

基于动态测量过程的零件质量在线评价策略<sup>\*</sup>

张 健 武建伟 马志勇  
(浙江大学机械设计研究所, 杭州 310027)

**【摘要】** 针对测量系统中测量误差的动态性以及由测量误差导致的制造质量评价过程中的误收和误废两类错误决策,提出了动态测量过程分析与贝叶斯最小成本决策准则相结合的零件质量在线评价策略。建立了系统测量误差的动态 Kalman 滤波模型,并利用自适应估计开窗逼近法对随机测量方差进行在线估计;在决策过程,应用贝叶斯最小决策成本准则对零件质量进行评价,并给出了决策的置信度。最后,以电动机转子动平衡工艺为例对该方法进行了验证,结果表明,该方法能够跟踪测量误差的变化,并降低误收和误废的风险。

**关键词:** 零件 质量评价 动态测量 Kalman 滤波 贝叶斯决策  
**中图分类号:** TP202      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2011)04-0211-05

Online Assessment Strategy of Component Quality  
Based on Dynamic Measurement Process

Zhang Jian Wu Jianwei Ma Zhiyong  
(Mechanical Design Institute, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract

During the process of quality assessment, aiming at the dynamics of measurement error and the two kinds of decision mistakes, namely accepting a defect and rejecting a qualified component, an online assessment strategy of component quality was proposed. Dynamic measurement process analysis and Bayesian minimal cost decision rule were combined to evaluate the quality of components. A Kalman filtering model for dynamic estimation of systematic measurement error was established and the adaptive windowing approximation method was adopted to online adjust the variance of dynamic random measurement error. In the decision process, Bayesian minimal decision cost method was used to evaluate component quality and the decision confidence was provided as well. Finally, by taking the rotor dynamic balancing process as an example, the proposed method was validated. The results indicated that this method could trace the change of measurement error, decrease the risk of the two wrong decisions, and improve the reliability of quality decisions.

**Key words** Component, Quality assessment, Dynamic measurement, Kalman filtering, Bayesian decision

引言

高精度、高效率和低废品率是大批量制造过程所追求的最终目标。为实现制造过程的零废品控制,需要对零件的质量特性进行在线测量与质量评

价<sup>[1]</sup>。由于存在测量误差,必须考虑误收和误废两类错误决策所造成的损失<sup>[2]</sup>。

在连续生产过程中,测量误差不可能保持稳定<sup>[2-3]</sup>;在测量系统全寿命周期内,其精度将不断损失<sup>[4]</sup>。由于测量误差的动态性,静态测试理论已无

收稿日期: 2010-04-14 修回日期: 2010-06-28  
<sup>\*</sup> 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2008AA04Z114)  
**作者简介:** 张健,博士后,主要从事动平衡系统开发、过程控制研究,E-mail: jian-zhang\_zju@yahoo.com.cn  
**通讯作者:** 武建伟,讲师,主要从事设计方法学、专家系统研究,E-mail: sdwjw@zju.edu.cn

法满足生产实际的需要。国际标准组织发布的《质量管理体系标准》ISO10012:2003 要求制造企业定期对测量系统进行校准。然而,测量系统的校准将导致生产线停工,降低企业的生产效率。因此,测量误差的在线调节对于大批量制造来说极具现实意义<sup>[5]</sup>。而如何解决调节过程中的小样本问题是面临的主要课题之一<sup>[6]</sup>。

质量决策的最终目标是在测量误差的干扰下,最小化误收和误废所带来的损失。现有的决策准则通过公差限向公差带内缩小某一尺寸作为安全裕度<sup>[7]</sup>,没有对生产方风险和客户风险作合理权衡。最大后验准则和最小错误率准则忽略了误收和误废对制造企业所带来的损失之间的差异,无法为制造企业最优决策提供可靠的依据<sup>[8-9]</sup>。

针对上述问题,本文提出动态测量过程分析与贝叶斯最小决策成本准则相结合的单质量属性零件的在线评价策略。通过周期性的插入更高精度的离线参考测量数据<sup>[5]</sup>,应用 Kalman 滤波理论<sup>[10]</sup>及自适应估计开窗逼近法<sup>[11-12]</sup>,对测量误差的统计特性进行实时动态估计;在检验决策中,通过贝叶斯最小成本决策方法<sup>[13-15]</sup>以最小化错误决策损失为目标对零件质量进行评价决策。

