

基于支持向量机的跟车模型优化^{*}

雷益艳, 赵新梅, 李震

(国防科技大学 信息通信学院试验训练基地, 陕西 西安 710106)

摘要: 利用毫米波雷达、车辆总线设备及 GPS 等设备搭建实车数据采集平台, 采集真实交通环境下车辆跟车行驶时前车运动状态表征参数, 以两车间相对速度、相对距离、自车速度和横摆角速度为输入参数, 基于支持向量机理论, 利用粒子群算法对支持向量机参数进行优化, 建立跟车行驶时前车运动状态预测模型。结果表明, 该模型能有效预测前车加速、减速及稳速状态, 时间窗口宽度为 3 s 时, 直线道路上的预测准确率为 89%; 时间窗口宽度为 3.5 s 时, 曲线道路上的预测准确率为 87%。

关键词: 交通安全; 跟车模型; 前车运动状态; 支持向量机; 粒子群算法

中图分类号: U491.6

文献标志码: A

文章编号: 1671-2668(2018)04-0040-04

跟车是车辆行驶中常见的驾驶行为之一。在跟车行为研究方面, Kehtarnavaz N. 等通过在 BP 神经网络中输入车间距与车夹角建立跟车模型, 并在跟车安全中加入驾驶人期望车距; Dagli I. 等利用有关机率理论对 ACC 系统中车辆跟随行为进行了识别; Gunay B. 在同一车道内研究前方车辆的跟车行为, 指出当侧向距离增加时跟车间距会增加, 并以此作为前车状态识别指标; 袁伟等分析了跟车时前车加速、减速和稳速时的划分标准, 建立了期望车速与期望车间距之间的关系; 张磊建立了基于神经网络的集成式驾驶人跟车模型, 该模型以前车速度为输入模拟自车加速度; 丁乃侃等从视知觉角度研究了边缘标线对跟车车距的影响。以上研究大多采用驾驶器模拟数据或采用单一的学习算法, 但驾驶器无法表现真实环境下前车摆动、传感器测量噪声等因素, 在其数据基础上建立的模型难以满足真实环境下复杂的驾驶环境, 无法持续有效地识别、预测前车运动状态。为此, 该文在高速公路上采集大量前车真实运动数据, 选择广泛用于模式分类的支持向量机模型, 利用粒子群算法对其参数进行优化, 实现前车运动状态预测。

1 试验过程

将前车运动状态分为加速、稳速、减速 3 种状态。与前车运动状态相关性较强的参数包括前车相对速度、相对距离、车道线距离、航向等。参考国内

外相关文献及参数自身特征, 采用前车相对速度、相对距离及自车速度与横摆角速度作为数据集参数。前车相对速度与相对距离能直观反映前车运动状态变化, 并可通过传感器直接测量。但相对速度和相对距离会受驾驶人驾驶习惯和交通环境等因素影响, 在同一相对距离和相对速度下, 不同自车速度时前车运动行为存在差异, 自车速度较高时前车运动状态之间变化平缓, 自车速度较低时前车运动状态之间变化较快。因此, 加入自车速度消除前车相对速度中自车运动状态的影响。在直线路段与曲线路段, 前车运动参数可能存在差别, 建立模型时将模型分为直线路段和曲线路段, 并加入自车横摆角速度表征车辆的横摆特征。综上, 模型输入为相对速度、相对距离、自车速度和横摆角速度, 输出为前车加速、稳速、减速。

1.1 试验道路与设备

考虑到高速公路路况与其他道路相比相对简单, 驾驶人行驶过程中受到的影响因素较少, 易于提取完整的前车跟车数据, 选择西安某封闭高速公路为试验路段。

以乘用车作为试验车辆, 在前车保险杠安装毫米波雷达采集前车相对速度、相对距离和相对角度; 采用 GPS 记录自车速度, 陀螺仪采集横摆角速度, 通过 CAN 总线进行数据同步采集; 利用安装在前挡风玻璃的场景摄像头记录前车运动过程, 用于后期提取数据。利用上述设备实现对前车运动状态参

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61374196)

数及道路环境的同步采集。

1.2 驾驶人选择

随机选取 32 位驾驶人参与试验,驾驶人年龄为 28~45 岁,驾龄为 5~15 年,身体状态良好。试验过程中不告知驾驶人试验目的,只要求其完成某一固定路段的驾驶,以保证驾驶人按照平时的驾驶习惯进行驾驶。

表 1 模型训练样本

样本序列	输入数据				输出数据	
	相对速度/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	相对距离/m	自车速度/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	横摆角速度/($^{\circ} \cdot \text{s}^{-1}$)	运动状态	标签
样本 1	-2.95	39.2	22.63	0.56	加速	1
样本 2	-1.41	33.0	22.71	0.79	加速	1
样本 3	0.60	41.6	23.61	0.85	稳速	0
样本 4	0.90	42.7	23.29	0.08	稳速	0
样本 5	3.20	50.1	23.96	0.62	减速	-1
样本 6	3.30	50.6	23.81	0.35	减速	-1
...

