

随动磨削曲轴表面异常轮廓误差去除方法*

盛晓伟¹, 房小艳^{1,2}, 徐洋¹, 孙以泽¹

(1. 东华大学机械工程学院 上海, 201620) (2. 上海机床厂有限公司技术中心 上海, 200093)

摘要 在高精度随动曲轴磨床中, 为控制曲轴加工轮廓误差常采用预补偿的方法, 如果测量时工件上有磨屑、毛刺等干扰将在测量结果中引入明显的异常轮廓, 采用传统的高斯滤波器对数据进行处理将极大地影响轮廓误差的补偿精度, 甚至导致废品出现。针对这一问题, 给出了适用于闭轮廓的高斯滤波器、 R_k 滤波器和鲁棒高斯回归滤波器的理论模型。分别应用3种滤波器, 对比分析结果可知, 鲁棒高斯回归滤波器去除异常轮廓误差效果最理想, 并通过人为改变异常轮廓的尺度, 进一步验证鲁棒高斯回归滤波器的适应性和可靠性。该滤波方法集成到随动曲轴磨床软件中, 实现异常轮廓的自动去除, 提高了补偿效率, 有效保证了曲轴磨削轮廓的误差精度。

关键词 鲁棒高斯回归滤波器; 轮廓误差; 曲轴; 随动磨削

中图分类号 TH161.5

引言

曲轴作为发动机的关键零件, 其加工质量直接影响发动机的性能。近年来, 曲轴磨削的轮廓精度要求越来越高, 在汽车发动机曲轴自动生产线上磨削加工曲轴各轴颈圆度要求为 $3\mu\text{m}$, 截止频率为 50upr(undulation per revolution, 波数每转)。为了机床稳定可靠地实现该项要求, 许多磨床制造商采用轮廓误差预补偿的方法, 即在生产线上抽检曲轴各轴颈的轮廓误差, 一旦轮廓误差接近超差或已经超差, 将测量的轮廓误差结果经过滤波处理补偿到下一根工件或下一个加工循环中。若被测工件表面有毛刺、磨屑, 或者测头上有污物时, 测量结果将引入异常轮廓。工程表面分析中经常使用高斯滤波器对轮廓误差进行分析^[1-2], 但使用该滤波器不但不能有效地去除异常轮廓, 还会在异常轮廓的附近产生干扰, 极大地影响轮廓误差的补偿精度, 甚至导致出现废品。当测量数据来自机床外的测量设备时, 虽然可以人为识别异常轮廓, 手动排除干扰因素, 但这并不是一种可靠的方法。当测量数据来自机床内置测量装置时, 测量数据无法人为干预, 这个问题显得尤为突出。为了解决这一问题, 笔者对各种滤波方法进行研究, 力求对已经引入异常的轮廓误差数

据通过滤波方法进行有效的去除, 保证磨削曲轴的轮廓误差补偿精度, 进而提高曲轴磨床加工的可靠性。

为了解决高斯滤波器鲁棒性差的缺点, ISO 推荐使用 R_k 滤波器^[3], 但 R_k 滤波器的两步迭代过程对于非常高的峰值或非常深的谷值异常并不总是鲁棒的。近年来, 在工程表面纹理分析中也出现了鲁棒滤波器^[4-6], 鲁棒高斯回归滤波器就是其中的一种, 它能够处理表面异常的情况^[7]。因此, ISO 也将鲁棒高斯回归滤波器写入表面纹理滤波的技术标准中^[8]。然而, 曲轴轮廓误差是一个闭合且周期的轮廓, 它的滤波方法不同于开轮廓表面的滤波, 如果直接将适用于表面分析的鲁棒高斯回归滤波器应用在曲轴轮廓误差分析中, 会在曲轴轮廓误差的起点和终点产生不连续。

首先, 介绍曲轴随动磨削轮廓误差的控制过程, 阐明测量过程中引入异常对轮廓误差补偿结果的影响; 其次, 研究并给出针对闭轮廓的高斯滤波器、 R_k 滤波器和鲁棒高斯回归滤波器的理论模型; 然后, 对一组带异常轮廓的实测数据进行滤波分析, 对比分析3种滤波器的滤波结果, 并进一步改变异常轮廓的尺度以验证鲁棒高斯回归滤波器的适应性和可靠性; 最后, 给出相关结论。

