

基于支持向量机的道路坡度实时预测方法试验*

张小龙¹ 陈彬¹ 宋健² 潘登¹

(1. 安徽农业大学工学院, 合肥 230036; 2. 清华大学汽车安全与节能国家重点实验室, 北京 100084)

摘要: 道路坡度预测是汽车 ABS、AMT、混合动力汽车扭矩分配等实时控制的关键技术。提出一种基于支持向量机(SVM)的道路坡度实时预测方法,输入参数为发动机转速、输出扭矩、纵向车速和纵向加速度,均从控制器 CAN 网络中实时提取。分别构建实车道路试验系统和 CarSim 仿真平台,通过系统试验分别得到的样本对 SVM 模型进行学习和泛化能力测试。结果表明:CarSim 试验数据建立的 SVM 模型预测平方相关系数达到 0.99,实车试验数据建立的 SVM 模型预测平方相关系数在 0.9 左右,二者差异的主要原因是实车试验 GPS 方法获取道路坡度信息时叠加了不易消除的车体俯仰角的影响。基于 LabVIEW 编程将实车试验 SVM 模型导入虚拟仪器 PXIe 实时控制器中,其预测一个点的耗时等效到汽车电控 ECU 单片机为 1.33 ms,完全满足实时控制要求。证明所提出道路坡度预测方法是有效、可行的。

关键词: 道路坡度 实时预测 道路试验 支持向量机

中图分类号: U467.1⁺1; TP23 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)11-0014-06

引言

道路坡度估计不准将影响汽车动力学控制的精准性。制动防抱死系统(ABS)工作过程中对参考车速、路面附着的估算不能忽略道路纵坡的影响^[1-2]。道路纵坡影响电控机械自动变速器(AMT)换挡时机的确定^[3-4],如负的坡度升挡延迟等。混合动力客车控制策略中,道路坡度影响目标输出扭矩的确定和动力分配^[5]。另外,当前汽车转毂试验评价乘用车经济性的循环工况中没有考虑实际道路坡度信息^[6],导致其测试结果与实际路试结果存在较大偏离。在汽车动力学控制器中需要对道路坡度进行实时、准确的估计。

道路坡度信息获取方法包括仪器直接测量和动力学模型估算等。车载测试仪器通常安装于车身,其测量值中会叠加车身姿态信息,测量误差不可避免。汽车动力学控制器通常基于动力学模型对道路坡度进行估算,如基于纵向加速度方法^[7-8],基于 GPS 位置信息构建 Kalman 滤波器的道路坡度估计方法^[9-10],基于车轮垂直载荷和悬架垂向位移估计方法^[11];以及整车动力学集成观测与数据融合方法^[12-13]等。这些方法观测精度和实时性取决于选用动力学模型的准确性和复杂性,且动力学模型中

的相关参数难以精确获得从而会影响估计精度,部分文献中采用的测试手段和方法难以集成到汽车动力学控制器中。

汽车是一个复杂的动力学系统,由道路坡度引起的整车动力学性能的非线性变化不易用简化模型表述。本文采用支持向量机(SVM)方法构建道路纵坡预测模型,并进行试验测试分析。SVM 方法基于实际控制器易于得到的数据作为模型输入参数,其与控制器易于集成且具有精度高和实时性高的优势。本文从 SVM 模型参数确定、样本获取、SVM 模型构建及性能测试等方面展开研究。

1 支持向量机模型参数确定

SVM 是基于统计学习理论构建的解决小样本事件学习和建模的有效方法。本文选用最小二乘支持向量机回归方法建立道路坡度观测模型,首先需要确定 SVM 模型输入参数。

汽车行驶动力学方程

$$G(\sin\alpha + f\cos\alpha) = \frac{T_{iq} i_g i_0 \eta_r}{r} - \frac{C_D A}{21.15} u_a^2 - \delta m \frac{du}{dt} \quad (1)$$

式中 α ——道路纵向坡度角

T_{iq} ——发动机扭矩

收稿日期: 2014-05-26 修回日期: 2014-06-23

* 国家自然科学基金资助项目(51105001)和汽车安全与节能国家重点实验室开放基金资助项目(KF14022)

