

DOI:10.19651/j.cnki.emt.1802189

道路交通行车安全预警算法研究*

陈计伟 史志才 刘 瑾 陈珊珊

(上海工程技术大学 电子电气工程学院 上海 201620)

摘要: 为了提高道路交通安全,针对目前行车安全预警算法采用确定性参数导致的预警准确度不高的问题,提出了一种基于多层感知器神经网络的行车安全预警算法。该算法以人工神经网络为基础,将前后车的相对距离、相对速度、驾驶员风格类型、前车加速度、后车加速度以及后车的速度作为系统的输入,行车安全预警级别作为系统的输出。结合样本数据进行训练,得到行车安全预警级别的预测值,并与传统的碰撞时间算法和停车距离算法的两种预警算法进行对比。实验结果表明,多层感知器神经网络预警算法在预警的有效性 with 准确性方面明显优于传统预警算法。

关键词: 行车安全预警;多层感知器神经网络;碰撞时间法;停车距离法

中图分类号: TN349 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.99

Research on early warning algorithm of driving safety about road traffic

Chen Jiwei Shi Zhicai Liu Jin Chen Shanshan

(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: In order to improve road traffic safety, an early warning algorithm based on Multi-Layer Perceptron Neural Network is proposed to solve the problem of low prediction accuracy caused by deterministic parameters in the current traffic safety early warning algorithm. The algorithm is based on artificial neural network (ANN). The relative distance, relative speed, driver's driving style, the acceleration of preceding vehicle, the acceleration of following vehicle and the speed of following vehicle are used as the input of the system, and the warning level of traffic safety is the output of the system. The prediction value of traffic safety early warning level is obtained by training with sample data, and compared with the two early warning models of the traditional collision time algorithm and the stop distance algorithm. The experimental results show that the multilayer perceptron neural network early warning algorithm is superior to the traditional warning algorithm in the effectiveness and accuracy of early warning.

Keywords: driving safety warning; multilayer perceptron neural network; collision time method; stopping distance method

0 引 言

交通事故统计数据显示,车辆追尾碰撞所造成的事故占交通事故总数很大比例。因此,如果能够避免车辆追尾碰撞的发生,就可以大大降低道路交通事故发生率。德国奔驰公司的一项研究表明,驾驶员如果能在事故碰撞前的0.5 s采取正确操作,将有60%的追尾碰撞事故可以被避免,若能提前1 s或更早采取相应措施,则可减少90%的汽车追尾碰撞事故^[1-3]。而造成追尾碰撞事故的一个主要原因是驾驶员对行车安全距离的错误判断,行车安全预警旨在车辆跟驰行驶过程中辅助驾驶员保持安全距离,避免追尾事故的发生。

目前,国内外学者对基于确定性参数的行车安全预警算法展开了很多研究。文献[4]提出一种基于碰撞时间的追尾风险分析方法。该方法通过计算碰撞时间,建立了不同路况下的追尾风险模型,但是该模型并未考虑驾驶员自身的状态变量,适应性较差。文献[5]重点研究了基于停车距离的车辆防撞系统,通过建立行车安全距离的数学模型,为驾驶员提供追尾碰撞警告,但是该模型引入了确定性驾驶员感知反应时间参数,很难适应于驾驶风格类型不同的驾驶员。

基于以上分析,本文提出了一种基于多层感知器的行车安全预警算法。该算法把前后车的相对距离、相对速度、驾驶员风格类型、前车加速度、后车加速度以及后车的速度

收稿日期:2018-09-29

* 基金项目:国家自然科学基金(61701296)、上海工程技术大学研究生科研创新项目(17KY0202)资助

作为系统的输入,把碰撞风险的预警级别作为系统的输出,最后将算法的预警效果与传统的碰撞时间算法和停车距离算法的预警效果进行了对比分析,其中相关实验数据来源于清华大学国家汽车重点实验室于京津塘高速采集的一段跟驰行车样本数据。

1 传统预警算法

在智能交通领域,国内外学者提出了多种行车安全预警算法。本文将之前的预警算法总结为两类:碰撞时间算法和停车距离算法。

1.1 碰撞时间算法

碰撞时间,是最常用的评价交通安全的微观指标, Hayward^[6]首次提出了碰撞时间(time-to-collision, TTC)的概念,随后大量学者进行了相关研究。碰撞时间是指某一时刻跟随车驾驶员可以利用的通过调整本车速度避免与前车碰撞的时间, TTC算法是一种广泛使用的行车安全预警算法,该算法主要通过计算前后车的碰撞时间来为驾驶员提供碰撞预警。其模型如图1所示。

