

基于 Kalman 滤波器的车辆振动速度估计

卢凡¹, 陈思忠¹, 刘畅¹, 李满红², 赵玉壮¹

(1. 北京理工大学 机械与车辆学院, 北京 100081; 2. 总装车船军代局驻北京地区军事代表室, 北京 100021)

摘要: 基于车辆悬架系统模型设计了 Kalman 滤波器, 由测量的车身和车轮加速度信号估计振动速度。分析了过程噪声协方差不准确对速度估计效果的影响, 然后讨论了基于预测滤波器的自适应 Kalman 滤波器。仿真结果表明: Kalman 滤波器能够实时准确估计车辆振动速度; 预设过程噪声协方差值不准确对车身速度估计影响较大, 甚至可能使滤波器失效; 自适应 Kalman 器能够修正过程噪声协方差不准确引起的估计误差, 获得准确的车辆振动速度。

关键词: Kalman 滤波; 振动速度; 估计; 悬架

中图分类号: U461.4; U463.3

文献标志码: A

DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2014.13.020

Vehicle vibration velocity estimation based on Kalman filter

LU Fan¹, CHEN Si-zhong¹, LIU Chang¹, LI Man-hong², ZHAO Yu-zhuang¹

(1. School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. Beijing Office, Vehicle and Vessel Military Representative Bureru, General Armament Department, Beijing 100021, China)

Abstract: Based on the vehicle suspension system model, a Kalman filter was designed to estimate the vibration velocity by measuring the sprung mass accelerations and unsprung mass accelerations. The influence of the covariance matrix of process noise on vibration velocity estimation was analyzed. Then an adaptive Kalman filter based on predictive filter was discussed. The simulation results show that the designed Kalman filter can accurately estimate the vehicle vibration velocity in real time. The inaccuracy of process noise covariance matrix has larger influence on body velocity estimation, or even makes the filter fail. The adaptive Kalman filter can compensate the estimation error caused by the unknown process noise covariance and obtain accurate vehicle vibration velocity.

Key words: Kalman filter; vibration velocity; estimation; suspension

车辆振动测量与控制中, 需要获取实时加速度、速度或位移响应信号。振动加速度传感器安装简便, 可靠性较高。因此通常直接测量振动加速度信号, 再经过信号处理得到速度和位移信号。

理论上, 对加速度信号进行一次积分和二次积分, 可以分别得到速度和位移。由于加速度传感器对低频信号的测量精度较低^[1], 以及漂移和噪声的干扰, 加速度测量不准确, 测量误差在积分过程中累积放大, 导致积分结果误差较大; 此外, 积分初值无法确定使得积分后的信号包含直流分量^[2]。所以, 在积分前后都必须对信号进行去趋势项处理。通常采用高通滤波器^[3]滤除直流和趋势项, 但滤波器过渡带和多次使用滤波器会带来较大的计算误差^[1]。采用多项式拟合法^[4]可以有效去除时域信号的趋势项, 从而得到更准确的速度

和位移信号。直接在频域将低频成分幅值置零^[5]也能获得较好的去趋势项效果, 还可以在频域完成积分, 比时域积分的准确度更好, 计算速度更快, 也更稳定。然而后两种去趋势项方法均需要利用一定长度的振动信号, 增加了历史信息的存储; 另外, 如果低频截止频率选择不合适, 可能将信号中有效的低频成分当作趋势项消除, 导致积分结果产生较大误差。因此, 通过积分计算振动速度和位移, 在随机振动实时测控系统中的应用有一定的局限性。

为了解决这个问题, 针对车辆悬架系统, 将加速度传感器分别安装在车身和车轮上, 利用系统动力学方程, 对速度和位移状态进行估计, 可以获得更准确的振动速度和位移。Kalman 滤波是一种线性最小方差估计, 其离散型算法是可直接在计算机上实现的最优递推滤波算法。适合处理多维随机过程、时变系统和非平稳随机过程^[6-7]。Kalman 滤波算法在时域中进行递推, 由前一时刻的状态估计值, 和当前时刻的测量值, 递推校正当前时刻的状态估计值^[8]。如果预设的过程

基金项目: 国家自然科学基金(51205021)

