

基于支持向量机的车辆质心侧偏角估计

解少博,魏 朗

(长安大学 汽车学院,陕西 西安 710064)

摘 要:针对动力学建模方法对车辆质心侧偏角进行估计所面临的路面附着系数和车辆参数无法准确获取等缺点,基于统计学理论中的支持向量机对车辆质心侧偏角估计展开研究。选择方向盘转角、车辆速度、横摆角速度和侧向加速度作为支持向量机的特征向量。在 Carsim 仿真平台设计了 20 组典型车辆操纵试验作为训练样本得到预测模型,通过 2 组变附着系数路面上的操稳性试验对模型进行了验证。研究结果表明:支持向量机可以有效实现对不同附着路面上车辆质心侧偏角的估计,达到了较高的估计精度,即使车辆发生大侧偏现象使轮胎进入侧偏角-侧偏力曲线的非线性域,该方法仍能够实现质心侧偏角的准确估计,估计的绝对误差不超过 1.42° ,从而为车辆主动安全控制提供了参考。

关键词:汽车工程;支持向量机;车辆质心侧偏角;估计

中图分类号:U461.91

文献标志码:A

Vehicle sideslip angle estimation based on support vector machine

XIE Shao-bo, WEI Lang

(School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China)

Abstract: For dynamic model-based method to estimate the vehicle sideslip angle, the disadvantages such as the uncertain vehicle parameters and unknown road friction coefficient are obvious. In this paper, the support vector machine (SVM) was proposed to realize the estimation of the vehicle sideslip angle based on statistics theory. The characteristic vectors for SVM were chosen including the steering angle, the vehicle speed, the yaw rate and the lateral acceleration. The training samples were obtained on the Carsim simulation platform in which a group of 20 maneuver tests were conducted to establish prediction model. The model was verified by two groups of vehicle controllability and stability tests on variable adhesion coefficient road. The results show that the method can realize the accurate estimation of the sideslip angle and the absolute error does not exceed 1.42° even when the severe sideslip occurs and the tire takes on the nonlinear field, which can provide useful reference for the active safe control. 1 tab, 14 figs, 11 refs.

Key words: automobile engineering; support vector machine; sideslip angle; estimation

0 引言

电子稳定程序(ESP)作为重要的主动安全系统在车辆上得到了广泛应用,美国高速公路管理局已将其作为轻型商用车的标准配置之一^[1]。车辆质心侧偏角作为 ESP 的关键控制变量之一,它的获取精度将影响 ESP 的性能。然而,直接对车辆质心侧偏角进行测量需要昂贵的传感器,从而增加车辆的成本,经济实用的方法是基于车辆上有限的传感器利用特定方法进行估计得到。目前研究中对车辆质心侧偏角估计最广泛的方法是基于动力学模型来实现的,即通过建立物理模型并运用估计理论中的算法来实现,如扩展卡尔曼滤波(EKF)、滑膜变结构估计、交互式多模型(IMM)、模糊逻辑等^[2-6]。尽管这些方法在一定条件下都能得到较好的估计结果,但车辆模型通常涉及复杂的自由度和较多的物理参数。建立简单的车辆模型会影响估计精度,而过于复杂的模型又需要诸多难以准确获取的物理参数,并且有些参数如轮胎模型参数会随着道路附着条件等环境因素和车辆运动姿态的变化而改变,从而影响到估计精度。考虑到基于动力学模型的车辆质心侧偏角估计方法需要准确获取车辆的物理参数和道路环境参数,增加了模型的不确定性,本文提出应用支持向量机(Support Vector Machine,SVM)来实现车辆质心侧偏角的估计。SVM 是一种基于数据的机器学习方法^[7-8],它从观测样本出发寻找变量之间的内在规律,并利用这些规律对无法观测的数据进行预测,可以为车辆动力学状态的估计开辟新的途径。基于此,本文首先分析了影响车辆质心侧偏角的因素,为特征向量的选择提供依据;在分析支持向量机基本原理的基础上,设计了若干组具有代表性的车辆操纵性虚拟试验作为训练样本得到预测模型。通过不同附着路面上的双移线试验和轮胎大侧偏情况下的试验,对估计方法进行了验证和分析。