1 基于 Kalman 滤波的动态测量过程分析

由于测量系统受机械结构内部状态的变化(磨损、疲劳、变形和腐蚀等)、电子元器件的老化以及测量环境(温度、湿度、随机振动干扰和电磁干扰等)波动影响,在其全寿命周期内,测量精度将不断损失。统计资料表明,测量系统机械结构中摩擦副的磨损是导致测量系统精度下降的主要原因。精度损失具体表现为测量标准差随时间的延续而不断增大。图 1 反映了测量精度的总体变化趋势,可以看到测量误差分布  $P(y,t)$  的位置参数(系统误差)随时间  $t$  的延续发生了缓慢漂移,且宽度参数(随机误差)也随时间  $t$  增加而逐渐增大<sup>[16]</sup>。因此,在一定时间间隔后,需要对测量仪器进行重新校准并重新估计测量方差,以保证测量系统的精度和依据测量结果进行决策的可靠性。

对于连续的生产过程,测量仪器周期性的校准将导致生产过程的停滞,最终导致生产效率下降以及生产成本提高。因此,一般采用周期性插入高精度的测量参考值对测量系统进行在线调节。本文通过建立基于 Kalman 滤波的动态测量过程分析模型,将测量残差序列信息融合到测量过程中,以实现系统测量误差的动态分析。

假设测量系统的测量误差为  $\xi$ ,由于其统计特

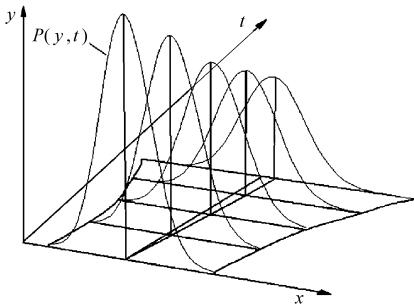


图 1 测量精度损失过程

Fig. 1 Loss process of measurement accuracy

性具有动态性,因此  $\xi$  可以表示为时间  $t$  的函数,即  $\xi_t$ 。 $\xi_t$  包括随机测量误差  $v_t$  和系统测量误差  $\delta_t$  两部分。其中  $v_t$  为具有零均值的正态分布变量。由于测量系统内部状态变化的随机性<sup>[4]</sup>, $\delta_t$  的动态变化具有随机游走特性<sup>[5]</sup>,可以得到  $\delta_t$  的 Kalman 滤波模型为:

状态方程 
$$\delta_t = \delta_{t-1} + \omega_t \tag{1}$$

观测方程 
$$\xi_t = \delta_t + v_t \tag{2}$$

其中  $\omega_t$ 、 $v_t$  为零均值的正态分布变量,记为  $\omega_t \sim N(0, W_t^2)$ ,  $v_t \sim N(0, V_t^2)$ 。

假设在时刻  $k$ ,通过向动态测量过程中插入一组参考测量数据,可以得到测量残差序列

$$\xi_k = \{\xi_{k1}, \xi_{k2}, \dots, \xi_{kn}\}$$

设  $\bar{\xi}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_{ki}$ ,  $\bar{v}_k \sim N(0, V_k^2/n)$ ,则此时的观测方程可以写为

$$\bar{\xi}_k = \delta_k + \bar{v}_k \tag{3}$$

通过 Kalman 滤波求解,可以得到

$$K_k = \frac{n(P_{k-1} + W_{k-1}^2)}{n(P_{k-1} + W_{k-1}^2) + V_k^2} \tag{4}$$

$$\delta_k = \delta_{k-1} + K_k(\bar{\xi}_k - \delta_{k-1}) \tag{5}$$

$$P_k = \frac{(P_{k-1} + W_{k-1}^2)V_k^2}{n(P_{k-1} + W_{k-1}^2) + V_k^2} \tag{6}$$

式中  $K_k$ —— $k$  时刻的 Kalman 滤波增益

$P_k$ —— $k$  时刻系统误差的预测方差

$\delta_t$  的变化具有随机性,且测量系统内部状态变化的速率和测量环境具有时变性,因此  $\omega_t$  和  $v_t$  具有动态性。针对上述问题,本文采用信息序列的自适应估计开窗逼近法,对  $W_k^2$  和  $V_k^2$  进行动态分析,其基本思想是利用历史信息结合参考测量数据估计当前的测量方差和状态波动方差。

