DOI: 10.13382/j.jemi.B2306662

高精度电子分析天平参数估计与滤波*

陈星燎[1] 刘 通[1] 卢 姗[2] 房雪键[1]
(1. 天津中德应用技术大学智能制造学院 天津 300350;2. 天津市科学技术发展战略研究院 天津 300051)

摘 要:电子分析天平的传感器结构和测量电路比较复杂,不能够精确求出系统的传递函数。为了估计出系统的传递函数并提高测量数据的信噪比,先通过拉氏变换的方法估计了系统传递函数的阶数,推导了稳态下系统的状态方程,通过自回归方法估计系统参数并结合卡尔曼滤波的方法对测量结果滤波。试验通过离线数据估计出了方程参数和噪声强度,并验证了测量过程数据的平稳性,显著性水平低至 0.001。参数估计加卡尔曼滤波混合方法与普遍采用的滑动窗口滤波法作了比较,新方法的平滑性和稳定性均有显著提高,测量标准差可达原有方法的 30%,线性度可达 6.7×10^{-5},响应时间较原方法低至 10%。4 个样品的试验数据验证了该方法的可行性和有效性。

关键词: 电子分析天平;AR 参数估计;混合滤波
中图分类号: TH715.1+16;TN431.1 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**: 510.40

High-precision electronic analytical balance parameter estimation and filtering

Chen Xingliao[1] Liu Tong[1] Lu Shan[2] Fang Xuejian[1]
(1. Intelligent Manufacturing College, Tianjin Sino-German University of Applied Sciences, Tianjin 300350, China;
2. Tianjin Academy of Science and Technology for Development, Tianjin 300051, China)

Abstract: The sensor structure and measurement circuit of electronic analytical balances are complex and cannot accurately calculate the transfer function of the system. In order to estimate the transfer function of the system and improve the signal-to-noise ratio of the measurement data, the order of the transfer function of the system is estimated by the method of Laplace transform, the equation of state of the system under steady state is derived, and the method of estimating the system parameters by autoregressive method and combining with Kalman filtering is proposed to filter the measurement data. Through the experimental estimation of equation parameters and noise intensity from offline data, the filtered data verify the smoothness of the process, and the significant level is as low as 0.001. Compared with the commonly used sliding window filtering method, the smoothness and stability of the new method are significantly improved, the measurement standard deviation is 30% of the original method, the linearity can reach 6.7×10^{-5}, and the response time is as low as 10%. The experimental data of four samples verify the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Keywords: electronic analytical balance; AR parameter estimation; hybrid filtering

0 引 言

电子分析天平是一种应用于科研、工业和国防领域的高精密质量计量仪器,它的线性度、精度和分度数是非常重要的技术指标[1-2]。随着传感器技术和信号处理技术的发展,高精度电子分析天平的分度数已在百万甚至千万分度级别,30 g 量程百万分度天平的最小分度数在微克量级,折算过来的系统信噪比高达 140 dB,这对传感器、信号处理方法提出了很高的要求[3]。一方面要求传感器有足够高的灵敏度和线性度,另一方面要求电路测量系统噪声足够低,信号处理算法足够快和精准。当前传感器普遍采用铰链机构的一体化的成型工艺[3],能满足工程上百万分度级别需求,而信号处理方面则存在响

收稿日期: 2023-06-26 Received Date: 2023-06-26
*基金项目:天津自然基金面上项目(21JCYBJC00670)资助

应速度慢和精度不够的问题。

天平在平衡时是一个稳态系统。对于一个稳态物理量的测量,滑动窗口平均值滤波是一种简便且非常有效的方法,通过对离散采样值作长周期平均,从统计学上看相当于降低了噪声的功率,从信号处理上看提高了信噪比,但造成系统的响应时间非常慢,如果有其他干扰存在,会将平均滤波结果带偏,使信号基底出现“趋势项”分量。由于缺乏足够的先验信息,干扰的强度和产生时刻随机,这些趋势项分量很难滤除,往往只能离线分析。传感器的机械谐振频率很低,大约在 100 Hz 左右[3],利用信号的机械低频特性和电路的噪声特性频谱差异,可以采用时间序列低通滤波的方法来过滤掉部分噪声[4-5],工程上往往能产生不错的效果,但对高精度的测量来说还存在很大差距。