作者简介: 张小龙,副教授,博士,主要从事汽车测试工程研究,E-mail: xlzhang@ahau.edu.cn

通讯作者: 宋健,教授,博士生导师,主要从事汽车动力学与控制研究,E-mail: daesj@tsinghua.edu.cn

- f ——整车滚动阻力系数
- u_a ——行驶车速 G ——整车总重
- i_g ——变速器传动比
- i_0 ——主减速器速比
- η_T ——传动系机械效率
- C_D ——空气阻力系数
- A ——汽车迎风面积
- δ ——旋转质量换算系数
- m ——整车质量 $\frac{du}{dt}$ ——纵向加速度
- r ——车轮滚动半径

汽车行驶过程中,发动机输出扭矩在克服了空气阻力和加速阻力后,全部用于爬坡和克服滚动阻力。其中滚动阻力系数和空气阻力与车速直接相关,加速阻力和纵向加速度呈线性关系。汽车上坡行驶时,需要增加发动机扭矩输出以保持原来行驶车速,否则要降挡降低车速。

综合考虑确定发动机输出扭矩、转速、纵向车速、纵向加速度作为 SVM 模型输入参数,具体如图 1 所示,这几个参数在整车控制器 CAN 网络中一般都提供。SVM 模型中选择 RBF 函数作为核函数, g 是核函数参数, ϵ 是关于学习精度的参数, c 是惩罚系数。

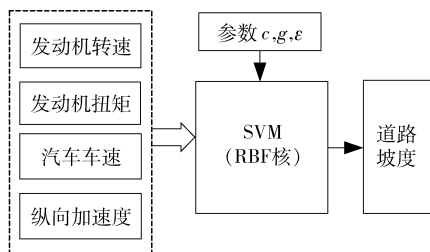


图 1 支持向量机模型
Fig. 1 SVM model

2 支持向量机模型样本测取与算法实现

SVM 模型需要通过样本数据学习确定其模型参数后才能使用,样本数据涵盖模型应用工况,应为实车试验数据。本节首先构建实车路试系统完成实际道路坡度和 SVM 模型输入参数等信息的测量,然后基于 CarSim 动力学仿真软件模拟实车路试获取相应信息,最后构建 SVM 算法。实车试验数据主要用于测试实际应用环境下的 SVM 算法性能,包括 SVM 模型输入输出参数测试精度的影响等。CarSim 试验样本主要用于准确测试 SVM 算法性能。

2.1 实车试验测取

发动机扭矩和转速通过发动机管理系统 CAN 总线输出信息提取,车速、纵向加速度和道路坡度通过差分 GPS 方法测取。系统硬件结构框图如图 2。

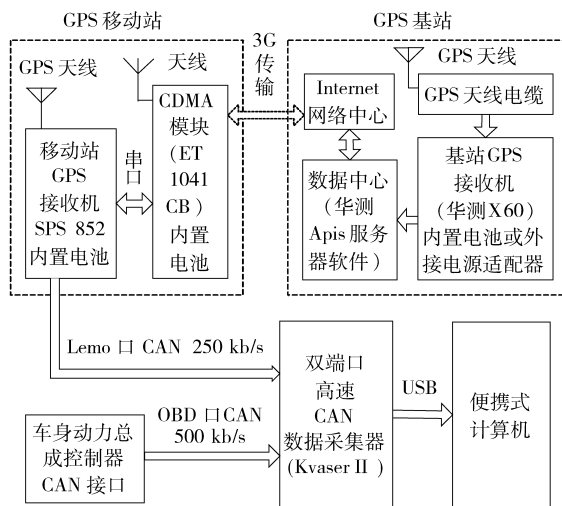


图 2 道路试验系统硬件结构框图

Fig. 2 Hardware structure diagram of road way test system

差分 GPS 接收机高程定位精度为 15 mm,水平定位精度为 8 mm,水平速度精度优于 0.1 km/h。自行搭建 GPS 基准站和数据中心服务器,车载移动站接收机通过 3G 模块访问该数据中心以获得实时载波相位差分信号,并通过 Lemo 口 CAN 接口输出数据,CAN 波特率设定为 250 kb/s。

