

# 基于 Kalman 滤波的自适应数据融合方法及在轮毂检测中的应用

南雷光 马庆增 李文龙 成巍

(齐鲁工业大学(山东省科学院)激光研究所 山东 济宁 272017)

**摘要** 为了满足生产需要,对轮毂端径跳动量及最低点检测数据处理算法进行了研究。提出基于 Kalman 滤波的自适应数据融合方法,此算法可以根据标准化后的采样数据与三次 B 样条近似拟合算法得到的平滑后的数据点采用自适应方法计算各个数据点的不同权重系数最终得到融合后的数据;根据转换公式计算得到各面的端径跳动量差值及最低点角度。实验结果表明该算法数据处理的有效性及其良好的鲁棒性。同时开发了轮毂检测系统,系统在轮毂以 90 度/s 的情况下转动一圈得到测量数据后经过系统软硬件处理可使检测精度达到  $\pm 3$  度以内,在测量时间及精度方面满足了客户技术文件要求,达到了满意的效果。

**关键词** 轮毂 端径跳动量 最低点 检测 定位 测量时间 精度

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2023.02.016

## AN ADAPTIVE DATA FUSION METHOD BASED ON KALMAN FILTERING AND ITS APPLICATION ON WHEEL HUB DETECTION

Nan Leiguang Ma Qingzeng Li Wenlong Cheng Wei

(Laser Research Institute, Qilu University of Technology (Shandong Academy of Sciences), Jining 272017, Shandong, China)

**Abstract** In order to meet the needs of production, this paper studies the data processing algorithm for wheel hub end diameter runout and minimum point detection. An adaptive data fusion method based on Kalman filtering is proposed. This algorithm could use the adaptive method to calculate the different weight coefficients of each data point according to the standardized sampling data and the smoothed data points obtained by the cubic B-spline approximate fitting algorithm, so that the fused data was obtained. Then the difference of the end diameter runout of each surface and the lowest point angle were calculated according to the conversion formula. The experimental results show that the algorithm is effective and robust in data processing. We also developed a wheel hub detection system. This system could obtain the measurement data by rotating the hub at 90 degrees per second. After the system software and hardware processing, the detection accuracy could reach  $\pm 3$  degrees, which satisfied the requirements of customer's technical documents in terms of measurement time and accuracy and achieved satisfactory results.

**Keywords** Wheel hub End diameter jump value Lowest point Detection Positioning Measurement time Accuracy

## 0 引言

为了机动车的安全运行,轮毂生产厂家需要对生产的轮毂的轴向和径向的跳动量进行精密检测以筛选出不合格轮毂<sup>[1]</sup>,以免因轮毂加工精度问题导致车辆

发生严重后果<sup>[2]</sup>。国内外相关行业内较早便提出并应用了端面及径面跳动量检测方法来衡量轮毂的工艺质量<sup>[3]</sup>。检测主要方向是通过计算上端面、上径面、下径面、下端面各自的差值,通过差值结果大小判断轮毂是否合格。同时,个别行业还要求对上端面、上径面、下径面、下端面的最低点的位置进行定位同时标记此点。

本文主要在端面及径面跳动量检测基础上研究并应用了最低点的位置定位,为了使得算法参数容易量化固定以便增强算法的稳定性<sup>[4]</sup>,首先对采样数据进行限幅滤波法剔除坏点及标准化处理;其次采用三次 B 样条近似拟合算法<sup>[5]</sup>进行曲线拟合,以便平滑采样曲线,获得数据的整体变化量及变化趋势;之后提出基于 Kalman 滤波<sup>[6]</sup>的自适应数据融合方法,本文算法在平滑滤波的过程中也能够尽最大可能保留各采样点的细节信息,以便能够最大可能保留真实值,增强了算法的鲁棒性<sup>[7]</sup>。

## 1 数据预处理

### 1.1 坏点剔除

定义轮毂进行 360 度(1 圈)旋转采样,每个脉冲旋转 0.005 度,读取编码器当前值以每隔 10 个脉冲读取并记录当前采样值,因而轮毂旋转 1 圈可得 7 200 个采样值,为了排除随机干扰,采用常用的限幅滤波法剔除坏点。相关公式如下:

$$y_j(i) = \begin{cases} y_j(i) & y_j(i) - y_j(i-1) \leq A \\ y_j(i-1) & y_j(i) - y_j(i-1) > A \end{cases}$$