收稿日期: 2013-04-16 修改稿收到日期: 2013-07-31

第一作者 卢凡 女, 博士生, 1987年8月生

通信作者 赵玉壮 男, 博士, 讲师, 1983年11月生

噪声协方差大小与实际情况不符,滤波器将产生较大的估计误差甚至发散,需要根据输出信号自适应调节状态噪声协方差阵,进而调整 Kalman 增益^[9]。韩璐等^[10]将一种基于预测滤波器的自适应 Kalman 滤波算法应用于组合导航系统,验证了该自适应滤波算法对过程噪声统计特性具有更强的鲁棒性,并能获得更精确的状态估计。

本文基于四分之一车辆振动模型,设计 Kalman 滤波器对加速度信号进行处理,估计振动速度。该滤波器充分利用车身和车轮加速度之间的动力学关系,可以快速有效地估计振动速度,不受初值选取的影响。通过分析过程噪声协方差不准确对滤波效果的影响,说明了过程噪声协方差自适应的必要性;然后,基于预测滤波器,设计自适应 Kalman 滤波器,以消除过程噪声协方差不准确引起的估计误差。

1 车辆振动模型和路面激励模型

1.1 四分之一车辆振动模型

仅有两个自由度的四分之一车辆振动模型虽然简单,但也能较为准确地反映车辆的基本振动特性^[11]。本文研究模型为图1所示的四分之一车辆模型。图中, m_b 为等效车身质量; m_w 为等效车轮质量; z_g 、 z_b 和 z_w 分别为路面激励、车身和车轮的垂向位移; k_s 、 c_s 分别为悬架刚度系数和阻尼系数; k_t 为轮胎刚度系数。

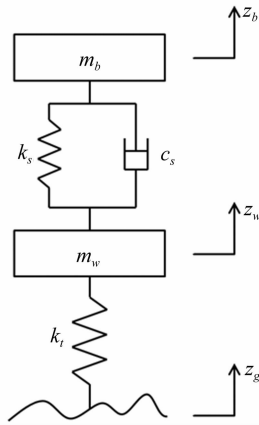


图1 四分之一车辆模型示意图
Fig.1 Schematic diagram of quarter-car model

以静平衡位置为系统原点,建立该系统的动力学微分方程:

$$\left. \begin{aligned} m_b \ddot{z}_b &= -k_s(z_b - z_w) - c_s(\dot{z}_b - \dot{z}_w) \\ m_w \ddot{z}_w &= k_s(z_b - z_w) + c_s(\dot{z}_b - \dot{z}_w) - k_t(z_w - z_g) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

1.2 随机路面激励模型

车辆振动的路面不平度输入主要以路面功率谱密度形式描述其统计特性,由文献[12]知,车辆振动的随机路面速度输入在关心频带内是一白噪声,功率谱密度由路面等级和行驶车速确定:

$$G_{z_g}(f) = 4\pi^2 G_{z_g}(n_0) n_0^2 u \quad (2)$$

式中: u 为汽车行驶速度; n_0 为参考空间频率, $n_0 = 0.1 \text{ m}^{-1}$; $G_{z_g}(n_0)$ 为路面不平度系数。

为了模拟实际路面的随机成分,考虑下截止频率,

可以用物理意义明确、计算方便的滤波白噪声法^[13]生成时域路面激励信号进行仿真:

$$\dot{z}_g(t) = -2\pi n_{00} u z_g(t) + 2\pi n_0 \sqrt{G_{z_g}(n_0) u} \cdot w_0(t) \quad (3)$$

式中: z_g 为随机路面激励; n_{00} 为下截止空间频率, $n_{00} = 0.011 \text{ m}^{-1}$; w_0 为单位白噪声。

1.3 车辆振动状态方程

选择状态变量 x 和输出变量 y 为:

$$x = [\dot{z}_b, \dot{z}_w, z_b - z_w, z_w - z_g]^T \quad y = [\ddot{z}_b, \ddot{z}_w]^T$$