速度一般为 60~100 km/h,距离一般为 10~200 m,横摆角速度一般为 0~10 $^{\circ}/\text{s}$,若直接使用原始数据训练模型,则量纲大的参数会覆盖量纲小的参数,使量纲小的参数无法发挥其作用。为减少因量纲不同引起的误差,对输入参数进行归一化处理,公式如下:

$$y = (y_{\max} - y_{\min})(x - x_{\min}) / [(x_{\max} - x_{\min}) + y_{\min}] \quad (1)$$

式中: y 为归一化后数据; y_{\max} 和 y_{\min} 为数据映射范围; x 为相对速度、相对距离、自车速度和横摆角速度的原始数据, x_{\max} 、 x_{\min} 分别为其最大值和最小值。

在实车试验过程中,传感器输出的原始数据不可避免地存在测量误差,为减小数据误差的影响,更好地体现数据的内部联系,保证所建模型的准确性和可靠性,采用卡尔曼滤波器对传感器数据进行滤波处理。因毫米波雷达输出数据作用于极坐标,将其数据转化为笛卡尔坐标才能与其他传感器数据配合使用。因前车速度与距离的坐标转换是一个非线性过程,选择能处理非线性问题的扩展卡尔曼滤波器对归一化后的速度与距离进行处理,其中相对速度滤波结果见图 1。

2 跟车模型的建立

支持向量机(SVM)的主要思想是利用分类超平面作为数据决策曲面,寻找最大化正反例之间的隔离边缘,其统计学思想是近似实现结构风险最小

1.3 数据初始化

在高速公路上利用毫米波雷达采集两车相对速度、相对距离,利用 GPS 采集车辆速度,通过陀螺仪采集自车横摆角速度,分别采集前车加速、稳速和减速时的数据。其中用作预测模型训练的数据共 537 组,用于验证模型预测准确率的数据共 261 组。训练样本见表 1。

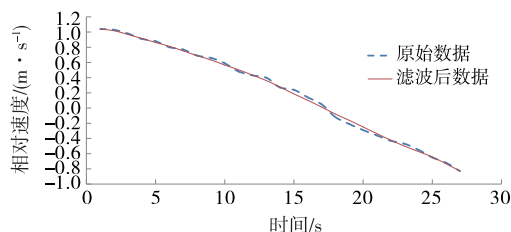


图 1 扩展卡尔曼滤波器滤波前后对比

化。对于模式分类问题,SVM 基于 VC 推广性理论框架,可实现良好的泛化性能,能在较短时间对前车运动状态进行识别。构造支持向量机的关键在于建立输入空间抽取的向量 X 与支持向量的内积核 K 。支持向量机的体系结构见图 2。

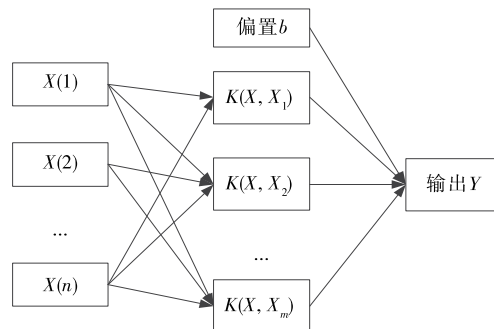


图 2 SVM 的体系结构

对于跟车过程中前车运动的时间序列,前车不同运动状态之间切换不是突然完成的,而支持向量机可深入挖掘不同状态之间的差异,是当前模式分

类领域常见的预测工具。运用支持向量机模型,通过对前车运动状态的表征参数进行深入学习,提取前车运动状态之间的隐含规律,实现对前车运动状态的有效预测。

2.1 归一化方法选择

对 SVM 模型选择不同归一化方法,SVM 模型会对样本集显示不同的分类效果。由表 2 可知:对样本数据进行归一化处理可提高 SVM 模型的分类效果。在采用一样的时间窗口、一样的 SVM 参数时,不同的归一化方法对 SVM 模型的分类效果有影响,其中归一化范围为 $[0,1]$ 时 SVM 模型对前车运动状态的预测准确率最高。