坡度测试原理为

$$i = \frac{h}{l} = \tan\alpha \times 100\% \quad (2)$$

式中 i ——道路坡度,% h ——坡道高度,m
 l ——坡道底长,m

通过移动站 GPS 接收机输出的 GPGGA 语句可以直接提取坡道高度信息,坡道底长信息需要对 GPGGA 输出的经纬度信息进行高斯投影得到。

2.2 CarSim 仿真试验测取

基于 CarSim 软件,选取 D 级车进行爬坡试验仿真。路面选取一条水平直线路面,路面附着系数为 0.85,图 3 为路面纵向侧视图。其中,坡道高度的峰值可以根据仿真需要设定。仿真时,选取不同初始车速、挡位及路面条件进行爬坡试验,记录发动机扭矩、发动机转速、汽车车速、纵向加速度和道路坡度到数据文件。

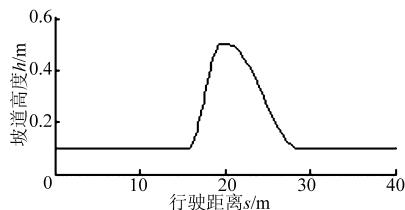


图 3 CarSim 仿真路面坡度设置

Fig. 3 Road slope setup for CarSim simulations

2.3 支持向量机模型样本确定

仿真试验 SVM 学习和测试样本从选取不同坡

高(分别为0.4、0.6、0.8、1 m,对应坡道底长均为4.06 m)的爬坡试验数据中提取得到。具体方法如下:每次试验数据参数包括发动机输出扭矩、转速、车速、纵向加速度、道路坡度5个参数;挑选4次试验数据,提取每次试验数据文件的第一行组成学习样本的前4行;依次再取4次试验数据的其余奇数行按同样顺序排列并添加到学习样本中去,最终得到学习样本。提取任意一次试验数据的偶数行作为测试样本。模型泛化能力验证样本取坡高分别为0.5、0.7、0.9 m的爬坡试验数据。

实车试验样本通过对山区道路工况数据获得,山区道路坡度相对较大。截取若干段具有代表性的原始试验数据,从中提取 SVM 学习样本和测试样本,具体提取方法与仿真试验数据提取方法相同。模型的泛化能力验证样本选取几段同一次山区道路试验的数据。

对所有样本进行归一化处理,以避免因输入元素大小范围不同而对输出贡献的影响,同时提高计算速度。模型预测的道路坡度数据需要进行反归一化处理,其映射关系系数与归一化处理时相同。

2.4 支持向量机算法实现

选用的 LibSVM 的 Matlab 版和 LabVIEW 版工具箱是由台湾林智仁(Chih-Jen Lin)教授等开发的,用于 SVM 模式识别与回归,具有学习速度快、模型参数少的特点^[14]。本研究选择的核函数为 RBF 径向基函数。基于 Matlab 平台,安装 LibSVM 工具箱,运用 svmtrain 函数对学习样本进行学习得到道路坡度回归模型,运用 svmpredict 函数和测试样本得到道路坡度估计值,将其与测试样本中道路坡度进行比较确定模型估计精确性。

SVM 方法学习建模时需要优化惩罚系数 c 和核函数参数 g ,目前国际上还没有形成统一的模式,本研究采用交叉验证方法,具体为:先从参数范围中选取数据确定二维网格平面,再对每个数据对运用最小二乘支持向量机(LS-SVM)计算其学习误差,能满足精度要求并且学习误差最小的参数对就是最优解。

3 试验与结果分析

3.1 实车试验与数据预处理

基于某国产乘用车,搭建如图2所示的道路试验测试系统,部分实物如图4所示。试验时将基站搭建在安徽农业大学机电工程园,并构建数据中心服务器,试验车行驶测试在合肥市郊山区进行。试验中没有数据丢包现象,差分龄期都在4 s以内,GPS定位精度和标称值一致。



图4 传感器与测试仪器实物图

Fig. 4 Pictures of sensors and test instruments

1. 基站站 GPS 天线
2. 基站站接收机和数据中心服务器
3. 移动站 GPS 天线
4. 移动站 GPS 接收机
5. CAN 收发器 Kvaser
6. 差分信息通讯 CDMA 模块

试验中得到的道路坡度和纵向加速度含有较多的噪声,不便于 SVM 建模学习。采用文献[15]中的小波滤波方法对道路坡度和纵向加速度数据进行处理,其中道路坡度处理结果如图5所示。