则系统动力学方程改写为状态空间形式:

$$\begin{cases} \dot{x} = Fx + Gw \\ y = Hx + v \end{cases} \quad (4)$$

式中: $w = \dot{z}_g$ 为过程噪声; v 为量测噪声;系数矩阵

$$F = \begin{bmatrix} -\frac{c_s}{m_b} & \frac{c_s}{m_b} & -\frac{k_s}{m_b} & 0 \\ \frac{c_s}{m_w} & -\frac{c_s}{m_w} & \frac{k_s}{m_w} & -\frac{k_t}{m_w} \\ 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad G = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} -\frac{c_s}{m_b} & \frac{c_s}{m_b} & -\frac{k_s}{m_b} & 0 \\ \frac{c_s}{m_w} & -\frac{c_s}{m_w} & \frac{k_s}{m_w} & -\frac{k_t}{m_w} \end{bmatrix}$$

状态变量的前两个分量分别为车身和车轮的振动速度,第三个状态量为悬架动挠度,而第四个状态量为轮胎动变形。相应的状态方程(4)符合 Kalman 滤波假设:① 由于路面输入信号不易测量,选择此组状态变量可以保证输入方程不显含未知的输入变量;② 随机路面行驶工况下,忽略下截止频率,路面速度输入可视为系统的过程噪声,符合白噪声假设。

过程噪声 w 和量测噪声 v 分别是均值为零、方差为 Q 和 R 且相互独立的白噪声。量测噪声 v ,通常只考虑传感器的固有噪声,即由传感器的电子、电气和机械组成自身产生的噪声。传感器固有噪声是随机、不可预测的。可以采用统计的方法,通过对噪声波形进行采样,得到噪声标准差,或者是噪声的功率谱密度分布,然后转化成协方差阵 R 。而该四分之一车辆振动系统的过程噪声 w 是随机路面速度输入,可以利用式(2)计算得到过程噪声协方差 Q 。

2 Kalman 滤波算法及过程噪声自适应调节

2.1 标准 Kalman 滤波算法

离散型标准 Kalman 滤波算法计算流程如图2所示, Φ, Γ 和 H 是离散系统的系数矩阵, $\hat{x}(k|k-1)$ 为状态预测值, $\hat{x}(k|k)$ 为状态估计值。

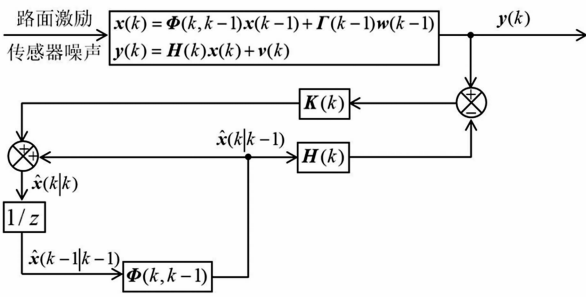


图 2 标准 Kalman 滤波原理

Fig. 2 Structure of standard Kalman filtering

其中,增益矩阵 $K(k)$ 由以下步骤迭代计算:

$$P(k|k-1) = \Phi(k, k-1)P(k-1|k-1)\Phi^T(k, k-1) + \Gamma(k-1)Q(k-1)\Gamma^T(k-1) \quad (5a)$$

$$K(k) = P(k|k-1)H^T(k) \times [H(k)P(k|k-1)H^T(k) + R(k)]^{-1} \quad (5b)$$

$$P(k|k) = [I - K(k)H(k)]P(k|k-1) \quad (5c)$$

本文所研究的系统是一致完全随机可观的,因此所设计的 Kalman 滤波器是渐近稳定的,可以盲目选取滤波初值,通常为了方便直接选取零状态为初值^[6]。此外,由于此系统是线性时不变的,且过程噪声和量测噪声均平稳,可由离散 Riccati 方程离线获取稳态误差协方差矩阵,并计算相应的 Kalman 增益矩阵。以稳态的增益矩阵设计 Kalman 滤波器:

$$\hat{x}(k|k) = (I - KH)\Phi \times \hat{x}(k-1|k-1) + K \cdot y(k) \quad (6)$$

由式(6)可知,线性时不变系统的 Kalman 滤波器的增益矩阵也是时不变的,每一个采样时刻,只需要根据量测信号对状态估计值进行更新,减少了计算量和数据存储量。

2.2 标准 Kalman 滤波器应用

针对表 1 所确定的车辆模型设计标准 Kalman 滤波器,仿真估计其车身和车轮的振动速度。

表 1 四分之一车辆模型仿真参数

Tab. 1 Simulation parameters of quarter-car model

参数	数值
1/4 车身质量 m_b/kg	1 410
1/4 车轮质量 m_w/kg	140
悬架刚度系数 $k_s/(\text{N} \cdot \text{m}^{-1})$	8.0E4
悬架阻尼系数 $c_s/(\text{N} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1})$	7.5E3
轮胎刚度系数 $k_t/(\text{N} \cdot \text{m}^{-1})$	7.2E5
路面不平度系数 $G_{zg}(n_0)/\text{m}^3$	6.4E-5
汽车行驶速度 $u/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	10
采样间隔 T_s/s	0.002

为仿真初值未知的工况,标准 Kalman 滤波器(KF)从 $t=0.5 \text{ s}$ 时刻才开始作用。积分法常用的去直流和趋势项的三种方法中,多项式拟合法和频域低频幅值置零法的实时性较差,此处仅用带高通滤波的积分器(HP-INT)作对比:加速度信号经高通滤波器滤去直流分量和趋势项,积分得到速度信号后,再进行一次高通滤波。对车辆以 10 m/s 驶过 B 级随机路面的工况,选取设置高通滤波器的截止频率为路面输入下截止频率的一半, $f_{lp}=0.05 \text{ Hz}$,仿真结果如图 3 所示。

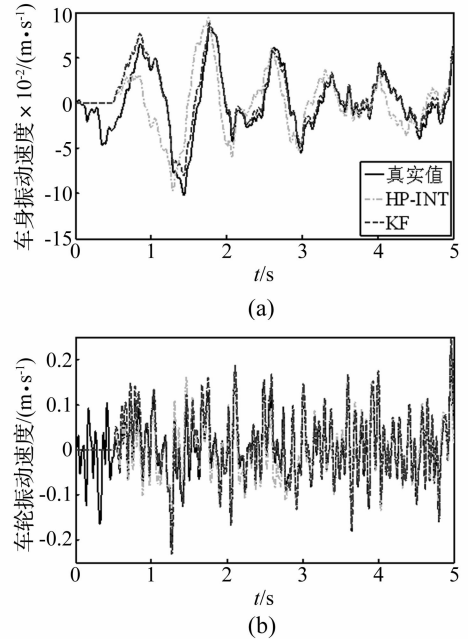


图 3 随机路面激励振动速度信号

Fig. 3 Vibration velocity signals with random road excitation

由仿真曲线知,虽然高通滤波器可以滤去部分趋势项,抑制了积分的发散,但得到的振动速度误差较大。而 Kalman 滤波器不仅能准确估计振动速度,而且能快速消除初值对滤波结果的影响。产生上述问题的原因主要是:带高通滤波的积分器是单输入单输出系统,分别对车身和车轮加速度信号进行处理,而 Kalman 滤波器是多输入多输出系统,由这两个加速度信号共同作用进行振动速度的估计。由于悬架弹性力和阻尼力同时作用于车身和车轮质量,使得车身和车轮的加速度有一定的联系,且悬架弹性力和阻尼力分别是车身和车轮的相对振动位移和速度的函数,所以引入悬架系统动力学模型,可以抑制速度估计的发散。

车辆受到脉冲激励的响应比随机激励情况更复杂,频谱更丰富。为仿真此工况下, Kalman 滤波器对车辆振动速度估计的准确性,假设车辆以 10 m/s 驶过固定于随机路面上、半径为 100 mm 的半圆形凸块的工况,结果如图 4 所示。