基本方法:定义  $j(0 < j \leq 4; j$  为整数)分别代表上端面、上径面、下径面或下端面的所有采样值,当前端面或径面的第  $i$  个采样值为  $y_j(i)(0 < i \leq 7\ 200; i$  为整数),比较相邻  $i$  和  $i-1$  时刻的两个采样值  $y_j(i)$  和  $y_j(i-1)$ ,确定两次采样允许的最大偏差  $A$ (本文  $A = 0.025$ )。若大于  $A$ , $y_j(i-1)$  代替  $y_j(i)$ ;若未超过  $A$ ,则保留采样值  $y_j(i)$ 。

### 1.2 数据标准化

为了使后续 Kalman 算法及三次 B 样条近似拟合算法各参数易于固化,增强算法的良好适应性,对采集数据进行标准化运算是非常必要的。为方便起见,采用如下的线性标准化方法<sup>[8]</sup>:

$$w_j(i) = \frac{y_j(i) - \min\{f_j\}}{\max\{f_j\} - \min\{f_j\}}$$

式中:符号  $\max\{f_j\}$  和  $\min\{f_j\}$  分别代表所选 4 个端面中的第  $j$  个面一周采样值的最大值和最小值; $y_j(i)$  代表其第  $i$  个采样值。经过上述标准化操作,所有特征的取值范围均被映射至  $[0, 1]$  区间。同时,增加值  $w_j(7\ 201) = w_j(1)$ ,由  $\mathbf{W}_j = [w_j(1), w_j(2), \dots, w_j(n)]$ ,此处  $n = 7\ 201$ ,可得 4 个端面矩阵表示法: $\mathbf{W} = [\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \mathbf{W}_3, \mathbf{W}_4]$ 。定义  $F_j = \max\{f_j\} - \min\{f_j\}$ ,可得: $\mathbf{F} = [F_1, F_2, F_3, F_4]$ 。

## 2 三次 B 样条近似拟合算法

本文采用三次 B 样条近似拟合算法<sup>[9]</sup>对  $n = 7\ 201$  各点进行曲线拟合,采用此算法从  $w_j(1)$  开始,以每连续 4 个点拟合一条曲线,下一条曲线从第 4 个点开始重复此种过程拟合。因而 7 201 个点总共可拟合 2 400 条曲线,这里每条曲线以  $m(0 < m \leq 2\ 400)$  表示。本文第  $j$  个面的第  $m$  条三次 B 样条曲线的方程如下:

$$P_{m,j}(t) = \sum_{i=3m-2}^{3m+1} w_j(i) E_{i,3}(t)$$

同时根据三次 B 样条曲线方程中基函数公式可得如下方程:

$$E_{3m-2,3}(t) = \frac{1}{6}(1-t)^3$$

$$E_{3m-1,3}(t) = \frac{1}{6}(3t^3 - 6t^2 + 4)$$

$$E_{3m,3}(t) = \frac{1}{6}(-3t^3 + 3t^2 + 3t + 1)$$

$$E_{3m+1,3}(t) = \frac{1}{6}t^3$$

根据以上公式可求得最终的第  $j$  个面的第  $m$  条三次 B 样条曲线  $P_{m,j}(t)$ ,并得到第  $j$  个面拟合的所有曲线。然后将  $t$  等于  $w_j(3m-2)$ 、 $w_j(3m-1)$ 、 $w_j(3m)$  及  $w_j(3m+1)$  代入拟合生成的曲线  $P_{m,j}(t)$ ,可得点  $p_j(3m-2)$ 、 $p_j(3m-1)$ 、 $p_j(3m)$  及  $p_j(3m+1)$ 。之后将第  $j$  个面的第  $m$  条曲线  $P_{m,j}(t)$  计算的第 4 个点  $p_j(3m+1)$  与第  $m+1$  条曲线  $P_{m+1,j}(t)$  计算的第 1 个点  $p_j(3(m+1)-2)$  进行平均值运算得到  $v_j(3m+1)$ ,而  $p_j(3m-1)$  及  $p_j(3m)$  不作运算(为了易于后续表达,将此 2 点以  $v_j(3m-1)$  及  $v_j(3m)$  表示)。需要说明的是:第 1 条曲线  $P_{1,j}(t)$  及第 2 400 条曲线  $P_{2\ 400,j}(t)$  计算得到的点  $p_j(1)$  及  $p_j(7\ 201)$  也不作运算,以  $v_j(1)$  及  $v_j(7\ 201)$  表示。因而可得到经过拟合平滑后计算得到的各点值  $v_j(i)$ ,向量表示为: $\mathbf{V}_j = [v_j(1), v_j(2), \dots, v_j(n)]$ ,此处  $n = 7\ 201$ 。