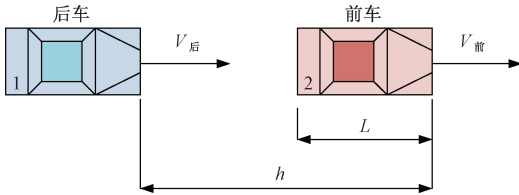


图1 碰撞时间算法模型

其中, TTC 表示前后车发生碰撞的剩余时间,计算公式如下:

$$TTC = \frac{h - L}{V_{后} - V_{前}} \quad (1)$$

式中: h 表示前后车之间的距离; L 代表前车的长度; $v_{后}$ 和 $v_{前}$ 分别表示后车的速度和前车的速度。由式(1)可知, TTC 只有当后车速度大于前车速度时才有意义, TTC 值越小表示两车发生碰撞的风险越大。关于 TTC 已有大量的研究成果。Vogel^[7]对车头时距和 TTC 这两个常用于安全评价的指标进行了比较,研究表明,小的车头时距往往表示潜在的危險状态,而小的 TTC 值则表示即时的危險状态。由于 TTC 只有在后车速度大于前车速度时才有意义,所以 Kiefera 等^[8]引入碰撞时间倒数(TTC^{-1})的概念, TTC^{-1} 是速度差的连续函数。 $TTC^{-1} \leq 0$ 表示没有碰撞风险, $TTC^{-1} > 0$ 时,碰撞风险随着 TTC^{-1} 的增加而增加。此外,国内学者孟祥海等^[9]还曾基于 TTC 进行追尾冲突数的研究。然而,这些改进算法也存在许多局限,例如都无法提供碰撞发生的最佳报警时间,而且没有将驾驶员的相关特性考虑在内。

1.2 停车距离算法

停车距离是指驾驶员从开始制动到速度减为0时这一

时间段内车辆所驶过的距离。停车距离算法(stopping distance algorithm, SDA)是一种常见的行车安全预警算法,其主要思想是通过计算前后车停车距离的差值来判断当前的行车状态是否安全以此提供追尾碰撞风险警告,其模型如图2所示。

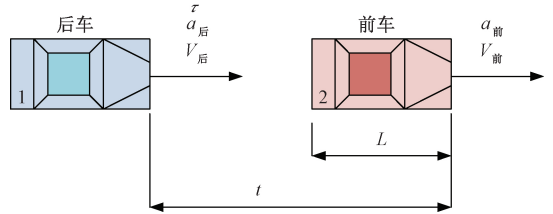


图2 停车距离算法模型

其中, SDA 表示前后车完全制动停止后的距离,计算公式如下:

$$SDA = v_{前} t + \frac{v_{前}^2}{2a_{前}} + L - v_{后} \tau - \frac{v_{后}^2}{2a_{后}} \quad (2)$$

式中: t 表示前后车之间的车头时距,即前后两车通过车道上某点的时间差; $a_{前}$ 代表前车的加速度; $a_{后}$ 代表后车的加速度; τ 代表后车驾驶员的感知反应时间。当 $SDA > 0$ 时,表示跟车安全,反之,则表示存在追尾碰撞风险。在 SDA 算法中,除了 τ 之外,所有的参数都可通过相应的传感器采集获取。另外, τ 也是行车安全预警算法中不可忽视的一个重要参数,因为它直接决定了当前的驾驶状态是否安全。目前的许多研究都是基于确定性参数的安全预警算法,其中大部分算法使用的 τ 值的范围在 0.5~2 s。虽然从安全性角度来说,保守的值似乎更加安全,但是驾驶员的 τ 值在不同的交通条件是变化的,保守的 τ 值很难适应复杂的交通环境。所以这种算法如果真正应用于真实的动态跟车环境中时,其适应性仍然存在很多问题。