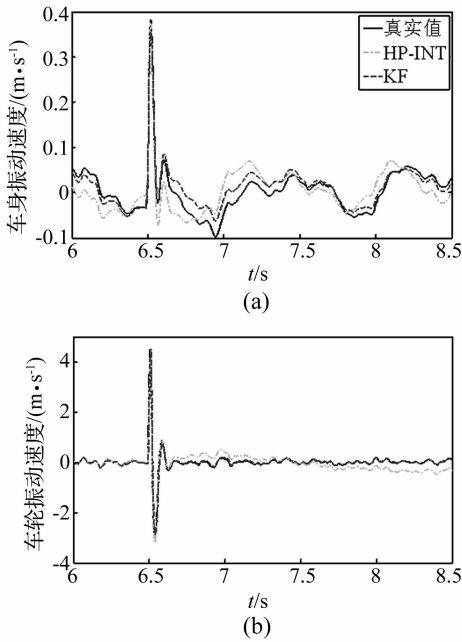


图4 脉冲路面激励振动速度信号

Fig. 4 Vibration velocity signals with impulse road excitation

图4表明高通滤波器在去除趋势项的同时,也滤去了脉冲响应中有效的低频成分,使得积分得到的振动速度明显偏离真实值,而且由脉冲响应引起的积分误差要经过一段较长的时间才能消除。而Kalman滤波器充分利用了两个加速度信号,保证了对振动速度的实时有效估计。

2.3 过程噪声自适应Kalman滤波算法

实际系统中的过程噪声协方差是变化且不可准确测量的,会影响状态估计的效果。记真实过程噪声协方差为 Q_1 ,而 Q 为设计Kalman滤波器时的预设过程噪声协方差。仿真得到噪声协方差参数不准确对振动速度估计精度的影响,如图5所示。

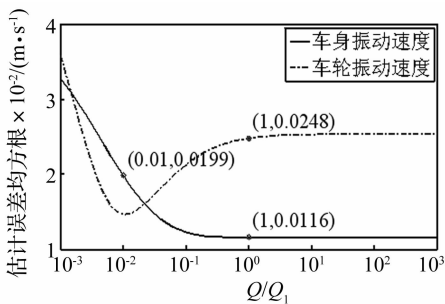


图5 过程噪声协方差对振动速度估计误差均方根值的影响

Fig. 5 Influence of process noise covariance matrix on vibration velocity estimation error RMS

由图5可知,当预设的过程噪声协方差 Q 大于真实值时,对车身和车轮振动速度估计的误差基本没有影响。当 Q 小于真实值时, Q 越小,车身振动速度的估计误差越大,当 Q 为真实值的0.01倍时,误差增大了

71.5%;而对于车轮速度,随着 Q 减小,估计误差先减小后增大。过程噪声协方差不准确主要影响车身速度的估计。综合考虑对车身和车轮速度估计误差,可以认为当 Q 小于 $0.01Q_1$ 时,滤波器对速度的估计失效。

过程噪声是完全随机的,无法知道预设的协方差值较真实值是偏大还是偏小,因此需要根据加速度信号自适应调节过程噪声。基于预测滤波器的自适应Kalman滤波^[10]状态观测器原理如图6所示。该算法利用预测滤波器实时估计系统模型误差 $d(k-1)$ 及其协方差矩阵,对标准Kalman滤波算法的时间更新步骤进行了修正,从而自适应调节Kalman增益。

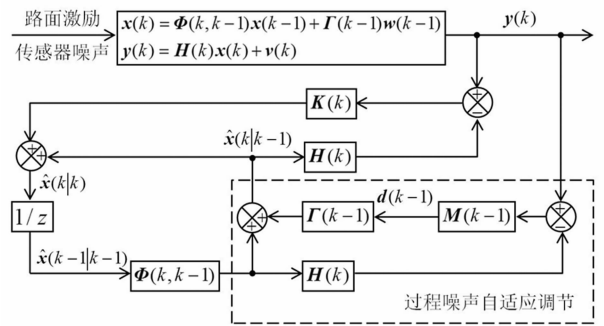


图6 自适应Kalman滤波原理

Fig. 6 Structure of adaptive Kalman filtering

其中,增益矩阵 $M(k-1)$ 的计算式:

$$M(k-1) = [W + \Gamma^T(k-1)H^T(k)H(k)\Gamma(k-1)]^{-1} \times \Gamma^T(k-1)H^T(k) \quad (7)$$