1 支持向量机原理

支持向量机利用结构风险最小化准则的基本思想是做到同时最小化经验风险和置信范围,以训练误差作为优化问题的约束条件,以置信区间最小化作为优化问题的实现目标^[7]。

在实际应用中,不敏感损失函数因具有稀疏性并在它的解的展开式中使用的支持向量数量最少,从而被广泛使用。支持向量机示意图如图 1 所示,

若将拟合的数学模型表达为多维空间的某一曲线,则根据不敏感函数所得的结构就是包络该曲线和训练点的“管道”。在所有样本点中,只有分布在管壁上的那一部分决定管道的位置,这一部分训练样本成为“支持向量”。

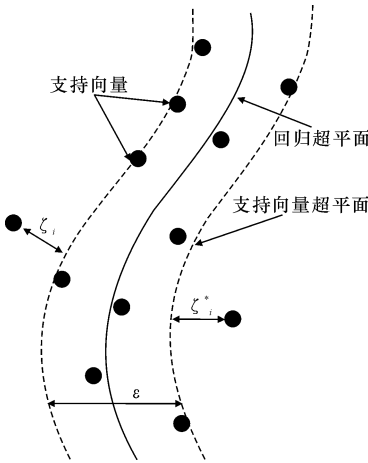


图 1 支持向量机
Fig. 1 Support vector machine

对于线性回归问题,可以采用线性回归函数,拟合数据为 $\{(x_i,y_i),i=1,2,\cdots,l\}$, $x_i\in R^d,y\in R$,函数形式为

$$y=wx+b$$

式中: x,y 为变量向量; w,b 分别为线性回归函数的法向量和偏移量。

为使线性回归函数有最佳的拟合必须寻找一个最小的 w ,采用最小化欧氏范数,则有优化目标函数为

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2$$

约束条件为

$$\begin{cases} y_i-wx_i-b\leqslant \epsilon \\ wx_i+b-y_i\leqslant \epsilon \end{cases} \quad i=1,2,\cdots,l$$

考虑到拟合误差情况,引入松弛变量 $\zeta_i\geqslant 0$, $\zeta_i^*\geqslant 0$ 和惩罚系数 C ,表示对超出敏感系数 ϵ 的样本的惩罚程度,则 SVM 回归问题就变成了约束最优化问题^[9],表达式为

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\zeta_i + \zeta_i^*) \\ \text{st} \quad & \begin{cases} y_i - wx_i - b \leqslant \epsilon + \zeta_i \\ wx_i + b - y_i \leqslant \epsilon + \zeta_i^* \\ \zeta_i \geqslant 0, \zeta_i^* \geqslant 0 \end{cases} \quad i=1,2,\cdots,l \end{aligned}$$

支持向量机将回归问题转化为一个二次优化问题,采用 Lagrange 乘子法求解这个具有线性不等式约束的二次规划问题,其相应的对偶模型为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \alpha^*} (L_D) = & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) x_i x_j - \\ & \epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \\ \text{st} \quad & \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_j \leq C, i=1, 2, \dots, l \end{cases} \end{aligned}$$

式中: L_D 为最优变量; $\alpha_i, \alpha_i^*, \alpha_j, \alpha_j^*$ 均为 Lagrange 乘子, 这里的 α_i, α_i^* 会有不为 0 的部分, 它们对应的样本便是支持向量。

对于非线性支持向量机, 通过一个非线性映射 Φ 将数据映射到一个高维特征空间, 并在高维特征空间进行线性回归, 实现过程则通过核函数 $K(x_i, x_j)$ 来进行

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \Phi(x_j)$$

从而非线性回归的优化函数变为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \alpha^*} (L_D) = & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) - \\ & \epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \end{aligned}$$

求解后得非线性回归函数表达式为

$$f(x) = \sum_{x_j} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, \mathbf{x}) + b$$

再利用 KKT 条件(最优化约束条件)计算出常值偏差为

$$\begin{aligned} b = y_i - \epsilon - \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_j, x_i), \quad \alpha_i \in (0, C) \\ b = y_i + \epsilon - \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_j, x_i), \quad \alpha_i^* \in (0, C) \end{aligned}$$

核函数选择工程中常用的径向基函数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$, 其表达式为

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = e^{(-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2 / \sigma^2)}$$

式中: σ 为控制核宽度的系数; \mathbf{x}' 为 \mathbf{x} 的转置。

由于 SVM 模型参数中的惩罚系数 C 、核宽度系数 σ 和不敏感系数 ϵ 等模型参数对模型的风险高低、学习能力有重要影响, 本文选择常用的 K 折交叉验证法对参数进行交叉比较, 从而选择最佳参数^[10]。