利用  $k$  时刻前  $M$  个时刻的历史信息,设

$$\zeta_k = \bar{\xi}_k - \delta_{k-1}$$

则

$$V_k^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k \zeta_i^2 - P_{k-1} \tag{7}$$

$$W_k^2 = K_k^2 \left( \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k \zeta_i^2 \right) \tag{8}$$

2 零件质量评价的贝叶斯最小决策成本模型

如果测量系统处于理想状态,即测量误差为零,则可以直接通过判断质量特性测量值是否落在公差区间内对产品质量进行决策。

但是由于测量误差的存在,根据贝叶斯原理,参数  $x$  在  $k$  时刻的信息可以表示为一定的概率分布  $p(x_k)$ 。根据国际标准组织发布的《测量不确定度指南》,  $x_k$  的测量值  $y_k$  为具有正态分布的随机变量,即

$$y_k = x_k + \delta_k + v_k \tag{9}$$
$$x_k | y_k \sim N(y_k, P_k + V_k^2)$$

式中  $x_k | y_k$ ——当测量值  $y_k$  已知时  $x_k$  包含的信息

假设  $k$  时刻待观测产品的质量特性值为  $x_k$ ,其测量值为  $y_k$ ,上公差限为  $U$ ,下公差限为  $L$ 。对于质量检验来说,如果  $x_k \in I_0 = [L, U]$ ,则作出“接收”的决策  $D_0$ ;如果  $x_k \in I_1 = \{(-\infty, L) \cup (U, +\infty)\}$ ,则作出“废弃”的决策  $D_1$ ,其中  $I_0$  和  $I_1$  为  $x_k$  的两个决策域。在应用  $y_k$  对制造质量进行决策时,应首先对测量过程的系统误差进行补偿,设补偿后的测量值为  $\hat{y}_k = y_k - \delta_k$ 。由于补偿后测量值依然是一个随机变量,因此在决策过程中将存在如下风险:①当  $x_k \in I_0$  且  $\hat{y}_k \in I_1$  时“废弃”产品造成的“误废”风险,称为第 I 类错误或生产方风险。②当  $x_k \in I_1$  且  $\hat{y}_k \in I_0$  时“接收”产品造成的“误收”风险,称为第 II 类错误或客户风险。

因此,零件质量评价决策的根本目的可以理解在存在测量误差的情况下,根据测量信息对产品质量进行正确的“接收”和“废弃”的分类。

设  $u(D_0, y)$  和  $u(D_1, y)$  分别为对零件作出“接收”和“废弃”两种决策的决策准则函数,当  $E[u(D_0, y) - u(D_1, y)] > 0$  时,“接收”该零件;反之“废弃”该零件,  $E$  为期望因子。现阶段最常用且最简单的最大似然决策准则通过质量特性测量值的最大似然估计进行决策,其决策准则函数为  $u(D_i, \hat{y}_k) = P(\hat{y}_k | D_i)$ ,其中  $i = 0, 1$ 。显然,最大似然准则只利用了质量特性测量值的条件概率进行决策。

然而对于生产过程来说,设  $k$  时刻的过程均值为  $x_k^1$ ,则

$$x_k = x_k^1 + \varepsilon_k$$

其中  $\varepsilon_k \sim N(0, Q_k^2)$ ,为生产过程误差,可以得到

$$y_k = x_k^1 + \varepsilon_k + \delta_k + v_k \tag{10}$$

可见质量特性的测量值是由测量过程误差和生产过程误差共同决定的,而最大似然准则只考虑测量过程误差对决策的影响,因此做出错误决策的概率很

高。

最大后验准则和最小错误率准则以最小化错误决策的概率为目标进行决策,即

$$\min \{ P(E) = P(D_0)P(D_1 | D_0) + P(D_1)P(D_0 | D_1) \}$$

式中  $P(E)$ ——做出错误决策的概率

$P(D_0)$ ——生产过程中生产合格零件概率

$P(D_1)$ ——生产过程中产生废品的概率

该方法虽然充分利用了生产过程信息和测量信息,但是和错误决策的概率相比,错误决策的损失与决策风险之间的联系更为紧密。对于零件的制造过程而言,“误收”将导致不合格零件流入下一道工序中,并影响最终产品的性能,影响企业的市场竞争力;而“误废”会造成企业的生产成本提高。显然这两种错误所造成损失的严重程度是有显著差别的,前者的损失较后者更为严重。而最小错误率准则并未将“误收”和“误废”对企业所造成的损失进行区分,在现实生产中显然不足以作为决策的可靠依据。