式中: W 为 $d(k)$ 的权重矩阵且为正定阵,一般取对角矩阵,其取值应满足协方差约束。

同时预测估计误差协方差的迭代式(5a)也要做相应的修正(针对本问题,只列写线性时不变系统的公式):

$$E[\langle d(k-1) \rangle] = M[R + \langle H\Gamma \cdot d(k-1) \rangle]M^T \quad (8a)$$

$$N(k-1) = \Phi P(k-1|k-1)\Phi^T H^T M^T \Gamma^T \quad (8b)$$

$$P(k|k-1) = \Phi P(k-1|k-1)\Phi^T + N(k-1) + N^T(k-1) + \Gamma\{E[\langle d(k-1) \rangle]\} + Q\Gamma^T \quad (8c)$$

式中:算子 $\langle a \rangle = aa^T$, $E[\langle d(k-1) \rangle]$ 为 $d(k-1)$ 的协方差矩阵, $N(k-1)$ 为 $\Phi[x(k-1) - \hat{x}(k-1|k-1)]$ 和 $\Gamma \cdot d(k-1)$ 的互协方差矩阵。

注意到增加自适应调节后,Kalman滤波增益 $K(k)$ 不再是常矩阵,需要通过式(5)和(8)进行实时迭代计算,相应增加了计算量和数据存储量。

自适应Kalman滤波算法增加了一个参数矩阵 W ,文献[14]仅对 W 的取值有一个定性的分析,并没有给出具体的计算公式。作者指出, W 表示模型误差参与修正假设系统模型的权重。 W 越小,模型误差的对模型的修正越多,估计值越接近测量值;而 W 越大,估计值越接近假设模型。为了更好地利用量测信号修正观

测模型,应当在满足协方差约束条件下尽可能选取小的权重矩阵 W 。本问题中,取权重矩阵参考值:

$$W = 2I^T H^T H I \quad (9)$$

对车辆以 10 m/s 驶过 B 级随机路面的工况,预设过程噪声协方差为真实值的 0.01 倍来模拟过程噪声协方差未知的情况,分别应用 Kalman 滤波器 (KF1) 和过程噪声自适应 Kalman 滤波器估计振动速度,结果如图 7 所示。

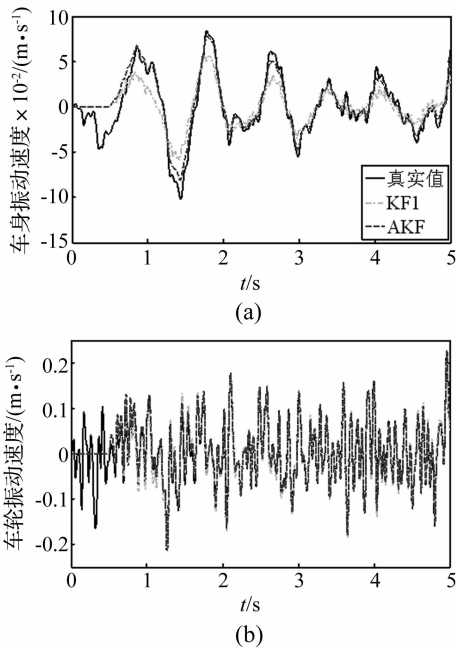


图 7 过程噪声未知时的随机路面激励振动速度信号
Fig. 7 Vibration velocity signals with random road excitation when process noise covariance matrix is unknown

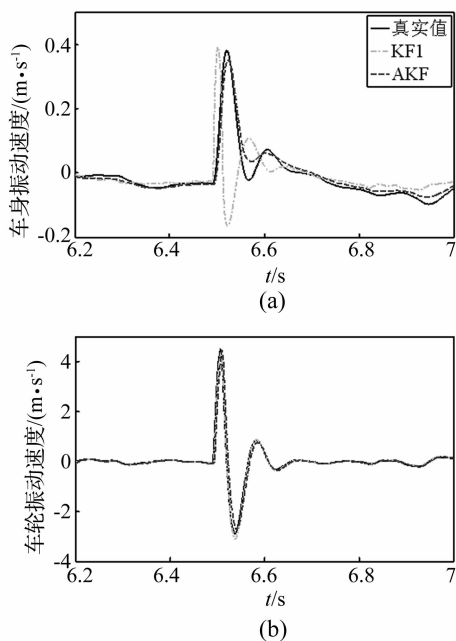


图 8 过程噪声未知时的脉冲路面激励振动速度信号
Fig. 8 Vibration velocity signals with impulse road excitation when process noise covariance matrix is unknown