表 2 SVM 模型不同归一化对比

归一化方法	准确率/%	时间窗口/s	SVM 参数选择
不进行归一化	53	3	$c=2, g=1$
$[-1,1]$ 归一化	79	3	$c=2, g=1$
$[0,1]$ 归一化	83	3	$c=2, g=1$

注: c 为惩罚参数; g 为核函数参数。

2.2 时间窗口选择

模型训练过程中,选取一定时间窗口内的连续数据进行模型预测,数据每次以 0.1 s 为间隔进行滑动。其中训练样本都已设置真值标签,通过对前车不同运动状态进行学习训练,支持向量机可逐步确定输入数据与真值标签之间的映射关系。

时间窗口的大小直接影响预测模型的时效性与准确率。若时间窗口较短,则模型具有良好的时效性,但会因为模型获取的信息量不足而降低模型准确率;若时间窗口过长,会影响模型的时效性,导致前车运动状态变化预测的滞后。为了同时保证模型的时效性与准确率,在模型时间窗口的选取上进行折中,在保证预测准确率的基础上尽量减小时间窗口宽度,选择时间窗口以 0.5 s 为间隔从 0.5~5 s 变化,此时 SVM 模型对前车运动状态的预测准确率见表 3。

表 3 不同时间窗口下模型的识别准确率

时间窗口/s	准确率/%		时间窗口/s	准确率/%	
	直道	弯道		直道	弯道
0.5	62	51	3.0	83	80
1.0	71	69	3.5	86	83
1.5	76	73	4.0	87	84
2.0	79	75	4.5	87	84
2.5	82	80	5.0	85	85

由表 3 可知:随着时间窗口宽度的增加,直线路段和曲线路段上 SVM 模型对于前车运动状态的预测准确率逐步提高。在直线路段,时间窗口为 4 s 左右时, SVM 模型的预测准确率达到最高,为 87%;之后随着时间窗口的增加,识别率在 87%左右波动。这是因为时间窗口宽度过长会引入其他信息,干扰模型的判断。在曲线路段,模型也呈现相似的规律,时间窗口较小时包含在数据中的内部特征不足以对前车运动状态进行预测,时间窗口较大时前车运动状态中潜在规律会受到无用数据的干扰导致准确率下降。总体上,此时 SVM 模型的预测准确率偏低,不能满足车辆动力系统对于前车运动状态预测的要求。

3 跟车模型优化

在支持向量机中,选择最佳惩罚参数 c 和核函数参数 g 可有效提高验证分类的准确率。通常支持向量机采用传统的网格划分方式寻找最优参数,在参数变化范围较大时,往往需花费很长时间才能获取最优解,且容易陷入局部最优解。采用启发式算法可避免遍历网格内每个参数点,并获得全局最优解。因此,采用粒子群算法对 SVM 的参数 c 和 g 进行寻优。

粒子群优化算法是一种依靠群体智能的演化优化算法,是粒子追随最优实例在解空间中进行搜索的算法。利用粒子群算法优化支持向量机参数的算法结构见图 3。

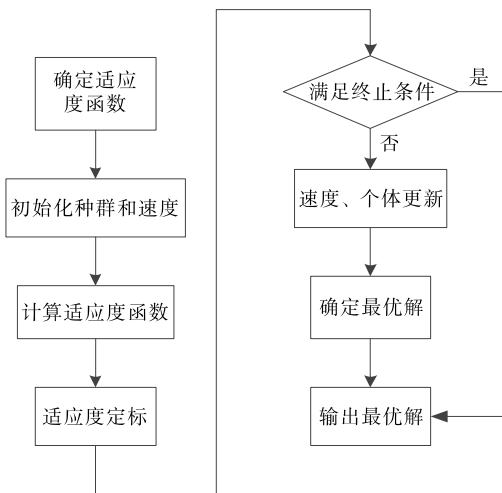


图 3 利用粒子群算法优化支持向量机

经过粒子群算法优化后的支持向量机模型的前车运动状态预测准确率见表 4。

表 4 不同时间窗口下优化后模型的识别准确率

时间 窗口/s	准确率/%		时间 窗口/s	准确率/%	
	直道	弯道		直道	弯道
0.5	65	53	3.0	89	85
1.0	72	68	3.5	90	87
1.5	79	76	4.0	91	89
2.0	82	80	4.5	87	89
2.5	84	82	5.0	90	87