2 预测模型的建立

2.1 特征向量的选择

车辆侧偏主要是由侧向运动形成的。车辆质心侧偏角定义为侧向速度和纵向速度之间夹角的正切值, 其数学表达式为

$$\beta = \arctan^{-1} \left(\frac{v_y}{v_x} \right)$$

式中: β 为车辆质心侧偏角; v_x, v_y 分别为车辆的纵向和侧向速度。

可以看到, 车辆质心侧偏角的大小与车辆纵、侧向速度有关。直接应用定义式求质心侧偏角难以实现, 因为车辆的侧向速度通常无法直接准确获取。间接地通过能够测量到的物理量来计算质心侧偏角成为广泛采用的一种有效估计方法, 如文献[11]通过积分车辆质心侧偏角加速度来得到该角度, 其表达式为

$$\dot{\beta}(k) \approx \frac{1}{mv_x} (F_{y1} + F_{y2} \cos(\delta)) - \omega_r \approx \frac{a_y}{v_x} - \omega_r$$

式中: F_{y1}, F_{y2} 分别为前后轮侧向力; a_y 为侧向加速度; ω_r 为横摆角速度; δ 为前轮与车辆行驶方向的夹角。

可以看到, 在特定附着路面, 对质心侧偏角有重要影响的因素包括车辆速度、方向盘转角和横摆角速度。尽管无法直接测量的路面附着系数对车辆运动有直接影响, 但它的变化会影响驾驶人对方向盘的操纵, 从而改变车辆的横摆角速度、侧向加速度等变量, 即这些变量蕴含了路面附着变化的信息。因此, 本文对质心侧偏角进行估计选择 4 个特征向量: ①方向盘转角; ②车辆侧向加速度; ③横摆角速度; ④车辆速度。

2.2 训练样本的选择

训练样本对于预测模型的形成具有重要意义, 因为预测模型是由样本经过训练得到的, 因此, 样本应具有代表性。本质上, 车辆侧偏是由一系列不同的侧向运动片段组成的。考虑到侧偏运动经常是在车辆剧烈的侧向运动过程中形成的, 如车辆在高速通过弯道和在紧急避障的移线运动过程中。另外, 考虑到双移线试验作为衡量车辆操纵性和侧向稳定性的标准试验之一, 本文在 Carsim 车辆虚拟仿真平台中选择不同附着系数路面和不同车速条件共 20 组双移线试验(国际标准 ISO 3888-1:1999, 如下页图 2 所示), 代表车辆不同程度的侧偏运动, 见表 1。

表 1 车辆操纵性试验组
Tab. 1 Groups of maneuver experiments

附着系数	车速/(km · h ⁻¹)					
	125	105	95	85	65	45
0.9	—	—	—	—	—	—
0.7	—	—	—	—	—	—
0.5		—	—	—	—	—
0.3				—	—	—

注: “—”表示对应路面附着系数和车速下的操作性试验。

试验车辆的主要参数为, 整车质量 $m=1\,460\text{ kg}$,

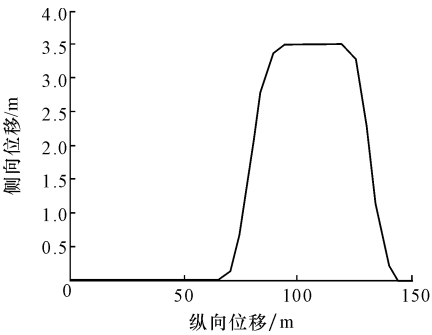


图2 双移线试验径迹

Fig. 2 Track of double lane change

质心到前轴距离 $a=1.108\text{ m}$, 质心到后轴距离 $b=1.42\text{ m}$, 车辆绕质心垂直轴的转动惯量 $I_2=2\,200\text{ kg}\cdot\text{m}^2$ 。