贝叶斯最小决策成本准则是解决上述问题的有效途径,该方法以最小化决策成本为决策准则。设  $c_{ij}$  为当决策  $D_j$  为“真”时做出决策  $D_i$  的成本,可以得出贝叶斯决策的成本为

$$R_0 = c_{00}P(D_0)P(\hat{y}_k | D_0) + c_{01}P(D_1)P(\hat{y}_k | D_1)$$
$$R_1 = c_{10}P(D_0)P(\hat{y}_k | D_0) + c_{11}P(D_1)P(\hat{y}_k | D_1)$$

式中  $R_0$ ——决策  $D_0$  的决策成本

$R_1$ ——决策  $D_1$  的决策成本

当  $R_0 < R_1$  时,即

$$\gamma = \frac{P(\hat{y}_k | D_0)}{P(\hat{y}_k | D_1)} > \frac{P(D_1)(c_{01} - c_{11})}{P(D_0)(c_{10} - c_{00})} = \eta \tag{11}$$

则接收该零件。其中  $\gamma$  为贝叶斯因子,  $\eta$  为决策阈值,即做出决策  $D_0$  的判定值下限以及做出决策  $D_1$  的判定上限。

在做出决策的同时,应该给出该决策的置信度以便对决策结果进行评价。在得到零件质量属性的测量值  $\hat{y}_k$  后,做出决策  $D_i$  的概率可以用  $D_i$  的后验分布表示,即  $P(D_i | \hat{y}_k)$ 。

根据贝叶斯定理

$$P(D_i | \hat{y}_k) = \frac{P(\hat{y}_k | D_i)P(D_i)}{P(\hat{y}_k | D_0)P(D_0) + P(\hat{y}_k | D_1)P(D_1)}$$
$$(i = 0, 1)$$

可以得到

$$\frac{P(D_0 | \hat{y}_k)}{P(D_1 | \hat{y}_k)} = \frac{P(\hat{y}_k | D_0)P(D_0)}{P(\hat{y}_k | D_1)P(D_1)} = \gamma \frac{P(D_1)}{P(D_0)}$$

由于  $P(D_0 | y_k) + P(D_1 | y_k) = 1$ ,所以决策  $D_0$  和  $D_1$  的置信度分别为

$$P(D_0|y_k)=\frac{\gamma P(D_0)}{P(D_1)+\gamma P(D_0)}$$

(12)

$$P(D_1|y_k)=\frac{P(D_1)}{P(D_1)+\gamma P(D_0)}$$

(13)

图 2 为基于动态测量过程的质量评价流程图。

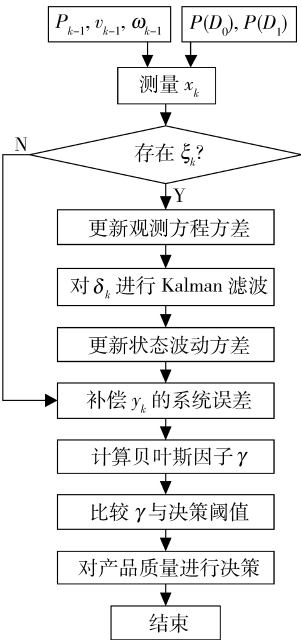


图 2 基于动态测量过程的质量评价流程图

Fig. 2 Flow chart of quality assessment based on dynamic measurement process

3 应用案例

电动机转子生产线上的动平衡过程是典型的100%质量在线检验过程。转子动平衡工艺是转子制造的最后一道工序,误废将造成极大的浪费。而转子的动平衡品质是影响电动机工作性能和使用寿命的一个主要因素,误收将给企业带来更大损失。因此对转子动平衡性能的评价对电动机制造企业来说是十分重要的决策过程。现以转子动平衡质量的在线评价为例,对本文方法进行验证。目前,应用测量去重两工位动平衡机对转子进行动平衡是转子制造企业的主流方法。两工位动平衡机的结构如图3所示<sup>[17]</sup>。本文中所用转子为某电动工具电动机转子,质量为0.375 kg,单面允许不平衡量为36 mg,因此当转子不平衡量处于区间[0,36)时接收该转子。决策成本矩阵为  $C=[(0,20) \quad (10,0)]$ 。