由表 4 可知:经过粒子群算法对 SVM 模型进行优化,SVM 模型对前车运动状态的预测准确率得到提升。直线路段上时间窗口为 3 s、曲线路段上时间窗口为 3.5 s 时,SVM 模型的预测准确率均在 85%以上,预测准确率较高,满足系统对于前车运动状态预测的要求。

4 结论

(1) 在直线道路和曲线道路上,随着时间窗口宽度的增加,跟车模型的预测效果提高。但超过某一时间窗口宽度后,模型的预测准确率不再明显提高。直线道路上时间窗口为 3 s、曲线道路上时间窗口为 3.5 s 时,模型既有较高的预测准确率,也具有较好的实时性。

(2) 进行前车运动状态预测时,直线道路的最优时间窗口宽度比曲线道路的小,说明相比于曲线道路,直线道路模型所需用于前车运动状态预测的信息量较少。

(3) 在前车运动状态预测模型中,通过粒子群算法对支持向量机参数进行优化,可有效提高模型预测准确率。

参考文献:

[1] Kehtarnavaz N,Groszold N,Miller K,et al.A trans-portable neural-network approach to autonomous vehi-cle following [J]. IEEE Transactions on Vehicular

Technology,2002,47(2).

[2] Dagli I,Breuel G,Schittenhelm H,et al.Cutting-in ve-hicle recognition for ACC systems-towards feasible sit-uation analysis methodologies[A].Intelligent Vehicles Symposium.IEEE[C].2004.

[3] Gunay B.Car following theory with lateral discomfort [J].Transportation Research Part B: Methodological, 2007,41(7).

[4] 袁伟,付锐,马勇,等.基于高速实车驾驶数据的驾驶人跟车模型研究[J].汽车工程,2015,37(6).

[5] 张磊.基于驾驶员特性自学习方法的车辆纵向驾驶辅助系统[D].北京:清华大学,2009.

[6] 丁乃侃,朱顺应,王红,等.边缘标线影响跟车车距调节行为的结构方程模型[J].东南大学学报:自然科学版, 2016,46(3).

[7] 王波,惠宏伟,李永建.基于期望安全车距的车辆跟驰行为分析与仿真[J].中国安全科学学报,2015,25(9).

[8] 贾洪飞,隗志才.基于神经网络的车辆跟驰模型的建立 [J].公路交通科技,2001,18(4).

[9] 李德慧,刘小明,荣建,等.基于模糊神经网络的车辆跟驰建模与仿真研究[J].北京工业大学学报,2007,33 (4).

[10] 贾洪飞,隗志才,王晓原.基于模糊推断的车辆跟驰模型[J].中国公路学报,2001,14(2).

[11] 郑安文,张炳焕.高速公路不同跟车状态下安全行车间距分析[J].武汉科技大学学报:自然科学版,2003, 26(1).

[12] 林庆峰,成波,屈肖蕾,等.基于驾驶员制动操作行为的车辆追尾预警算法[J].汽车工程,2012,34(3).

[13] 吕岸,胡振程,陈慧,等.基于高斯混合隐马尔科夫模型的高速公路超车行为辨识与分析[J].汽车工程, 2010,32(7).

[14] 李亚秋,吴超仲,马晓凤,等.基于 EKF 学习方法的 BP 神经网络汽车换道意图识别模型研究[J].武汉理 工大学学报:交通科学与工程版,2013,37(4).

收稿日期:2018-04-25

关于假冒杂志网站和邮箱的声明

目前互联网上出现以《公路与汽运》杂志名义建立的官方网站和投稿邮箱,它们盗用“公路与汽运”的名 称,非法向外征稿并收取审稿费、版面费,严重损害了本刊的权益和声誉。为避免广大作者和读者上当受骗, 本刊郑重声明:1) 本刊没有官网,也从未以任何方式授权其他单位和个人在互联网上建立网站,互联网上以 “公路与汽运”名义建立的网站都是假冒的,此类网站上发布的信息及由此造成的一切后果均与本刊无关。 2) 本刊唯一的投稿邮箱是 gongluyuqiyun@163.com,除此之外的任何以本刊名义设立的邮箱都是假冒的。 本刊目前没有收取审稿费。3) 本刊强烈谴责这种假冒《公路与汽运》杂志名义、损害本刊和作者、读者权益 的违法行为,并保留依法追究其法律责任的权利。

特此声明。