2.3 模型建立步骤

2.3.1 样本的采集

从上述 20 组试验中得到用于训练需要的样本数据, 试验过程中的采样周期为 0.025 s , 共采集样本 14 620 个。

2.3.2 样本数据预处理

为了避免特征向量之间数量级相差过大对训练结果的影响, 需要对样本数据进行归一化处理, 将其转化到区间 $[0,1]$ 。即

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

式中: x_{\max} 、 x_{\min} 分别为样本特征向量的最大、最小值; x_i 、 x'_i 分别为样本值、归一化后的样本值。

2.3.3 确定质心侧偏角预测样本训练集

用采集到的 14 620 个数据点进行训练, 特征向量为驾驶人方向盘转角、车辆速度、横摆角速度、侧向加速度。

2.3.4 选择核函数及模型参数, 构造最优化问题并求解

选择径向基函数为核函数, 通过交叉验证得到的最优模型的参数分别为: $C=10$, $\epsilon=0.05$, $\sigma=0.025$, $K=5$ 。

2.3.5 构造预测模型

利用样本构造质心侧偏角预测模型。

3 模型验证和分析

为了检验支持向量机对车辆质心侧偏角的估计性能, 在 Carsim 虚拟仿真平台设计了 2 组附着系数变化的道路试验进行验证。虚拟试验中得到的方向盘转角、车辆速度、横摆角速度、侧向加速度用来模

拟真实传感器的测量, 试验中获取的质心侧偏角来验证支持向量机模型的估计值。

3.1 变附着系数路面情况

试验中路面附着的变化情况如图 3 所示, 道路附着系数依次升高, 分别为 $0.4(0\sim200\text{ m})$ 、 $0.65(200\sim400\text{ m})$ 和 $0.9(400\sim600\text{ m})$ 。车辆速度变化如图 4 所示, 可以看到, 随着路面附着系数的提高, 车辆速度在 3 个双移线路段依次升高, 车速从 50 km/h 逐渐上升至 70 km/h , 最后达到 100 km/h 。在完成第 3 个移线试验后车速又逐渐降低。整个试验持续大约 35 s 。驾驶人对方向盘的操纵转角如图 5 所示。

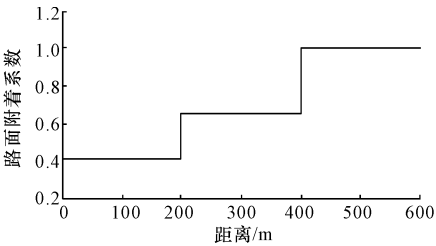


图3 路面附着系数

Fig. 3 Road adhesion coefficient

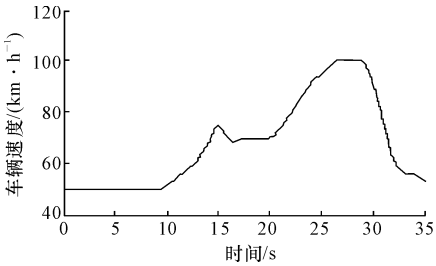


图4 车辆速度

Fig. 4 Vehicle operating speed

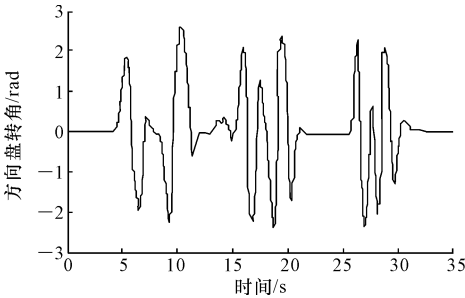


图5 方向盘转角

Fig. 5 Steering wheel angle

车辆侧向加速度时间历程见下页图 6, 在 3 个不同附着系数路面的双移线试验中, 车辆侧向加速度的最大值依次达到 $0.38g$ (对应路面附着系数 0.4)、 $0.61g$ (对应路面附着系数 0.65) 和 $0.82g$ (对应路