* 国家重大科技专项资助项目(2013ZX04002-031); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2232013D3-44)
收稿日期: 2016-11-03; 修回日期: 2017-01-18

1 曲轴轮廓误差控制过程

1.1 磨削加工

曲轴传统磨削方法采用专用偏心卡盘将连杆颈中心调整至磨削中心,分度机构调整不同相位连杆颈至磨削中心。曲轴随动磨削又称切点跟踪磨削方法,即通过控制工件的旋转运动和砂轮的横向进给运动,使砂轮外圆和工件被加工表面轮廓始终相切,从而实现偏心圆的加工。该方法具有高效率、高柔性、高精度等特点^[9-10],即一次装夹,加工出所有主轴颈和连杆颈;无需分度,适于各种曲轴加工;砂轮随动,可以实现圆度补偿等。

图1所示为上海机床厂有限公司研制的国家科技重大专项成果MK8220/SD双砂轮数控切点跟踪曲轴磨床。该磨床有左右两个砂轮架,在一次装夹下可以实现曲轴主轴颈和连杆颈任意组合的同时加工,适合汽车发动机生产线四缸机、六缸机的曲轴磨削加工。图示中加工的曲轴为上海通用汽车有限公司LTG曲轴加工生产线上四缸机曲轴。主轴颈和连杆颈圆度要求为 $3\mu\text{m}$,粗糙度要求为Ra1.0,节拍要求为180s,工件每50根抽检1次。

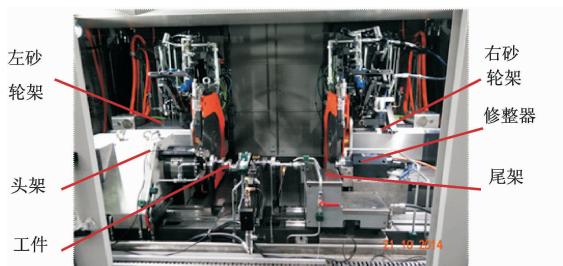


图1 MK8220/SD 数控双砂轮随动曲轴磨床

Fig. 1 MK8220/SD CNC dual-wheel pin-chasing grinding machine

1.2 数据测量

曲轴磨削后测量获得原始轮廓误差数据,测量数据可以来自机床外的测量设备,如ADCOLE曲轴综合测量仪,也可以来自机床内置的测量设备,如Marposs Fenar L。对于轮廓误差控制圆度补偿,有效的数据集中在中低频段,目前两种设备的测量分辨率为10nm,轴颈截面一周采样均为3 600点,轮廓误差测量精度达到亚微米级,所以测量数据的来源不是重点,可以根据用户的需求选择。数据测量的过程中如果工件表面有磨屑、毛刺或者测头表面

有垃圾时,会在测量结果中引入异常轮廓,见图2。

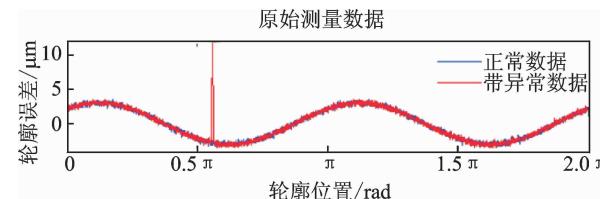


图2 原始测量数据

Fig. 2 Original measurement data

1.3 数据处理补偿

测得的轮廓误差数据,通常包括一些机床补偿无法准确响应的中高频数据,所以补偿前要经过滤波处理,常采用高斯滤波器。测量结果中的异常轮廓通常不是真实的轮廓误差,是测量过程中引入的,采用高斯滤波器无法将异常轮廓有效去除,用这种方法得到的数据进行补偿将极大地影响轮廓误差的控制精度,甚至导致报废件出现。1.2节中所述两种测量设备软件自带滤波方法均为高斯滤波器,没有其他更有效的去除异常轮廓的解决方法。假设机床完全响应补偿数据,且再次测量未引入异常轮廓,将原始测量数据的滤波结果取相反数补偿到机床加工程序中所得补偿结果,如图3所示。