## 3 基于 Kalman 滤波<sup>[10]</sup>的自适应数据融合方法

本文所提出的自适应数据融合方法是采用式(1)进行数据融合得到  $r_j(i)$ ,此值代表通过数据融合后的最优值。通过标准化的采样数据  $w_j(i)$  与经过 B 样条拟合后的得到的值  $v_j(i)$  进行作差得到的值为  $\theta_j(i)$ , $\theta_j(i)$  可反映采样值与拟合平滑后值的偏差大

小。自适应数据融合方法就是通过 Kalman 滤波方法确定第  $j$  个面的第  $i$  点的比例因子  $\alpha_i$ 。 $v_j(i)$  代表第  $j$  个面的第  $i$  点斜率值。

$$r_j(i) = \alpha_j(i)w_j(i) + (1 - \alpha_j(i))v_j(i) \quad (1)$$

同时作如下定义:

$$\theta_j(i) = w_j(i) - v_j(i) \quad (2)$$

$$\vartheta_j(i) = \dot{v}_j(i) \quad (3)$$

$$\alpha_j(i) = \frac{\tilde{\vartheta}_j(i)}{\tilde{\theta}_j(i)} \quad (4)$$

本文中符号有如下表示:带“ $\hat{\cdot}$ ”的量都代表预测值;带“ $\tilde{\cdot}$ ”的量都代表 Kalman 计算的最优值。为了表示方便,将以下 Step1 ~ Step6 中所有代表上端面、上径面、下径面或下端面的  $j(0 < j \leq 4; j$  为整数)省略,默认为取其中第  $j$  个面进行运算,4 个面分别进行如下运算,彼此互相独立,无相关性。整个 Kalman 滤波过程分为预测阶段与校正阶段。详细步骤如下:

**预测阶段。**

**Step1** 定义预测值:  $\hat{X}(i) = [\hat{\theta}_i \quad \hat{\vartheta}_i]^T$ , 计算的最

$$\text{优值 } \tilde{X}(i) = [\tilde{\theta}_i \quad \tilde{\vartheta}_i]^T, \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & -dt \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = [dt \quad 0]^T,$$

$G = \ddot{v}_j(i)$  代表加速度值,数据采样间隔  $dt = 0.005$ ,由 Kalman 先验估计公式  $\hat{X}(i) = \mathbf{A}\tilde{X}(i-1) + \mathbf{B}$ , 将定义代入其中可得求得  $\hat{X}(i)$ :

$$\begin{bmatrix} \hat{\theta}_i \\ \hat{\vartheta}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -dt \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\theta}_{i-1} \\ \tilde{\vartheta}_{i-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} dt \\ 0 \end{bmatrix}$$

**Step2** 由 Kalman 误差协方差估计公式,根据公式  $\hat{P}(i) = \mathbf{A}\tilde{P}(i-1)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}$ , 求得  $\hat{P}(i)$ 。其中  $\mathbf{Q}$  为向量  $\mathbf{A}$  的协方差矩阵,又因为本文中  $\theta_i$  与  $\vartheta_i$  是相互独立的,因而可得:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} S_1 & 0 \\ 0 & S_2 \end{bmatrix}$$

$S_1$  与  $S_2$  代表协方差值,根据实验和计算,本文中:  $S_1 = 0.001, S_2 = 0.003$ 。

**校正阶段。**

**Step3** 根据  $\mathbf{Kg}(i) = \hat{P}(i)\mathbf{H}^T / (\hat{P}(i)\mathbf{H}^T + \mathbf{R})$ , 求得 Kalman 增益系数  $\mathbf{Kg}(i)$ ,  $\mathbf{Kg}(i)$  为二维向量,定义如下:

$$\mathbf{Kg}(i) = [\mathbf{Kg}_\theta(i) \quad \mathbf{Kg}_\vartheta(i)]^T$$

因为  $\theta_i$  与  $\vartheta_i$  无相关性,因而由 Kalman 滤波推导公式的量测方程,可令  $\mathbf{H} = [1 \quad 0]$ 。同时本文中  $\mathbf{R} = [\dot{v}_j(i) \quad \ddot{v}_j(i)]^T$ 。