面附着系数 0.9),即轮胎已完全进入到侧偏角—侧偏力特性曲线的非线性区(g 为重力加速度)。对应的车辆横摆角速度响应如图 7 所示。

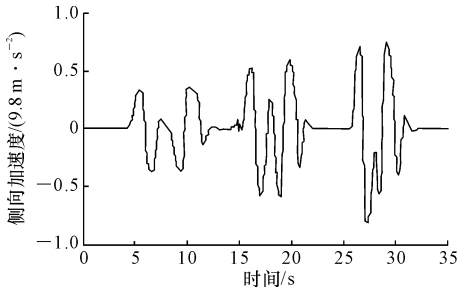


图 6 车辆侧向加速度
Fig. 6 Lateral acceleration

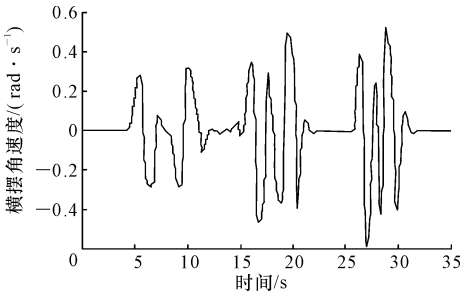


图 7 横摆角速度
Fig. 7 Yaw rate

车辆质心侧偏角的估计结果如图 8 所示,其变化范围为 $-7.09^\circ \sim 6.54^\circ$ 。通过对比可以看到,估计曲线较好地跟随了测量曲线。第 11 s 左右由于车速突然增大,导致估计出现了一定量的误差,绝对误差大小为 1.42° 。但从整体上看,估计结果达到了较高的精度,平均绝对误差为 0.11° 。

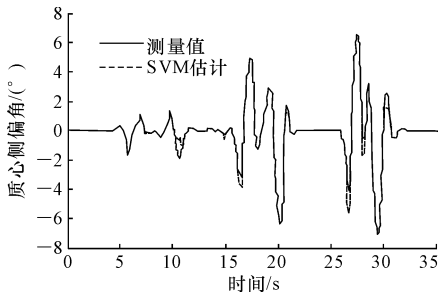


图 8 车辆质心侧偏角估计结果
Fig. 8 Results of estimated sideslip angle

3.2 变附着路面上大侧偏试验

设计的第 2 次验证试验的路面附着系数如图 9 所示,在前 160 m,路面附着系数为 0.5;在 160~350 m,路面附着系数为 0.9。驾驶人保持车辆的速度始终在 80 km/h 左右,见图 10。驾驶人的方向盘

转角如图 11 所示。

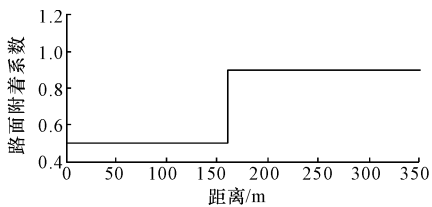


图 9 路面附着系数
Fig. 9 Road adhesion coefficient

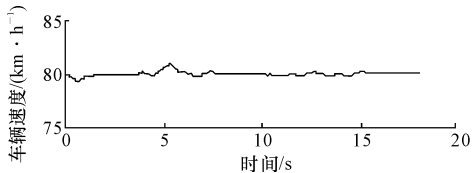


图 10 车辆速度
Fig. 10 Vehicle operating speed

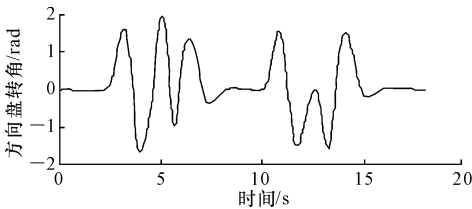


图 11 方向盘转角
Fig. 11 Steering wheel angle

在附着系数为 0.5 的路段,由于车速较高,车辆的侧向加速度达到 $0.48g$,即接近轮胎和道路的附着极限,轮胎出现了大侧偏现象并且进入到侧偏角—侧偏力曲线的非线性区。在附着系数为 0.9 的高附着路面上,侧向加速度最大值为 $0.58g$,轮胎在经历了侧偏角—侧偏力曲线的线性区后进入到了非线性区,如图 12 所示。车辆的横摆角速度响应如下页图 13 所示。

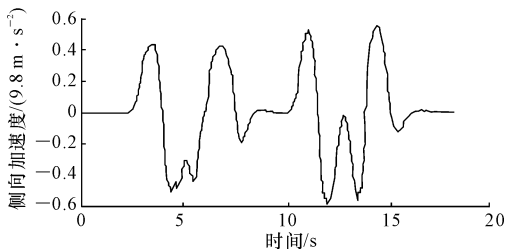


图 12 车辆侧向加速度
Fig. 12 Lateral acceleration

车辆质心侧偏角的估计结果见下页图 14。本次试验由于车速较高,在低附着系数路面上轮胎发生了较大幅度的侧偏现象,质心侧偏角的变化十分剧烈,最大值达到了 8.5° 。从估计曲线和测量曲线

的对比可以看到,估计值较好地跟随了测量值,平均绝对误差为 0.033° 。最大误差出现在 13.7 s 处,误差大小为 1.4° 左右,但从整体上看,估计值和测量值符合良好,达到了较高的估计精度。