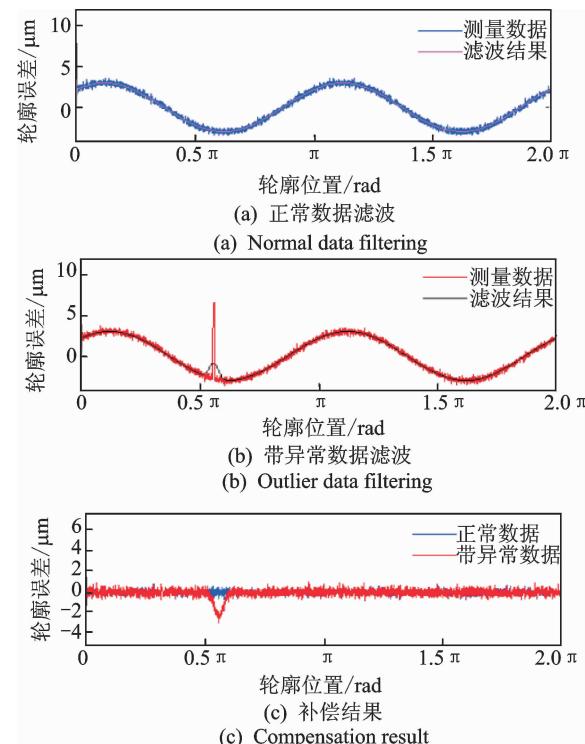


图3 曲轴轮廓误差数据滤波及补偿结果

Fig. 3 Filtering and compensation result of crankshaft profile error data

2 滤波方法

2.1 高斯滤波器

用于开轮廓误差分析的高斯滤波器权函数由式(1)^[11]给出

$$S(x) = \frac{1}{\alpha \lambda_c} \exp \left[-\pi \left(\frac{x}{\alpha \lambda_c} \right)^2 \right] \quad (1)$$

其中: $\alpha = \sqrt{\ln 2 / \pi} = 0.4697$; x 为距离权函数原点的位置; λ_c 为截止波长。

随动磨削曲轴轮廓误差是一个闭轮廓, 闭轮廓的滤波不同于有限非周期轮廓的滤波。如果使用一个开轮廓滤波器来滤波闭轮廓, 会在轮廓起点和终点结合的地方产生不连续^[12]。因此, 需要对式(1)进行修改。

对于闭轮廓, 截止频率用 ω_c 表示, 其单位为 upr 。令 n 为闭轮廓上的采样点数, i 为第 i 个采样点, 这样可以得到用于闭轮廓误差分析的高斯权函数

$$S(i) = \frac{\omega_c}{\alpha} \exp \left[-\pi \left(\frac{i \omega_c}{\alpha n} \right)^2 \right] \quad (2)$$

2.2 R_k 滤波器

高斯滤波器对于曲轴随动磨削轮廓异常并不是鲁棒的, 可使用 R_k 滤波器解决该问题。 R_k 滤波包括以下步骤:a. 将原始轮廓误差使用高斯低通滤波得到滤波结果;b. 将原始轮廓误差与滤波结果比较, 差值绝对值大于设定阈值的点, 以滤波结果代替原始轮廓误差值, 然后再使用相同的高斯滤波器进行低通滤波, 得到最终滤波后的轮廓误差。

2.3 鲁棒高斯回归滤波器

鲁棒高斯回归滤波器是对 R_k 滤波器的改进, R_k 滤波是一个两步迭代过程, 而鲁棒高斯回归滤波是基于一种中值统计的终止准则。鲁棒高斯回归滤波器将高斯回归滤波器迭代地应用在原始轮廓误差数据中直到满足均线要求, 中值统计被用来决定何时停止迭代。

高斯回归滤波器是对高斯滤波器的改进, 可以由下面的回归过程^[11]定义

$$\min E(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z(i) - w(k))^2 S(k, i) \quad (3)$$

其中: z 为轮廓误差; w 为误差均线; n 为数据点数; k 为权函数中心位置索引; i 为轮廓误差点索引; S 为权函数。

S 可表示为

$$S(k, i) = \frac{\omega_c}{\sqrt{\ln 2}} \exp \left(-\frac{\pi^2}{\ln 2} \frac{(k-i)\omega_c)^2}{n^2} \right) \quad (4)$$