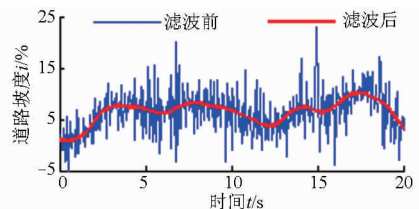


图5 道路坡度数据小波滤波结果

Fig. 5 Road slope filtering result using wavelet method

3.2 CarSim 仿真试验数据测试

选用 ε -SVR 算法对道路坡度进行回归预测。该算法中参数 ε 值反映了估计值与测量值的偏差, ε 取值越大,需要的支持向量个数越少,模型预测实时性越高。表1是基于 CarSim 试验数据得到的不同 ε 值下 ε -SVR 算法参数优化结果。其中均方误差 M 和平方相关系数 R 为

$$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3)$$

$$R =$$

$$\frac{n \sum_{i=1}^n \hat{y}_i y_i - \sum_{i=1}^n \hat{y}_i \sum_{i=1}^n y_i}{\sqrt{\left[n \sum_{i=1}^n \hat{y}_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n \hat{y}_i \right)^2 \right] \left[n \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right]}} \quad (4)$$

式中 y_i ——道路坡度实车试验测试值

\hat{y}_i ——道路坡度 SVM 模型预测值

均方误差越大,平方相关系数越小,预测效果越差。

表 1 不同 ε 时 CarSim 试验 SVM 参数优化结果Tab.1 Optimal parameters with different ε for CarSim simulation data

ε /%	最优参数 (c, g)	支持向量 个数 n	均方误差 $M/\%$	平方相关 系数 R
0.005	(16, 8)	94	4.5×10^{-5}	0.999 2
0.01	(4, 8)	71	8.6×10^{-5}	0.998 5
0.02	(8, 4)	35	1.7×10^{-4}	0.996 9
0.05	(16, 1)	21	0.001 1	0.982 6
0.1	(32, 4)	13	0.004 2	0.947 6
0.15	(32, 0.25)	10	0.007 1	0.894 3
0.2	(32, 0.25)	5	0.011 6	0.799 2

由表 1 可以看出,随着 ε 取值增大,坡度估计曲线与样本曲线间均方误差增大,平方相关系数减小,即预测精度越差。但 ε 取值越小,参与回归的支持向量个数越多,估计算法耗时越长。图 6 为 $\varepsilon = 0.01\%$ 时,坡高为 0.6 m 的道路坡度预测曲线,可以看出曲线吻合效果很好,相关系数优于 0.99,模型的预测精度很高,说明 ε -SVR 算法对于道路坡度建模是有效、可行的。

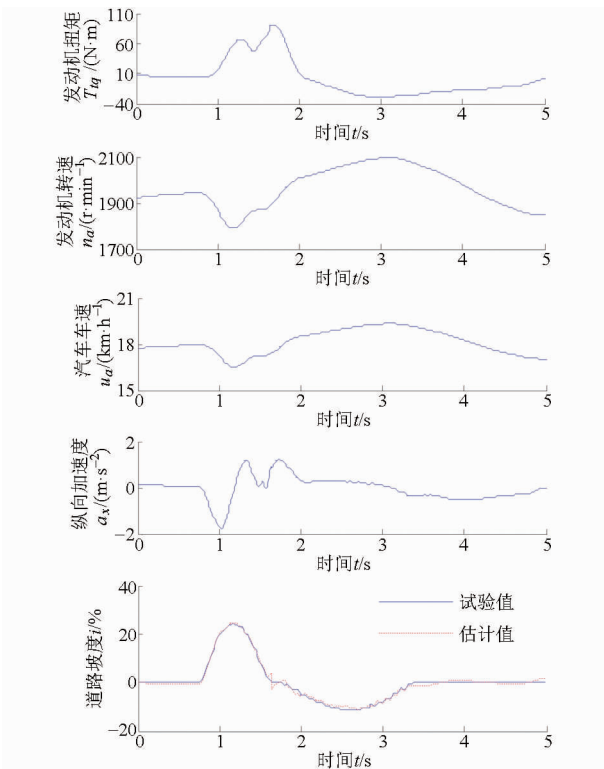


图 6 基于 CarSim 仿真的道路坡度预测结果

Fig. 6 Road slope prediction based on CarSim simulation

3.3 实车试验数据测试

基于实车道路试验数据采用 ε -SVR 算法对道路坡度进行回归预测。表 2 是不同 ε 时 ε -SVR 算法参数优化结果。图 7 为 $\varepsilon = 0.01\%$ 时道路坡度估计曲线与试验曲线拟合结果,回归精度高。