2 多层感知器神经网络算法

2.1 多层感知器神经网络

多层感知器神经网络(multi-layer perceptron neural network, MLPNN)是感知器的推广,克服了感知器不能对线性不可分数据进行识别的弱点。MLPNN在数学上被证明能对任意复杂度的非线性关系进行拟合,同时具备强大的泛化能力。MLPNN是一种前向结构的人工神经网络,使用反向传播算法进行训练。网络由输入层、隐藏层、输出层组成。其中,输入层用于接收输入数据;隐藏层可以有多个,用于对数据进行学习,并存储训练结果;输出层用于输出结果。每一层的节点全连接到下一层,除输入节点外,其他所有节点都将输入与自身权重因子 ω 相乘,再加上偏置 b ,然后结合自身的非线性激活函数产生输出^[10-11]。各层采用的激活函数不同,本文的中间层节点使用 Sigmoid 函数作为激活函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

输出层节点使用 Softmax 函数作为激活函数:

$$f(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{n=1}^N e^{x_n}} \quad (4)$$

$$f(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{n=1}^N e^{x_n}} \quad (5)$$

式中: x_i 表示来自前一层的输入; N 表示前一层节点总数。

2.2 网络结构

基于多层感知器神经网络的行车安全预警算法的网络结构如图 3 所示。

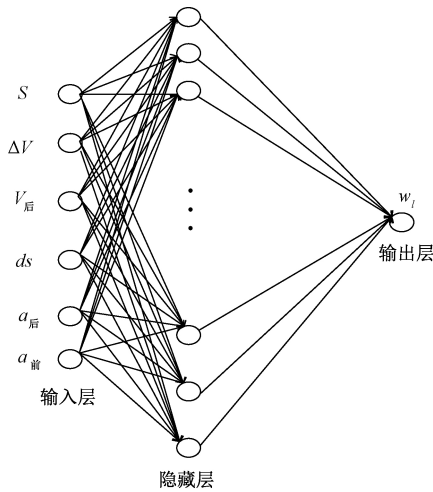


图 3 MLPNN 预警算法网络结构

图 3 中,输入层有 6 个输入, s 代表前后车之间的相对距离; Δv 代表前后车的速度差; $v_{后}$ 代表后车的速度; ds 代表驾驶员驾驶风格类型; $a_{后}$ 和 $a_{前}$ 分别代表后车和前车的加速度。输出层有 1 个输出, w_i 代表行车安全预警级别, 预警级别共分 10 个数值, 每个数值代表不同的安全级别, 当预警级别接近 10 时, 表示此时已经非常危险, 即将发生追尾碰撞。至于隐藏层, 其节点数通过试凑法得到, 同时, 为了加快神经网络的收敛速度以及避免陷入局部极小值, 在算法中还附加了动量项, 其中权重更新规则如下:

$$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (d_i - o_i)^2 \quad (6)$$

式中: $E(t)$ 表示均方误差; d_i 和 o_i 分别表示实际值和预测值 ($i = 1, 2, 3, \dots, N$)。

$$\Delta w(t) = -\eta \nabla E(t) + \alpha \Delta w(t-1) \quad (7)$$

式中: η 代表学习速率; α 表示动量因子。本文将 η 初始值设为 0.1, α 设为 0.9, 合理地选取 η 和 α 的值有利于加快训练的收敛速度。此外, 由于网络采用监督学习, 需要给出 MLPNN 的期望输出, 本文的期望输出是把行车安全风险转换成碰撞预警级别, 这个期望输出可以用来评判当前的

行车状态是否存在危险。同时为了评判当前行车状态在未来几秒钟之后是否会变成一个危险状态, 本文引入了临界加速度这一概念。因为在碰撞危险发生之前, 驾驶员大多采取了紧急制动, 于是可以使用临界加速度作为紧急制动的判断标准, 通常临界加速度的选取标准一般为 -5.9 、 -6.4 、 -7.3 m/s^2 , 本文将 -4 m/s^2 以上的制动都看作为进行了紧急制动操作。另外, 为使驾驶员留有足够的反应时间, 本文对行车安全的最小预警时间设定为紧急制动发生的前 1 s。

3 实例分析

3.1 实验数据

本实验的行车数据来源于清华大学汽车安全与节能国家重点实验室中心采集的数据, 数据采集地点位于京津塘高速公路北京段。采集时间从 2015 年 6 月 15 日上午 7 点 50 分到 8 点 35 分每隔 0.1 s 采集一次。采集方法通过跟踪摄像头利用图像处理的方法记录了汽车跟驰行驶中每隔 0.1 s 前后车的各方面信息, 主要包括各时刻前后车的相对距离、速度、加速度, 车头间距、占用车道等。该实验共记录了 350 组汽车跟驰行驶数据, 其中 65 组至少出现了一次紧急制动。另外由于驾驶员的反应时间不好直接测量, 本文通过对文献[12]中驾驶员的反应时间归纳, 把驾驶员驾驶风格类型分成冒进型、普通型、保守型 3 种, 其平均反应时间和驾驶员驾驶风格类型的关系如图 4 所示, 用驾驶员驾驶风格类型代替驾驶员的反应时间, 将其作为影响行车安全的因素之一。在本实验中, 将驾驶员的风格类型设定为普通型。实验从 350 组数据中抽取了一组 30 s 的跟驰行驶数据, 在该 30 s 内, 前后车各进行了 3 次紧急制动。