由于未知过程噪声,预设的协方差不准确。由图 7 可知,KF1 估计得到的车轮速度较准确,但车身速度误差大;而 AKF 有效地消除了过程噪声不准确带来的估计误差,自适应效果明显。

图 8 所示是脉冲路面激励工况的仿真结果。

由图 8 可知,不准确的过程噪声协方差使得 KF1 不能估计出准确车身振动速度,而自知应调节步骤保证了 AKF 对振动速度的估计比较理想。

3 结 论

利用车辆振动模型,设计 Kalman 滤波器,由加速度信号估计振动速度,仿真分析得到如下结论:

(1) Kalman 滤波器利用动力学模型将两个加速度信号联系起来,可以准确地估计振动速度,并快速消除初值对滤波结果的影响。Kalman 滤波器的使用有效解决了基于高通滤波的积分器对低频信号处理效果不理想的问题。

(2) 当 Kalman 滤波器过程噪声协方差未知时,若预设值大于真实值,对车身和车轮振动速度估计的误差基本没有影响;若预设值小于真实值,对车身振动速度估计影响较大,甚至可能导致滤波器失效。

(3) 基于预测滤波器的自适应 Kalman 滤波器可以消除过程噪声参数对振动速度估计结果的影响,而不用考虑预设的过程噪声协方差与真实值的大小关系。

参 考 文 献

[1] 顾名坤,吕振华. 基于振动加速度测量的振动速度和位移信号识别方法探讨[J]. 机械科学与技术, 2011,30(4): 522 - 526.
GU Ming-kun, LÜ Zhen-hua. Identification of a mechanism's vibration velocity and displacement based on the acceleration measurement [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2011, 30 (4) : 522 - 526.

[2] 周小祥,陈尔奎,吕桂庆,等. 基于数字积分和 LMS 的振动加速度信号处理[J]. 自动化仪表, 2006,27(9): 51 - 53.
ZHOU Xiao-xiang, CHEN Er-kui, LÜ Gui-qing, et al. The processing of vibration acceleration signal based on numeric integration and LMS [J]. Process Automation Instrumentation, 2006,27(9): 51 - 53.

[3] 安方,陈卫东,邵敏强. 基于速度 - 加速度时滞反馈的振动主动控制[J]. 振动、测试与诊断, 2012,32(3): 364 - 270.
AN Fang, CHEN Wei-dong, SHAO Min-qiang. Time-delayed velocity acceleration feedback for active vibration control of cantilever beam [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012,32(3): 364 - 270.

[4] 陈为真,汪秉文,胡晓娅. 基于时域积分的加速度信号处理[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2010,38(1): 1 - 4.
CHEN Wei-zhen, WANG Bing-wen, HU Xiao-ya.

- Acceleration signal processing by numerical integration [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2010,38(1): 1-4.
- [5] 陈培永. 动态信号处理若干技术及应用[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
- [6] 付梦印, 邓志红, 闫莉萍. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用(第二版)[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [7] 朱志宇. 粒子滤波算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [8] Simon D. Optimal state estimation: Kalman, h_{∞} , and nonlinear approaches[M]. Hoboken, N. J.: John Wiley & Sons Inc. Publication, 2006.
- [9] 张谦, 景占荣. 一种过程噪声自适应调节的卡尔曼滤波算法[J]. 电子测量技术, 2007,30(5): 18-20.
ZHANG Qian, JING Zhan-rong. Kalman filtering algorithm with process noise adjusting adaptively [J]. Electronic Measurement Technology, 2007,30(5): 18-20.
- [10] 韩璐, 景占荣, 段哲民. 一种基于预测滤波器的自适应卡尔曼滤波算法[J]. 火力与指挥控制, 2010,35(3): 110-113.
- HAN Lu, JING Zhan-rong, DUAN Zhe-min. Application of adaptive Kalman filter to missile fixed SINS/GPS integrated navigation system based on predictive filtering [J]. Fire Control and Command Control, 2010,35(3): 110-113.
- [11] Crolla D, 喻凡. 车辆动力学及其控制[M]. 北京: 人民交通出版社, 2004.
- [12] 余志生. 汽车理论(第5版)[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009.
- [13] 陈杰平, 陈无畏, 祝辉, 等. 基于 Matlab/Simulink 的随机路面建模与不平度仿真[J]. 农业机械学报, 2010,41(3): 11-15.
CHEN Jie-ping, CHEN Wu-wei, ZHU Hui, et al. Modeling and simulation on stochastic road surface irregularity based on Matlab/Simulink [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010,41(3): 11-15.
- [14] Crassidis J L, Markley L L. Predictive filtering for nonlinear systems[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1997,20(3): 566-572.