表 2 不同 ε 时实车试验 SVM 参数优化结果Tab.2 Optimal parameters with different ε for roadway test data

ε /%	最优参数 (c, g)	支持向量 个数 n	均方误差 $M/\%$	平方相关 系数 R
0.005	(32, 32)	401	2.5×10^{-5}	0.999 6
0.01	(32, 32)	264	5.3×10^{-5}	0.999 2
0.02	(32, 32)	173	1.9×10^{-4}	0.997 5
0.05	(32, 8)	70	0.001 0	0.987 4
0.1	(16, 4)	34	0.003 6	0.948 9
0.15	(32, 2)	28	0.009 1	0.852 9
0.2	(8, 2)	21	0.017 0	0.737 5

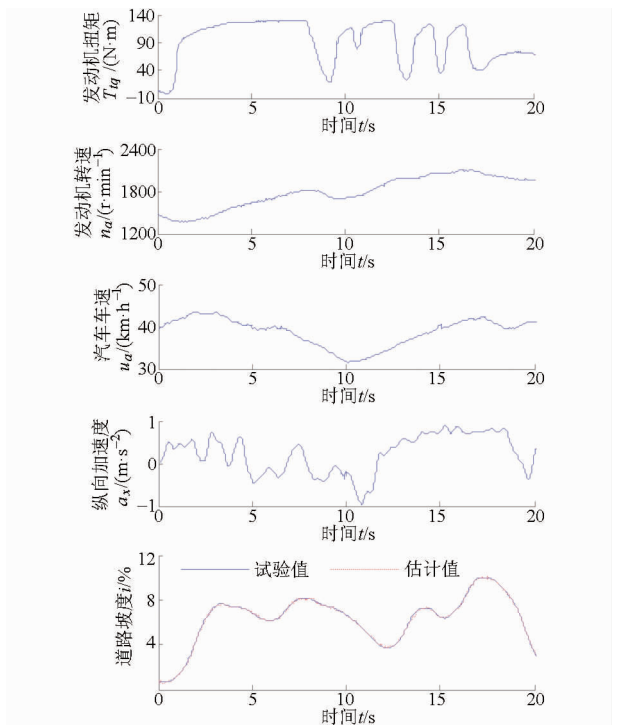


图 7 基于实车试验的道路坡度预测结果

Fig. 7 Road slope prediction based on roadway test data

3.4 模型泛化能力测试

分别对 CarSim 仿真试验数据和实车试验数据得到的 SVM 回归模型进行泛化能力测试,采用对应验证样本。

表 3 为 CarSim 仿真得到的验证样本在 $\varepsilon = 0.01\%$ 、 $(c, g) = (4, 8)$ 时的 SVM 模型泛化测试结果。图 8 为坡高为 0.5 m 时的道路坡度预测曲线,可以看出模型的预测精度很高。

表 4 为实车试验得到的验证样本在 $\varepsilon = 0.01\%$ 、 $(c, g) = (32, 32)$ 时的 SVM 模型泛化测试结果。图 9 为其中一段山区试验的道路坡度预测曲线。由表 4 可以看出,道路坡度预测均方误差在 0.06% ~ 0.09% 之间,平方相关系数在 0.9 左右,没有 CarSim 仿真试验对应值高。主要原因是基于 GPS 定位方法测量道路坡度时车体姿态变化的影

响。山区盘山公路汽车行驶过程中难以保持均匀速度,纵向加速度的变化导致产生车身俯仰角。GPS方法实际测量的是道路坡度和车身俯仰角的综合结果。试验中已将移动站 GPS 天线布置在汽车质心上方车顶处,但这种影响不能完全消除,且这种影响有可能对验证样本和学习样本的作用程度不完全一致。而在 CarSim 仿真模型中这种影响不存在。

表 3 CarSim 仿真 SVM 模型泛化测试结果

Tab.3 SVM generalization performance for CarSim simulation data

坡高/m	均方误差 $M/\%$	平方相关系数 R
0.5	0.000 2	0.987 1
0.7	0.000 2	0.990 5
0.9	0.000 4	0.983 3