其中: ω_c 为截止频率。

高斯回归滤波器包括零阶高斯回归滤波器和二阶高斯回归滤波器。在零阶高斯回归滤波器中, $w(k)$ 仅仅是一个常数项 $C(k)$, 这样问题就变成对轮廓误差中的每一点确定这个常数, 从而最小化 $E(k)$, $1 \leq k \leq n$, 这里

$$E(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z(i) - C(k))^2 S(k, i) \quad (5)$$

对 C 取偏导数

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial C} &= \frac{\partial}{\partial C} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z(i) - C(k))^2 S(k, i) \right] = \\ &= \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n (z(i) - C(k)) S(k, i) = 0 \end{aligned} \quad (6)$$

因此

$$C(k) = \sum_{i=1}^n z(i) S(k, i) / \sum_{i=1}^n S(k, i) \quad (7)$$

从上面可知, 零阶高斯回归滤波器等价于下面的卷积

$$C(k) = \sum_{i=1}^n z(i) S'(k, i) \quad (8)$$

其中: S' 为修改的权函数, $S'(k, i) = \frac{S(k, i)}{\sum_{i=1}^n S(k, i)}$ 。

二阶高斯回归滤波器通过最小化输入数据与二阶多项式之间的偏差来实现, 从而获得轮廓误差每点处的均线值。此时, 式(3)变成

$$E(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z(i) - Ax(k, i)^2 - Bx(k, i) - C^2 S(k, i)) \quad (9)$$

其中: $x(k, i) = (k-i)/n$, $i = 1 : n$ 。

这样问题就变成通过最小化 $E(k)$ 来确定如下二项式

$$w(k, i) = Ax(k, i)^2 + Bx(k, i) + C \quad (10)$$

对式(9)分别相对于 A, B, C 求偏导, 并令结果等于零, 从而得到

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (z(i) - Ax(k, i)^2 - Bx(k, i) - C) \cdot \\ S(k, i) x(k, i)^2 = 0 \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (z(i) - Ax(k, i)^2 - Bx(k, i) - C) \cdot \\ S(k, i) x(k, i) = 0 \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (z(i) - Ax(k, i)^2 - Bx(k, i) - C) \cdot \\ S(k, i) = 0 \end{aligned} \quad (13)$$

通过求解上面包含3个变量的3个方程,可以求得 A, B, C 。

鲁棒高斯回归滤波器^[13]可表示为

$$\min E(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z(i) - w(k))^2 \delta(p, i) S(k, i) \quad (14)$$

其中: $\delta(p, i)$ 为额外的垂直权; p 为迭代次数;其余项同式(3)。

在滤波器的第1次迭代中, $\delta(p, i)$ 设为1,在后面的迭代中, $\delta(p, i)$ 的设置依据式(15)

$$\begin{cases} \delta(p+1, i) = \left(1 - \left(\frac{r(p, i)}{C_B}\right)^2\right)^2 & \left(\left|\frac{r(p, i)}{C_B}\right| < 1\right) \\ \delta(p+1, i) = 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (15)$$

其中: $r(p, i) = z(i) - w(i)$;

$$C_B = 4.4 \text{ median}(|r(p, i)|)$$

3 数据处理结果分析

分析所用数据为曲轴靠近法兰端的连杆颈轮廓误差数据,该工件由MK8220/SD数控双砂轮随动曲轴磨床磨削加工,使用ADCOLE1200SH曲轴综合测量仪测量。由于工件上有毛刺,得到带有异常的测量数据,清理毛刺后得到正常测量数据。分别应用高斯滤波器、 R_k 滤波器和鲁棒高斯回归滤波器进行数据处理,截止频率设为20 upr。高斯滤波器数据处理结果如图4所示,该滤波器未能有效去除