**Step4** 定义  $\mathbf{X}(i) = [\theta_i \quad \vartheta_i]^T$ , 由 Kalman 修正公式  $\tilde{X}(i) = \hat{X}(i) + \mathbf{Kg}(i)(\mathbf{X}(i) - \mathbf{H}\hat{X}(i))$ , 可求得最优的值  $\tilde{X}(i)$ 。

**Step5** 由 Kalman 误差协方差更新公式  $\tilde{P}(i) = (\mathbf{I} - \mathbf{Kg}(i)\mathbf{H})\hat{P}(i)$ , 可以求得最优估计协方差值  $\tilde{P}(i)$ 。其中  $\mathbf{I}$  为如下的单位矩阵:

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

**Step6** 若  $i < n$  (本文  $n < 7201$ ), 返回 Step1 计算下一个最优值  $\tilde{X}(i+1)$ 。

经过以上步骤可得到  $\tilde{\theta}_j(i)$  与  $\tilde{\vartheta}_j(i)$ , 按式(4)计算, 可得  $\alpha_j(i)$ 。最终通过式(1)得到数据融合后的  $r_j(i)$ , 向量表示为  $\mathbf{R}_j = [r_j(1), r_j(2), \dots, r_j(n)]$ , 此处  $n = 7201$ 。

求得第  $j$  个面的最大值  $\max\{r_j\}$  与最小值  $\min\{r_j\}$ , 相对应的最大值  $\max\{r_j\}$  的点序号为  $i_{\max}$ 。通过式(5)可得第  $j$  各面的端径跳动量差值  $d_j$ 。通过式(6)可得最低点角度  $\varphi_j$ 。其中  $F_j = \max\{f_j\} - \min\{f_j\}$ , 为数据标准化步骤得到的最大最小值之差。

$$d_j = (\max\{r_j\} - \min\{r_j\}) \times F_j \quad (5)$$

$$\varphi_j = \frac{i_{\max} - 1}{n} \times 360 \quad (6)$$

## 4 实验数据与分析

为了验证本文所提自适应 Kalman 数据融合方法的有效性, 选取实验室标准轮毂进行验证测试。此标准轮毂实际最低点角度位置如表 1 所示。

表 1 标准轮毂端径跳动量最低点实际位置

上端面	上径面	下径面	下端面	单位
78	275	180	150	度

表 2 为对标准轮毂在转速 90 度/s 下采用本文算法进行 12 次端径跳动量最低点定位检测测试所得角度位置(范围:0 ~ 360 度), 平均值为 12 次测量平均角度位置, 最大最小值偏差为 12 次测量值取其中最大值与最小值的差值。径向跳动量最低点定位误差小于  $\pm 3$  度, 达到了较好的效果。

表 2 端径跳动量最低点定位位置(90 度/s)

点号	上端面	上径面	下径面	下端面	单位
1	80.995	276.290	180.163	147.915	度
2	77.466	276.354	182.343	148.007	度
3	80.706	275.307	181.988	149.449	度

续表 2

点号	上端面	上径面	下径面	下端面	单位
4	79.968	275.904	180.091	150.167	度
5	77.259	277.115	181.006	151.829	度
6	78.429	274.941	180.128	150.193	度
7	80.898	274.908	181.371	147.054	度
8	79.674	277.223	181.185	148.390	度
9	76.968	275.605	183.567	152.513	度
10	78.933	275.597	183.072	147.383	度
11	78.492	277.004	181.545	149.859	度
12	76.071	277.206	182.430	148.979	度
均值	78.821 6	276.121 2	181.574 1	149.311 5	度
偏差	4.924	2.315	3.47	5.459	度

同时,为了衡量基于 Kalman 滤波的自适应数据融合方法的有效性,本文采用均方误差作为评价指标<sup>[11]</sup>,第  $j$  各面的端径跳动量差值  $d_j$  及最低点角度  $\varphi_j$  的均方误差精度评定公式如下:

$$d_{MES} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_j(i) - \bar{d}_j(i))^2$$

$$\varphi_{MES} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\varphi_j(i) - \bar{\varphi}_j(i))^2$$