通过对测量系统的长期监控,抽取了其中不同时期的时间点  $t_1, t_2, t_3, t_4, t_5$ , 通过重新校准测量系统的结果与采用本文方法的结果的比较对调节结果进行验证。以  $t_1$  的校正数据作为测量过程误差的初始值,通过式(1)~(8),可以得到系统测量误差  $\delta_i$ 、标准值  $\delta_s$  和随机测量误差的方差  $V_i^2$ 、标准值  $V_s^2$

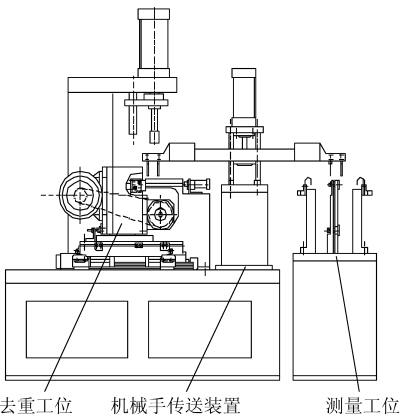


图 3 两工位动平衡机结构图

Fig. 3 Structural drawing of two-station dynamic balancing machines

的动态估计值,本文方法可以有效跟踪测量误差的变化。而  $\delta_i$  和  $V_i^2$  将随时间不断变大,因此也改变了转子的接收区间。以该估计值通过式(9)~(13)计算转子经过动平衡工艺后不平衡量残余量测量值的可接收区间  $I_{1d}$  以及根据此区间进行决策的置信度  $A$ ,如表1所示。

表 1 测量误差与决策区间

| Tab. 1 Measurement uncertainty and decision interval |                |                |                   |                   |                 |        |
|------------------------------------------------------|----------------|----------------|-------------------|-------------------|-----------------|--------|
| 时间点                                                  | $V_s^2$<br>/mg | $V_i^2$<br>/mg | $\delta_s$<br>/mg | $\delta_i$<br>/mg | $I_{1d}$<br>/mg | $A/\%$ |
| $t_1$                                                | 6.23           | 6.23           | 0                 | 0                 | [0,34.76)       | 92.4   |
| $t_2$                                                | 6.45           | 6.47           | 0.79              | 0.81              | [0,35.67)       | 93.3   |
| $t_3$                                                | 6.64           | 6.69           | 1.44              | 1.45              | [0,36.35)       | 91.7   |
| $t_4$                                                | 6.81           | 6.76           | 1.97              | 1.93              | [0,36.97)       | 93.8   |
| $t_5$                                                | 6.93           | 6.91           | 2.69              | 2.72              | [0,37.85)       | 92.9   |

如果采用静态测试的分析方法,决策区间为常值[0,34.76)。在已经平衡好的标准转子上添加35 mg的试重,此时正确的评价决策为“合格”。在  $t_2, t_3, t_4, t_5$  上分别对该转子的不平衡量进行重复测量,得到4组测量数据  $u_2, u_3, u_4, u_5$ 。分别采用  $t_1$  和  $t_i (i=2,3,4,5)$  的决策区间根据  $u_i (i=2,3,4,5)$  对带有试重的标准转子的动平衡性能进行评价决策,此时静态测试方法的决策准确率分别为42.7%、31.4%、19.3%、5.6%,而采用本文方法的决策准确率为91.7%、90.6%、89.9%、92.7%。可见,静态方法将转子误判为废品的概率高,质量决策的可靠性差,从而证明了本文方法的有效性。

4 结束语

通过系统测量误差的 Kalman 滤波模型以及自适应估计开窗逼近法,实现了对随机测量误差和系统测量误差变化的有效跟踪和在线估计,解决了周

期性校准所带来的停工问题和测量误差在线估计中参考数据的小样本特性所带来的估计精度不高的问题。在制造质量决策过程中,通过贝叶斯最小决策成本准则,有效地利用了测量过程信息与制造过程信息,并通过决策成本因子对误收和误废两种错误