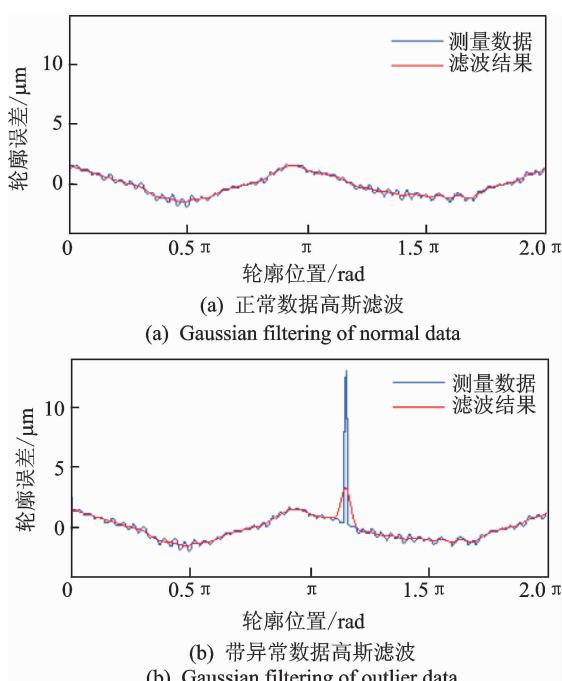


图4 高斯滤波器数据处理结果

Fig. 4 Data processing result of Gaussian filter

异常轮廓,且在异常轮廓附近产生干扰。 R_k 滤波器数据处理结果如图5所示,该滤波器比高斯滤波器效果好但仍未能完全去除异常轮廓。鲁棒高斯回归滤波器数据处理结果如图6所示,该滤波器有效地去除了异常轮廓。