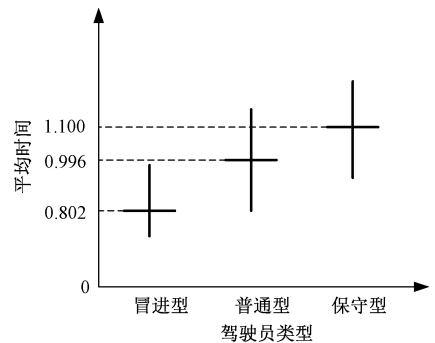


图 4 驾驶员类型与反应时间的关系

3.2 实验结果

将该组 30 s 的实验数据分别应用 TTCA、SDA、MLPNN 进行仿真实验, 其预警效果如图 5~7 所示, 阴影区域的面积表示每种算法的预警时间, 即提前感知到碰撞危险并进行报警的时间。图 8 所示为 TTCA 与前后车相对速度之间的关系。

对比图 5~7 可以看出, MLPNN 的预警效果最佳。TTCA 虽然能提前检测到 3 次紧急制动并进行预警, 但是

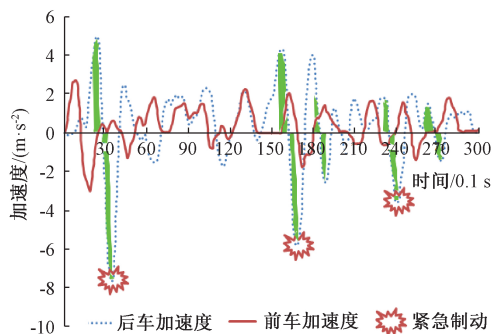


图5 TTCA 仿真效果

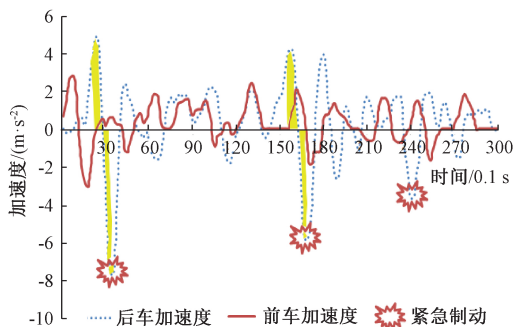


图6 SDA 仿真效果

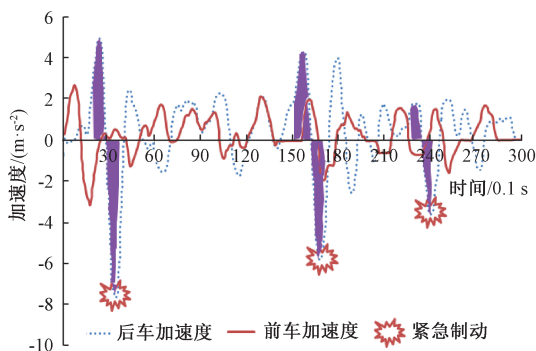


图7 MLPNN 仿真效果

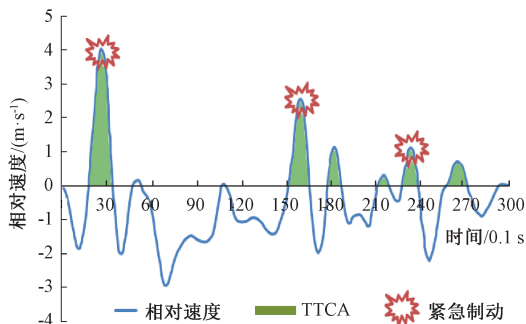


图8 TTCA 与相对速度的关系

提前预警的时间无法满足全部大于 1 s。而且由图 8 可以看出,TTCA 的预警性能与相对速度(后车速度与前车速度之差)之间存在一定关系,只要当后车速度大于前车速度,无论是否存在碰撞风险,TTCA 都会提供碰撞预警。这会给驾驶员带来一些不必要的行车干扰,影响驾驶员的正常驾驶。SDA 虽然不会提供不必要的预警,但是其没有检测到第 3 次紧急制动可能导致的碰撞风险。而且由于 SDA 算法中引入了感知反应时间这一确定性参数,使其无法适应于不同驾驶风格类型的驾驶员,难以应用于复杂的交通环境。与前两种传统预警算法相比,MLPNN 在任何情况下都表现出稳定的预警性能。在 30 s 的跟驰行驶实验中,MLPNN 均可提前 1~1.1 s 的时间检测到碰撞风险并提供预警,且预警准确率达到 100%。在本实验中,虽然最小的预警时间被设定为 1 s,但是 MLPNN 仍可以结合个人驾驶特性和交通状况,在合适的时间提供有效的追尾碰撞预警。

4 结 论

随着汽车数量的增加,交通安全问题日益突出,车辆跟驰行驶时若能提供准确碰撞预警,可以有效避免追尾事故的发生。所以对行车安全预警算法的研究,是很有现实意义的。本文提出的基于 MLPNN 的追尾碰撞预警策略与其他统预警算法相比,能准确预测潜在的跟驰碰撞风险,错误预警率显著降低,且预警最小时间都不低于 1 s,预警精确度大大提高。此外还能适应不同风格类型的驾驶员,可以有效应用于复杂的行车环境中。然而,由于神经网络需要预先训练这一特性,就决定了其需要花费大量的训练时间,为了减少学习时间,在未来的研究中可以对 MLPNN 进行一些优化。如可以使用遗传算法代替梯度下降法来加快训练的收敛速度^[13-14]。此外还可以考虑其他的神经网络结构,例如函数链神经网络或径向基函数神经网络^[15]等。

参考文献

- [1] 牟涛,王海东,张永刚.基于 BP 神经网络的高速公路安全车速预测[J].公路,2015,60(2):156-159.