所造成的损失进行区别,为制造质量评价决策提供了可靠依据。以转子动平衡质量评价过程为例对本文方法进行了验证,验证结果证明了本文所提出方法的有效性和准确性。

## 参 考 文 献

- 1 亓四华. 制造质量零废品控制理论与技术研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2001.  
Qi Sihua. Research on the zero-waste theory & technology of manufacturing quality control[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2001. (in Chinese)
- 2 董双财. 测量系统分析——理论、方法和应用[M]. 北京:中国计量出版社, 2006.
- 3 Hajiyeve C. Innovation approach based measurement error self-correction in dynamic systems [J]. Measurement, 2006, 39(7): 585 ~ 593.
- 4 蒋敏兰. 测量系统精度损失溯源与预测模型研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2007.  
Jiang Minlan. Research on accuracy loss tracing and prediction model of measurement system[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2007. (in Chinese)
- 5 Ihalainen H. Dynamic validation of on-line measurement; a probabilistic analysis[J]. Measurement, 2006, 39(4): 335 ~ 351.
- 6 孙群, 赵颖, 孟晓风. 基于动态修正贝叶斯模型的自动测试系统量值稳定性监控方法[J]. 兵工学报, 2008, 29(8): 990 ~ 994.  
Sun Qun, Zhao Ying, Meng Xiaofeng. A method of monitoring the quantity value stability for automatic test system based on dynamic revised Bayesian model[J]. Acta Armamentarii, 2008, 29(8): 990 ~ 994. (in Chinese)
- 7 亓四华, 费业孙, 孙键. 基于在线测量的制造质量零废品控制模型的研究[J]. 中国机械工程, 2001, 12(2): 223 ~ 225.  
Qi Sihua, Fei Yetai, Sunjian. Research on the model of zero-defect of manufacturing quality control[J]. Chinese Mechanical Engineering, 2001, 12(2): 223 ~ 225. (in Chinese)
- 8 Jiang X M, Mahadevan S. Bayesian risk-based decision method for model validation under uncertainty [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2007, 92(6): 707 ~ 718.
- 9 Lira I, Kyriazis G. Bayesian inference from measurement information[J]. Metrologia, 1999, 36(3): 163 ~ 169.
- 10 殷建军, 余忠华, 李兴林, 等. 基于 Kalman 滤波的过程调节与质量监控方法 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2008, 42(8): 1 419 ~ 1 422.  
Yin Jianjun, Yu Zhonghua, Li Xinglin, et al. Process adjustment and quality monitoring method based on Kalman filter[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2008, 42(8): 1 419 ~ 1 422. (in Chinese)
- 11 Mohamed A H, Schwarz K P. Adaptive Kalman filtering for INS/GPS [J]. Journal of Geodesy, 1999, 73(4): 193 ~ 203.
- 12 沈小燕, 毕智慧, 刘华锋. 基于卡尔曼滤波理论的气体浓度反演算法[J]. 光电工程, 2008, 35(12): 54 ~ 58.  
Shen Xiaoyan, Bi Zhihui, Liu Huafeng. Gas concentration retrieval algorithm based on Kalman filtering theory[J]. Opto-Electronic Engineering, 2008, 35(12): 54 ~ 58. (in Chinese)
- 13 Carbone P, Macii D, Petri D. Measurement uncertainty and metrological confirmation in quality-oriented organization[J]. Measurement, 2003, 34(4): 263 ~ 271.
- 14 Forbes A B. Measurement uncertainty and optimized conformance assessment[J]. Measurement, 2006, 39(9): 808 ~ 814.
- 15 Rossi G B, Grenna F. A probabilistic approach to measurement-based decisions[J]. Measurement, 2006, 39(2): 101 ~ 119.
- 16 谢少锋. 测量系统分析与动态不确定度及其应用研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2003.  
Xie Shaofeng. Measurement system analysis and dynamic uncertainty and its application[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2003. (in Chinese)
- 17 刘健, 潘双夏, 杨克己, 等. 全自动动平衡机关键技术研究[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2006, 40(5): 777 ~ 782.  
Liu Jian, Pan Shuangxia, Yang Keji, et al. Research on key technologies of automated balancing machines[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2006, 40(5): 777 ~ 782. (in Chinese)