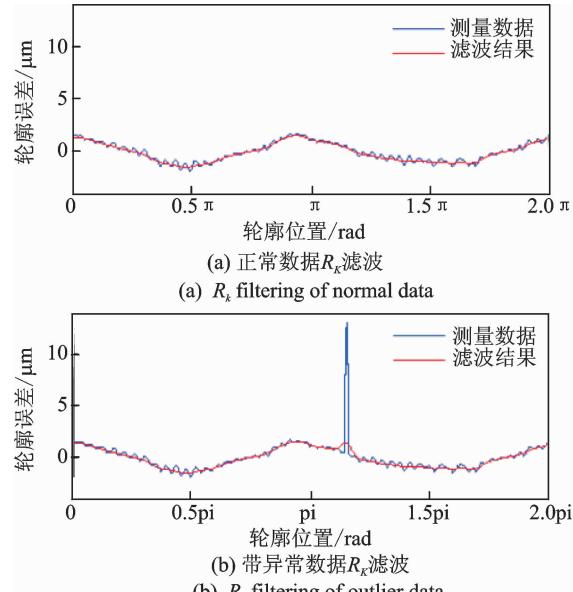


图5 R_k 滤波器数据处理结果

Fig. 5 Data processing result of R_k filter

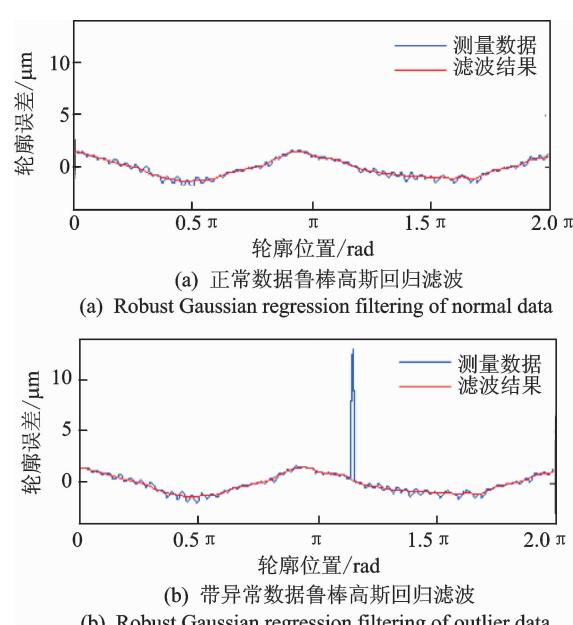


图6 鲁棒高斯回归滤波器数据处理结果

Fig. 6 Data processing result of robust Gaussian regression filter

详细的数据处理结果对比如图7所示,正常数据的高斯滤波处理结果与带异常数据中正常数据部分的高斯滤波处理结果重合,3种滤波方法处理正

常数据部分结果差异不大,在亚微米级,不影响数据处理结果的补偿应用。

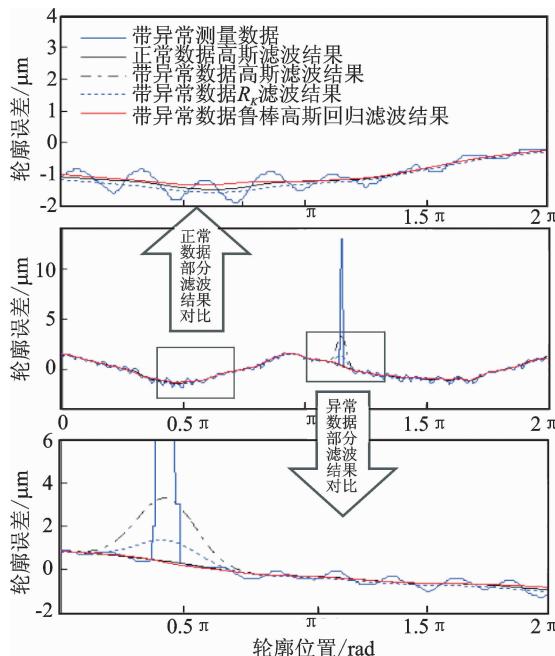


图 7 3 种滤波器数据处理结果对比

Fig. 7 Data processing result comparison of three filters

由于毛刺、磨屑等因素引入的异常轮廓呈现幅值高、位置跨度小的特点,针对这一特点,在异常轮廓的尺度范围内,设定异常轮廓的宽度为 1, 3 和 5°, 幅值为 5, 10 和 15 μm, 分别应用上述 3 种滤波器进行滤波处理, 处理结果如图 8 所示。结果进一步表明: 高斯滤波器无法完全去除异常轮廓, 随着异常轮廓宽度的增加和幅值的提高, 残留的异常轮廓变大; R_k 滤波器对于宽度比较小的异常轮廓抑制作用明显, 与鲁棒高斯回归滤波器差异不大, 但随着异常轮廓宽度的增大和幅值的提高, 抑制作用减弱; 鲁棒高斯回归滤波器对异常轮廓的抑制效果最为理想, 在设定异常轮廓的尺度范围内, 均很好地去除了异常轮廓, 充分验证了鲁棒高斯回归滤波器去除异常轮廓的适应性与可靠性。

对于鲁棒高斯回归滤波器, 中值统计被用来决定何时停止迭代。当异常轮廓尺度不同, 特别是当宽度不同时, 多次迭代中值趋于不同值, 常规的通过试凑 C_B 阈值的方法显然无法满足将算法集成到机床上自动识别去除异常轮廓的需求。通过试验发现, 零阶鲁棒高斯回归滤波器迭代 3 次, 数据处理的效果已经优于 R_k 滤波器, 所以实际应用以及本研究所有应用到鲁棒高斯回归滤波器时均采用零阶鲁棒高斯回归滤波器, 设定迭代 5 次, 很好地满足了去除异常轮廓的要求。

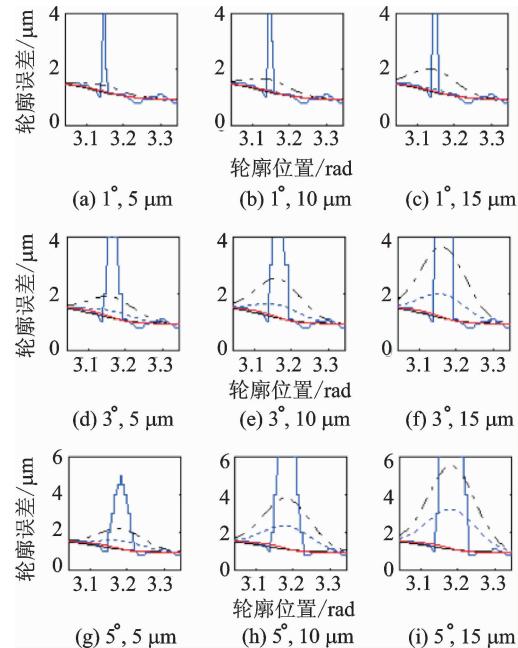


图 8 不同异常轮廓尺度滤波结果对比

Fig. 8 filtering result comparison of different outlier scales

3 种滤波器中, 鲁棒高斯回归滤波器计算效率最低, 该滤波方法应用到双砂轮数控切点跟踪曲轴磨床中, 3 600 点测量数据, 迭代次数设为 5 次, 经实机测试, 计算耗时小于 3.5s。由于该方法集成到机床数控系统上位机, 其运行不占用数控单元的资源, 不影响数控加工, 因此满足生产线应用要求。