- [2] 陶鹏飞,王殿海,金盛.车头时距混合分布模型[J].西南交通大学学报,2011,46(4):633-637,644.
- [3] 吴明.汽车制动距离与速度的关系[J].公路与汽运,2010(3):46-49.
- [4] 陆建,张文珺,杨海飞,等.基于碰撞时间的追尾风险分析[J].交通信息与安全,2014,32(5):58-64,76.
- [5] 朱彤,赵永红,白玉,等.基于停车距离的车辆防碰撞系统[J].计算机工程与应用,2009,45(1):13-16.
- [6] HAYWARD J C. Near-miss determination through use of a scale of danger[J]. Highway Research Record, 1972(384):24-34.
- [7] Vogel K. A comparison of headway and time to

- collision as safety indicators.[J]. Accident Analysis and Prevention, 2003, 35(3):427-433.
- [8] KIEFER R J, LEBLANC D J, FLANNAGAN C A. Developing an inverse time-to-collision crash alert timing approach based on drivers' last-second braking and steering judgments [J]. Accident Analysis & Prevention, 2005, 37(2):295-303.
- [9] 孟祥海,徐汉清,王浩,等.基于 TTC 及 DRAC 的高速公路施工区追尾冲突研究[J].交通信息与安全,2012,30(6):6-10.
- [10] 强添纲,辛雨蔚,田广东,等.基于广义回归神经网络的车辆制动距离预测[J].森林工程,2014,30(1):73-75.
- [11] 朱田田.汽车纵向避撞预警算法的设计与仿真实现[D].沈阳:东北大学,2008.
- [12] 唐阳山,夏道华.驾驶员对汽车防撞安全距离检测仿真研究[J].计算机仿真,2016,33(7):449-453.
- [13] 徐杰,杜文,孙宏.跟随车安全距离的分析[J].交通运输工程学报,2002(1):101-104.
- [14] 连晋毅,华小洋.汽车防追尾碰撞数学模型研究[J].中国公路学报,2005(3):123-126.
- [15] 姜能惠,于建国.基于 RBF 神经网络的高速公路防追尾模型研究[J].森林工程,2010,26(5):60-62,65.

作者简介

陈计伟, 硕士研究生, 主要研究方向为行车安全距离感知。

E-mail:1340356839@qq.com

史志才(通信作者), 教授、硕士生导师, 主要研究方向为计算机网络与信息安全、物联网与嵌入式系统等。

E-mail:szc1964@163.com