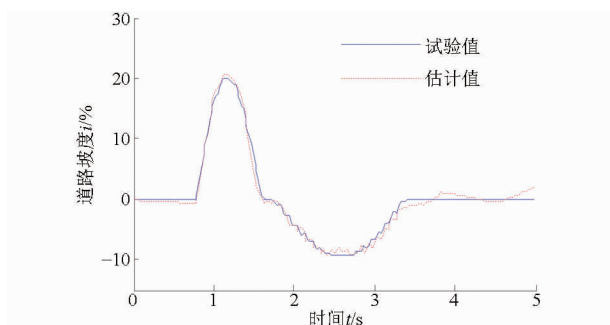


图 8 基于 CarSim 仿真的道路坡度泛化能力测试结果

Fig.8 Generalization test based on CarSim simulation

表 4 实车试验 SVM 泛化测试结果

Tab.4 SVM generalization performance for roadway test data

组别	均方误差 $M/\%$	平方相关系数 R
1	0.087 2	0.906 9
2	0.064 5	0.923 8
3	0.086 0	0.898 4

3.5 实车试验 SVM 模型实时性测试

试验时拥有美国 NI 公司的 PXIe-8108 实时虚拟仪器,基于该设备完成 SVM 实时性测试。该设备 CPU 主频 2.53 GHz, T9400 双核处理器,运行实时操作系统 windriver。将 Matlab 离线学习得到的 SVM 模型参数和支持向量写入文件,即 svm_model0,基

于 LabVIEW 编程利用 LibSVM 提供的预测函数读取该文件完成预测输出。图 10 为 SVM 实时性测试 LabVIEW 程序框图。

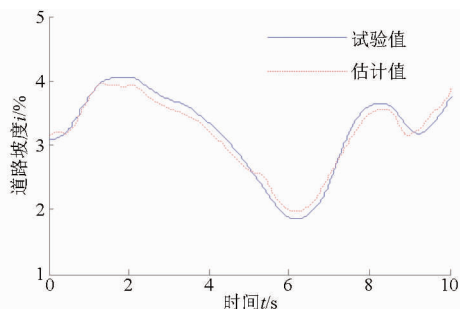


图 9 基于实车试验的道路坡度泛化能力测试结果

Fig.9 Generalization test based on roadway test data

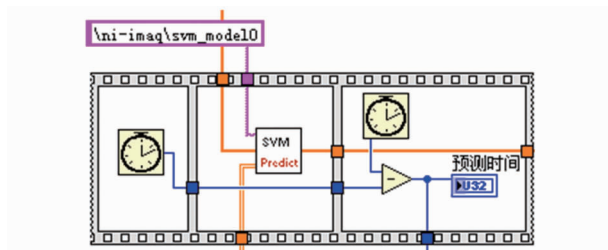


图 10 实车试验 SVM 模型实时性测试 LabVIEW 程序框图

Fig.10 LabVIEW block diagram for SVM real-time performance test based on roadway test data

测试结果表明:SVM 预测 2 000 次总耗时为 126 ms,平均一个测点预测耗时不足 0.1 ms。按汽车电控单元单片机主频 400 MHz 计算,平均一个测点预测耗时 1.33 ms,实时性完全满足控制要求。如果增加参数 ϵ 值,支持向量个数会显著减少,预测耗时会更短,实时性更好。

4 结论

(1) 提出基于支持向量机 (SVM) 实现道路坡度实时预测方法,基于 CarSim 仿真试验数据和搭建实车道路试验系统得到的试验数据分别建立 SVM 模型,系统测试分析表明模型预测精度和实时性均能满足实时控制要求。

(2) SVM 道路坡度预测方法从汽车 CAN 总线数据信息中直接提取模型输入参数,易于集成到控制器中,该方法是有效、可行的。

参 考 文 献

- Li Liang, Song Jian, Li Hongzhi, et al. Comprehensive prediction method of road friction for vehicle dynamics control [J]. Proc IMech E, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2009, 223(8): 987-1002.
- Li Liang, Song Jian, Kong Lei, et al. Vehicle velocity estimation for real-time dynamic stability control [J]. International Journal of Automotive Technology, 2009, 10(6): 675-685.
- Ohnishi H, Ishii J, Kayano M, et al. A study on road slope estimation for automatic transmission control [J]. JSAE Review, 2000, 21(2): 235-240.
- 王玉海, 宋健, 李兴坤. 制动状态下的 AMT 换挡策略[J]. 农业机械学报, 2006, 37(1): 19-22.