(上接第 85 页)

用下玻璃板的破坏时间,结果如图 12 所示。对比三种工况可知,随着比例爆距的减少,破坏时间的主要分布区间前移,工况 1 和工况 2 玻璃板的破坏时间集中在 2~4 ms,工况 3 集中在 0~2 ms,这与实验结果是基本相符的,说明该破坏模型可以用于单层玻璃板的抗爆分析。

4 结论

本文以浮法玻璃为例确定了文献[1]中修正模型的未知量。首先假定四种不同的裂纹长度分布,分别对其中某一种长度分布选用不同裂纹密度值和裂纹最大长度值,基于所选的裂纹密度和裂纹最大长度对玻璃的破坏时间进行模拟,通过计算模拟结果与试验结果的对比确定出四种裂纹长度分布对应的最优裂纹密度和裂纹最大长度。根据确定的四种长度分布及最优裂纹密度和裂纹最大长度,计算玻璃板的破坏应力,将计算结果与试验结果对比,确定出最优的裂纹长度分布,由此,最优裂纹长度分布对应的一组参数即为该改进模型的参数。运用确定参数后的改进模型计算了玻璃板的破坏时间和破坏应力,分别与 Evans 的模型、Simu&Reed 的模型、Nurhuda 模型和 Beason 模型的计算结果进行对比,对比表明,该改进模型可以同时较准确地计算出玻璃板的破坏应力和破坏时间。最后应用改进模型,采用最优的裂纹长度分布和相应的裂纹密度和最大裂纹长度对不同爆炸荷载下玻璃板的破坏时间进行了模拟,模拟结果与试验值吻合较好。

参考文献

- [1] 柳锦春, 于润清, 唐德利. 动荷载作用下预测玻璃板破坏强度和破坏时间的一种改进模型——I. 理论[J]. 振动与冲击, 2014,33(13):77-81.
LIU Jin-chun, YU Run-qing, TANG De-li. Improved prediction model for failure strength and failure time of glass panels under dynamic loading-I. Theory [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014,33(13):77-81.
- [2] Analysis user's manual of ABAQUS 6.6 Volume III: Prescribed Conditions[P]. American: ABAQUS Inc., 2007.
- [3] Fischer-Cripps A C, Collins R E. Architectural glazing: Design standards and failure models [J]. Build. Environ, 1995, 30(1): 29-40.
- [4] Gavanski E, Gregory A K, ASCE M. Glass breakage tests under fluctuating wind loads [J]. American Society of Civil Engineers, 2011, 3: 34-41.
- [5] Mehmet Z A. Laminated glass plates: revealing of nonlinear behavior [J]. Computers and Structures, 2003, 81: 2659-2671.
- [6] Nurhuda I, Lam N T K, Gad E F, et al. Estimation of strength in large annealed glass panels [J]. Int. J. Solids Struct., 2010,47(18-19): 2591-2599.
- [7] Beason. W L, Morgan. Glass failure prediction model [J]. J. Struct. Eng., 1984, 110(2): 197-212.
- [8] 姚泽清, 苏晓冰, 郑琴, 等. 应用泛函分析[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [9] 葛杰. 爆炸荷载作用下建筑玻璃板的破碎理论与实验研究[D]. 上海: 同济大学, 2012.
- [10] Hyde D. Conventional weapons program (Conwep) [R]. US Army Waterways Experimental Station, Vicksburg, USA, 1991.