4 结 论

1) 针对高斯滤波器去除异常轮廓效果不理想的问题, 探索应用 R_k 滤波器和鲁棒高斯回归滤波器, 推导出了高斯滤波器、 R_k 滤波器和鲁棒高斯回归滤波器 3 种滤波器针对闭轮廓的滤波方法。

2) 通过应用结果对比分析得到: 对于正常数据部分, 3 种滤波器处理结果存在差异, 但差异在亚微米级, 不影响数据补偿应用; 对于异常数据部分, 3 种滤波器对异常轮廓都有抑制或去除作用, 但效果不同, 鲁棒高斯回归滤波器效果最好, R_k 滤波器效果次之。笔者通过改变异常轮廓的尺度进一步验证了使用鲁棒高斯回归滤波器的适应性与可靠性。

3) 鲁棒高斯回归滤波器集成到磨床数控系统上位机补偿控制软件中, 实现了异常轮廓的自动有效去除。这一功能的实现, 有效保证了曲轴磨削轮廓误差精度, 有助于提高我国高档随动曲轴磨床在高效高精度汽车发动机曲轴生产线上应用的可靠性和整机性能。

参 考 文 献

- [1] ISO 16610-21 Geometrical product specification (GPS)-filtration-part 21: linear profile filters: Gaussian filters[S]. 2010.
- [2] Fu S, Muralikrishnan B, Raja J. Engineering surface analysis with different wavelet bases[J]. Transactions of the ASME: Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2003, 125(6):844-852.
- [3] ISO 13565-1 Geometrical product specification (GPS)-surface texture: profile method having stratified functional properties-part 1: filtering and general measurement conditions[S]. 1996.
- [4] Raja J, Muralikrishnan B, Fu S. Recent advances in separation of roughness, waviness and form[J]. Precision Engineering, 2002, 26(2): 222-235.
- [5] Goto T, Miyakura J, Umeda K, et al. A robust spline filter on the basis of L2-norm[J]. Precision Engineering, 2005, 29(2): 157-161.
- [6] Zhang H, Yuan Y, Piao W. The spline filter: a regularization approach for the Gaussian filter[J]. Precision Engineering, 2012, 36(4):586-592.
- [7] Seewig J. Linear and robust Gaussian regression filters [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2005, 13: 254-257.
- [8] ISO 16610-31 Geometrical product specification (GPS)-filtration-part 31: robust profile filters: Gaussian regression filters[S]. 2010.
- [9] 吴刚华, 沈南燕, 方明伦. 曲轴非圆磨削运动中动态误差及补偿[J]. 机械工程学报, 2009, 45(1): 101-105.
- [10] 李静, 何永义, 方明伦, 等. 曲轴非圆磨削中基于差分进化算法的变参数交叉耦合轮廓控制[J]. 机械工程学报, 2011, 47(9):139-145.
- [11] Li Jing, He Yongyi, Fang Minglun, et al. Cross-coupled contour control with variable parameters based on differential evolution algorithm in crankshaft non-circular grinding[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(9):139-145. (in Chinese)
- [12] Muralikrishnan B, Raja J. Computational surface and roundness metrology[M]. London: Springer, 2009: 67-73.
- [13] Zeng W, Jiang X, Scott P J. Roundness filtration by using a robust regression filter[J]. Measurement Science and Technology, 2011, 22(1):1-10.
- [14] Brinkmann S, Bodschwinna H, Lemke H W. Accessing roughness in three-dimensions using Gaussian regression filtering[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2001, 41(14): 2153-2161.



第一作者简介: 盛晓伟,男,1982年7月生,博士、讲师。主要研究方向为机械系统性能检测、振动及噪声信号分析。曾发表《飞行模拟器音效系统声音分析与合成技术》(《吉林大学学报:工学版》2013年第43卷第5期)等论文。
E-mail: shengxw@dhu.edu.cn