本文取连续 5 次 ( $n=5$ ) 的上端面 ( $j=1$ ) 测量数据,其中带上标“=”的量都代表打表所测端径跳动量差值及最低点角度位置的真实值。同时对标准 Kalman 滤波算法与本文自适应 Kalman 数据融合方法通过均方误差作为评价指标<sup>[12]</sup>进行比较,所得数据如表 3 所示。

表 3 两种滤波算法的均方误差比较

点号	端径跳动量差值/0.01 mm		最低点角度/度	
	标准 Kalman	自适应 Kalman 数据融合	标准 Kalman	自适应 Kalman 数据融合
1	1.9	1.7	4.5	1.6
2	3.5	2.3	5.2	2.3
3	2.7	1.9	4.1	1.3
4	3.1	2.1	5.1	2.1
5	3.7	2.6	6.7	2.8
平均值	2.98	2.12	5.12	2.02

通过比较可以发现,本文所提出的基于 Kalman 滤波的自适应数据融合方法相比于标准 Kalman 滤波算法具有较大的优势,尤其是对轮毂的最低点角度检测方面能够使定位精度获得明显的提升,满足径向跳动量最低点定位误差不大于  $\pm 3$  度的项目要求。这是因为本文算法在平滑滤波的过程中也能够尽最大可能保留各采样点的细节信息<sup>[13]</sup>,从而获得了较好的角度位置定位效果。

## 5 结 语

本文根据当前端径跳动量检测及最低点定位检测面临的问题,同时对影响检测精度的方面结合实际应用进行了研究,采用了三次 B 样条近似拟合算法平滑曲线<sup>[14]</sup>以获得数据整体变化趋势,同时提出基于 Kalman 滤波的自适应数据融合方法,并进行了实验验证。后期还需要根据不同轮毂规格尺寸<sup>[15]</sup>等进行实验同时对执行算法及算法参数进行改进优化以便继续增强此检测系统的容错能力。

## 参 考 文 献

- [1] 姜俊昭,梁荣亮,雷斌,等.基于神经网络算法的自适应轮胎建模研究[J].中国汽车,2019(10):53-56,61.
- [2] 张不扬.基于主动转向与差动制动的四轴商用车稳定性集成控制算法开发[D].长春:吉林大学,2019.
- [3] 杜俊杰.基于自适应滤波的汽车稳定性控制系统状态估计[D].长春:长春工业大学,2016.
- [4] 陆丹.基于卡尔曼滤波的汽车行驶姿态的研究[D].镇江:江苏大学,2005.
- [5] 郑智红.基于 B 样条小波变换的图像边缘检测[D].西安:西北大学,2011.
- [6] 杨琨明.基于自适应卡尔曼滤波的轮毂电机驱动车辆状态估计研究[D].南昌:南昌大学,2018.
- [7] 胡自全,何秀凤.基于自适应 Kalman 滤波的边坡变形预测研究[J].测绘工程,2016,25(8):33-37.
- [8] Erdogan E, Schmidt M, Goss A, et al. Adaptive modeling of the global ionosphere vertical total electron content[J]. Remote Sensing,2020,12(11):1822.
- [9] 王树勋,叶正麟,陈作平.带最多独立形状参数的三阶三次均匀 B 样条曲线[J].计算机工程与应用,2010,46(15):142-145.
- [10] Aljamal M, Abdelghaffar H M, Rakha H A. Developing a Neural-Kalman filtering approach for estimating traffic stream density using probe vehicle data[J]. Sensors,2019,19(19):4325.
- [11] 夏天维,侯翔.基于自适应 Kalman 滤波的机器人运动目标跟踪算法[J].计算机测量与控制,2015,23(1):173-175.
- [12] 宋会杰,董绍武,王翔,等.原子钟噪声变化时的改进的 Kalman 滤波时间尺度算法[J].物理学报,2020(17):2-10.
- [13] 刘志强,刘逸群.路面附着系数的自适应衰减卡尔曼滤波估计[J].中国公路学报,2020,33(7):176-185.
- [14] 赵龙,吴康.新型自适应 Kalman 滤波算法及其应用[J].压电与声光,2009,31(6):908-911.
- [15] 王蕾.基于制动特性的路面附着状态识别研究[D].南京:南京航空航天大学,2016.