50(6): 36-41. [doi: 10.7652/xjtuxb201606006]

张家旭,李静. 采用自适应无迹卡尔曼滤波器的车速和路面附着系数估计. 2016, 50(3): 68-75. [doi: 10.7652/xjtuxb201603011]

方源,章桐,陈霏霏,等. 电动车动力总成噪声品质粒子群-向量机预测模型. 2016, 50(1): 41-46. [doi: 10.7652/xjtuxb201601007]

许榕,周东,蒋士正,等. 自适应粒子群神经网络交通流预测模型. 2015, 49(10): 103-108. [doi: 10.7652/xjtuxb201510017]

许建,张政,李翔,等. 独立驱动电动汽车横摆力矩的模糊控制算法. 2014, 48(7): 83-89. [doi: 10.7652/xjtuxb201407015]

(编辑 荆树蓉 苗凌)