- Wang Yuhai, Song Jian, Li Xingkun. Research on autoshift strategy of AMT in braking conditions [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(1): 19–22. (in Chinese)
- 5 Yang Chao, Jiao Xiaohong, Li Liang, et al. Electromechanical coupling driving control for single-shaft parallel hybrid powertrain [J]. Science China Technological Sciences, 2014, 57(3): 541–549.
- 6 GB 18352.3—2005 轻型汽车污染物排放限值及测量方法(中国 III、IV 阶段)[S]. 2005.
- 7 金辉,葛安林,秦贵和,等. 基于纵向动力学的坡道识别方法研究[J]. 机械工程学报, 2002, 38(1): 79–86.
- Jin Hui, Ge Anlin, Qin Guihe, et al. Study on slope recognition method based on vehicle's longitudinal dynamics [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2002, 38(1): 79–86. (in Chinese)
- 8 Mangan S, Wang J, Wu Q. Longitudinal road gradient estimation using vehicle CAN bus data [C] // 2003 IEEE International Conference on System, Man and Cybernetics, 2003: 2336–2341.
- 9 Johansson K. Road slope estimation with standard truck sensors [D]. Stockholm, Sweden: Royal Institute of Technology, 2005.
- 10 Bae H S, Ryu J, Gerdes J C. Road grade and vehicle parameter estimation for longitudinal control using GPS [C] // IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2001: 166–171.
- 11 Larsson M. Road slope estimation [D]. Linköping, Sweden: Linköpings University, 2010.
- 12 Tsunashima H, Murakami M, Miyata J. Vehicle and road state estimation using interacting multiple model approach [J]. Vehicle System Dynamics, 2006, 44(Supp.): 750–758.
- 13 Vahidi A, Stefanopoulou A, Peng H. Recursive least squares with forgetting for online estimation of vehicle mass and road grade: theory and experiments [J]. Vehicle System Dynamics, 2005, 43(1):31–55.
- 14 Hsu Chih-Wei, Chang Chih-Chung, Lin Chih-Jen. A practical guide to support vector classification [EB/OL]. [2012–12–08]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin>.
- 15 张小龙, 李亮, 李红志, 等. 基于改进 RBF 网的汽车侧偏角估计方法试验研究[J]. 机械工程学报, 2010, 46(22):105–110.
- Zhang Xiaolong, Li Liang, Li Hongzhi, et al. Experimental research on vehicle sideslip angle estimation based on improved RBF neural networks [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(22): 105–110. (in Chinese)

Experimental Research on Real-time Prediction Method for Road Slope Based on Support Vector Machine

Zhang Xiaolong¹ Chen Bin¹ Song Jian² Pan Deng¹

(1. School of Engineering, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, China

2. State Key Laboratory of Automotive Safety and Energy, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Prediction of road slope is a key technology to vehicles' electronic real-time control system, such as ABS, AMT and hybrid torque distribution, and so on. In this paper, a real-time prediction method of road slope was put forward based on support vector machine (SVM), in which the input parameters of SVM module included engine speed, engine output torque, vehicle speed and longitudinal acceleration, and could be extracted from controller CAN network in real-time. The vehicle roadway test system and the CarSim simulation platform were built up respectively, and the samples required for SVM model learning, generalization performance test were achieved by the systematic tests. The squared correlation coefficient of SVM model from CarSim tests was 0.99, while it was 0.9 from roadway tests. The main reason for the difference could be that the GPS method in road slope test may add in a body pitch angle which could not be eliminated systematically. Furthermore, the SVM model of roadway test was imported into the real-time virtual controller PXIe using LabVIEW programming method. For the equivalent prediction time of one point to the single-chip computer selected by automotive electronic controller was only 1.33 ms, which met the requirements of real-time control. The road slope prediction method proposed in this paper is effective and practicable.

Key words: Road slope Real-time prediction Roadway test Support vector machine