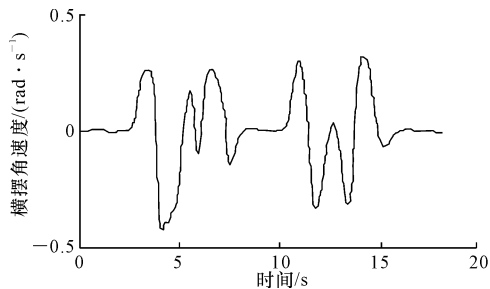


图 13 车辆横摆角速度

Fig. 13 Yaw rate

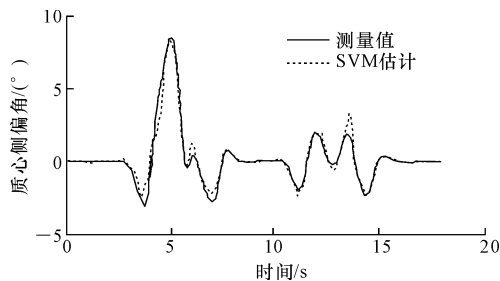


图 14 车辆质心侧偏角估计结果

Fig. 14 Results of estimated sideslip angle

4 结 语

(1)针对基于动力学模型的车辆质心侧偏角估计方法需要准确建立物理模型并获取车辆参数及判断路面附着系数等诸多问题,本文提出应用统计学理论中的支持向量机方法对车辆质心侧偏角进行估计。

(2)在分析车辆质心侧偏角影响因素的基础上,确定了以方向盘转角、车辆速度、横摆角速度和侧向加速度等可测量量作为支持向量机的特征向量。基于 Carsim 平台设计了 20 组不同附着系数路面的车辆操纵性试验,作为样本进行训练以得到预测模型。通过 2 组不同附着路面上的双移线试验和轮胎大侧偏情况下的试验对估计性能进行验证。结果表明支持向量机可以有效实现对不同附着路面上车辆质心侧偏角的估计,达到了较高的估计精度,从而为车辆动力学状态估计和车辆主动安全控制提供了新的研究思路。

(3)基于支持向量机的估计方法依赖于训练样本的数量,因此,将来的研究可以通过不断地增加更

多车速和附着系数路面上的车辆操控性试验使样本更加丰富,提高估计精度。

参考文献:

References:

- [1] FMVSS No. 126, Electronic stability control system [S].
- [2] Piyabongkan D, Rajamani R, Grogg J, et al. Development and experimental evaluation of a slip angle estimation for vehicle stability control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2009, 17(1): 78-88.
- [3] 郭孔辉,付皓,丁海涛. 基于扩展卡尔曼滤波的汽车质心侧偏角估计[J]. 汽车技术, 2009, 4(1): 1-4.
GUO Kong-hui, FU Hao, DING Hai-tao. Estimation of vehicle sideslip angle based on extended Kalman filter[J]. Automobile Technology, 2009, 4(1): 1-4. (in Chinese)
- [4] Stephant J, Charara A, Meizel D. Evaluation of a sliding mode observer for vehicle sideslip angle[J]. Control Engineering Practice, 2007, 15(7): 803-812.
- [5] Tsunashima H, Murakami M, Miyata J. Vehicle and road state estimation using interacting multiple model approach[J]. Vehicle System Dynamics, 2006, 44(S): 750-758.
- [6] Cheli F, Sabbion E, Pese M, et al. A methodology for vehicle sideslip angle identification: comparison with experimental data [J]. Vehicle System Dynamics, 2007, 45(6): 549-563.
- [7] Vapnik V. Statistical learning theory[M]. New York: Wiley, 1998.
- [8] 惠文华. 基于支持向量机的遥感图像分类方法[J]. 地球科学与环境学报, 2006, 28(2): 93-95.
HUI Wen-hua. TM image classification based on support vector machine[J]. Journal of Earth Sciences and Environment, 2006, 28(2): 93-95. (in Chinese)
- [9] Chang C, Lin C L. Training v-support vector classifiers: theory and algorithm[J]. Neural Computation, 2001, 13(9): 2119-2147.
- [10] Freeman A J, Skapura D M. Neural networks: algorithms, applications, and programming techniques[M]. New York: Addison-Wesley, 1991.
- [11] Jazar R N. Vehicle dynamics: theory and applications [M]. New York: Springer, 2008.