通用的信号滤波方法没有充分利用到测量系统的本征特性,如果能够结合系统的动力学特性,分析信号的特征,再结合现代的滤波方法应该能够进一步降低系统噪声,提高测量精度[4]。倘若能够求得系统的传递函数,根据拉氏变换的终值定理,那么测量结果的数值处理则比较简单。不管是传感器本体、平衡检测部件还是电路处理部分,精确的数学模型本身很难建立,基于数学分析的考虑,往往作了很多线性化的近似,在环路的控制方程中甚至舍去了很多高阶项,虽然这些项都是高阶小量,但当输出精度要求很高时,这些小量对终值都有不小的贡献。即使数学上考虑到了这些小量,传感器方程、光电管的平衡检测方程以及电路滤波和 PID 控制方程的参数都难以获取,电路上的电阻、电容等杂散分布参数以及额定参数的偏差则更难以精确获取。

经典的传递函数辨识方法包括频域法和时域法[6]。频域法是测量不同频率正弦波输入激励的系统输出来计算传递函数;时域法是测量系统在阶跃信号激励下的 S 型响应曲线来计算传递函数,通常采用切线法或两点法并结合稳态终值来辨识参数[7-9]。现代的辨识方法也出现了很多,如递阶辨识、耦合辨识、辅助模型辨识、多新息辨识等方法[10-13],通过用离散时序和状态空间模型,最小化误差目标函数,对线性及非线性系统进行辨识。这些方法对电子天平的系统辨识很有难度,一是电子天平对横梁输出幅度有强制保护,造成阶跃响应或正弦响应不好测量[3],二是测量数据本身的精度有限。工程上用这些辨识方法推算出来的参数来描述系统方程,精度很差,滤波运算得到的测量数据波动范围大,远不如滑动窗口平均滤波得到的数据精准。

本文依据测量值辨识系统稳态下的等效传递函数,利用状态空间法滤波的优点,基于自回归模型,提出了用自相关法求解模型参数,结合稳态模型,用状态空间法构建卡尔曼滤波器,在线求解测量参数的方法,为高精密电子天平实时测量滤波提供了理论依据,给出了一个可行的数据处理方法。

1 问题描述及分析

1.1 电子分析天平系统结构

电子分析天平的机械结构如图 1 所示,利用杠杆的原理,左边被测物的重力矩和右边放置在永久磁钢中电磁线圈的电磁力矩平衡,横梁末端差分光电对管电路检测天平是否平衡[3,5]。

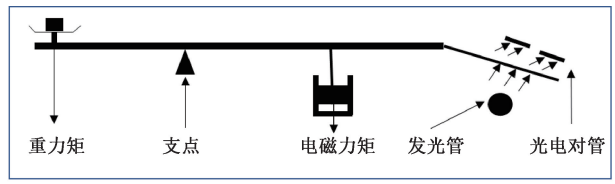


图 1 电子分析天平原理结构

Fig. 1 Electronic analytical balance principle structure diagram

当平衡时:

$$mg = k_l F_B = k_l BIL = k_i I \tag{1}$$

式中:m 为被测物质量,g 为重力加速度,k_l 为杠杆比,无量纲常数,F_B 为电磁力,B 为磁感应强度,I 为线圈电流,L 为线圈长度,k_i 为折合的系数,数值上等于 $k_l BL$,与天平传感器相关的一个常量[3]。

改进后的电子分析天平的电子测量原理如图 2 所示,指示天平平衡状态的差分光电管输出的电流信号经过 PID 模块输出电压控制信号,与锯齿波发生器输出的电压信号经高速比较器运算后产生 PWM 脉宽调制信号控制功率管驱动电磁线圈,通过在时间上平均的方法来调整电磁线圈上电流的大小,即平均电磁力的方法来实现天平平衡。

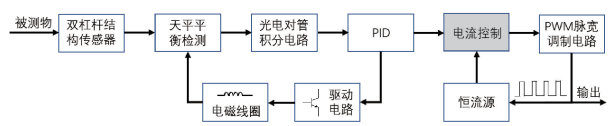


图 2 改进的电子天平双闭环测量框图

Fig. 2 Improved measurement dual closed-loop block diagram

图 2 中 PID 控制电路的输出控制电磁线圈驱动电流导通时间与 PWM 脉冲的占空比相关,校准和定标后测量 PWM 脉冲的宽度可间接推算出被测物质量。假设 PWM 脉宽占空比 τ,正脉冲时间 t,脉冲周期 T,恒流源电流大小为 I_0,则平均电流为 τI_0,且 $\tau = t/T$,式(1)可以写为:

$$mg = K_{Fi} I = K_{Fi} I_0 t/T = K_{Fi} \tau I_0 \tag{2}$$

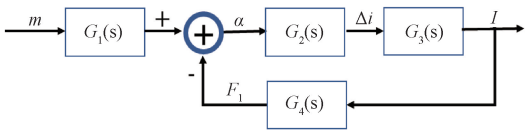
已知 I_0、T 和 K_{Fi},通过测量 t 可计算被测物的

质量[3]。

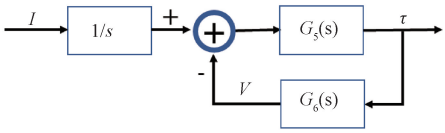
1.2　问题分析

由设备本身的测量功能,可知系统满足时不变特性,假设在足够的精度范围内系统满足线性条件,如果能够精确给出系统传递函数,则根据拉氏变换的终值定理可以求得系统的稳态测量值;或者列出系统状态方程和输出观测方程,利用现代控制方法状态空间法,结合卡尔曼滤波器得出测量结果[14-15]。因此精确求出系统传递函数或能分析出相关结构及参数,是进行高精度测量分析的关键[6]。

根据图 2 框图,列出系统 S-域框图如图 3 所示,并分析系统传递函数。



(a) 平衡部分传递函数
(a) Transfer function of balance part



(b) 测量部分传递函数
(b) Transfer function of measurement part

图 3　改进的电子天平系统传递函数

Fig. 3　Improved electronic balance system transfer function

系统传递函数由平衡和测量两部分组成,如图 3(a)和(b)所示。平衡部分由 4 个模块组成,测量部分由 3 个部分组成,先求出每个部分的传递函数。

$G_1(S)$ 是机械传感器部件。当前高精密电子分析天平的传感器采用一体化的柔性铰链双杠杆结构(DLS),测量时传感器产生角位移形变 α,设传感器运动部分的转动惯量为 J,角速度变化产生的阻尼力矩系数为 w_d,横梁不平衡产生的阻尼力矩系数为 w_r。由力矩平衡可列出运动学方程[3,5]:

$$J\alpha'' + w_d\alpha' + w_r\sin\alpha = mgl \tag{3}$$

对式(3)作拉氏变换并整理,可求得传递函数为:

$$\alpha(s)\left(Js^2 + w_d s + \frac{w_r}{s^2+1}\right) = m(s)gl \tag{4}$$

$$G_1(S) = \frac{\alpha(s)}{m(s)} = \frac{gl(s^2+1)}{Js^4 + w_d s^3 + Js^2 + w_d s + w_r} \tag{5}$$

$G_2(S)$ 是光电对管平衡检测部件。不计光电池边缘部分影响,天平悬臂开槽跟光电池边缘平行,光电池输出差分电流对天平平衡位移偏差成线性关系[3,5]。设天平偏移平衡处位移为 x,横梁开槽处离支点的长度为 l,输出电流为 i,K_{oi} 为转换系数:

$$i = K_{oi}x = K_{oi}l\alpha \tag{6}$$

$$G_2(S) = \frac{i(s)}{\alpha(s)} = K_{oi}l \tag{7}$$

$G_3(S)$ 是 PID 控制部分。由运放芯片搭建的电路,包含光电流积分电路和 PID 平衡控制电路,电路参数需要根据实际情况调整。传递函数可以用式(6)来描述:

$$G_3(S) = \frac{I(s)}{i(s)} = \frac{1}{s} \times \left(K_p + K_d s + \frac{K_i}{s}\right) \tag{8}$$

$G_4(S)$ 是电磁线圈驱动部分。在给定的环境条件下,可认为输出电磁力跟输入电流成正比[3,5],即传递函数可写为:

$$G_4(S) = \frac{M(s)}{I(s)} = K_B \tag{9}$$

整个平衡部分的传递函数为:

$$H_1(S) = \frac{G_1(S)G_2(S)G_3(S)G_4(S)}{1 + G_2(S)G_3(S)G_4(S)} \tag{10}$$

将式(3)、(5)、(7)、(8)、(9)代入式(10),整理可得:

$$H_1(S) = \frac{I(s)}{m(s)} = \frac{gl(s^2+1)}{Js^4 + w_d s^3 + Js^2 + w_d s + w_r} \times \frac{K'_d s^2 + K'_p s + K'_i}{(K'_d + 1)s^2 + K'_p s + K'_i} \tag{11}$$

其中,$K'_d = KK_d$,$K'_d = KK_d$,$K'_d = KK_d$,$K = K_B K_{oi} l$。$H_1(S)$ 特征方程阶次为 6 次。

测量部分的 3 个部件的传递函数。第 1 个是电流积分电路,第 2 个 $G_5(S)$ 是积分电压转脉宽电路,第 3 个 $G_1(S)$ 是脉宽控制的基准电路,传递函数可以写为[3]:

$G_5(S) = K_{vw}$,$G_6(S) = K_{wv}$,由图 3(b)可得出传递函数:

$$H_2(S) = \frac{N(s)}{I(s)} = \frac{1}{s} \times \frac{G_5(S)G_6(S)}{1 + G_5(S)G_6(S)} = \frac{K_{NI}}{s} \tag{12}$$

所以系统测量部分的传递函数为:

$$H(s) = H_1(S) \times H_2(S) = \frac{I(s)}{m(s)}^{*} \frac{N(s)}{I(s)} = \frac{N(s)}{m(s)} = \frac{gl(s^2+1)}{Js^4 + w_d s^3 + Js^2 + w_d s + w_r} \times \frac{K'_d s^2 + K'_p s + K'_i}{(K'_d + 1)s^2 + K'_p s + K'_i} \times \frac{K_{NI}}{s} \tag{13}$$

特征方程的阶次为 7 次,代入相关参数,可得系统最终传输函数。由前述分析可知,传感器相关参数如转动惯量、摩擦系数不能直接测量得到,电路的电阻、电容参数本身存在离散性,测量精度受限。上述方程虽然参数难以确定,但有助于确定系统的阶数。

通过给定输入冲击或阶跃激励,依据输出数据来辨识系统参数是一个可行的方法,但对于传递函数精确解形式还存在困难,以往的切线法、两点三点法只适合于低

阶次函数,一些现代估计算法则需要足够的搜索步长和足量数据迭代,精度误差较大,难以在线获取控制参数[6]。

系统传递函数有助于分析系统的稳定性和响应速度以及稳态误差,但从测量的角度看,只需要分析系统的稳态过程,不考虑进入稳态的时间则可以忽略初始过程,因此从稳态的角度来分析系统的状态方程是一个可行的方法。

2 参数获取和滤波

2.1 滑动窗口法

工程上普遍采用滑动窗口法处理数据[4-5,14-15],假设测量结果的时间序列为 $x_1, x_2, \cdots, x_L$, 被测物质量为 m, 考虑目标函数的最小值:

$$J(m) = \sum_{i=1}^{L} (x_i - m)^2 \tag{14}$$

式(14)对 m 求导并令结果为0,得 m 的最优估计值:

$$m = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^{L} x_i \tag{15}$$

即为滑动窗口滤波法, L 为滑动窗口长度。

2.2 自回归分析法

给定线性时不变单输入单输出系统,假设输入为 $x(t)$,输出为 $y(t)$,拉氏变换分别为 $X(s)$ 和 $Y(s)$,系统传递函数如式(9)所示,即:

$$H(s) = \frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{a_0 + a_1 s^1 + a_2 s^2 + \cdots + a_m s^m}{1 + b_1 s^1 + b_2 s^2 + \cdots + b_n s^n} \tag{16}$$

其中, a_i, b_i 为系数, $a_m \neq 0, b_n \neq 0, n \geqslant m$ 。将式(16)展开可以得到:

$$(1 + b_1 s^1 + b_2 s^2 + \cdots + b_n s^n) Y(s) = (a_0 + a_1 s^1 + a_2 s^2 + \cdots + a_m s^m) X(s) \tag{17}$$

测量过程中被测物的质量恒定,且 s 域的幂 s^m 跟 m 阶微分项的拉氏变换有关,结果均为0,稳态时式(17)可以写为:

$$(1 + b_1 s^1 + b_2 s^2 + \cdots + b_n s^n) Y(s) = a_0 X(s) \tag{18}$$

利用S域到Z域双线性变换公式 $s = \frac{2}{T} \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}}$,取 $T = 2$, 式(18)转化为离散系统:

$$\left(1 + b_1 \left(\frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}}\right)^1 + b_2 \left(\frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}}\right)^2 + \cdots + b_n \left(\frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}}\right)^n\right) Y(Z) = a_0 X(Z) \tag{19}$$

去掉分母整理,

$$((1 + z^{-1})^n + b_1 (1 + z^{-1})^{n-1} (1 - z^{-1})^1 + b_2 (1 + z^{-1})^{n-2} (1 - z^{-1})^2 + \cdots + b_i (1 + z^{-1})^{n-i} (1 - z^{-1})^i + \cdots + b_n (1 - z^{-1})^n) Y(Z) = a_0 (1 + z^{-1})^n X(Z) \tag{20}$$

$x(k)$ 的值固定,进一步可得递推关系式:

$$y(k) + d_1 y(k-1) + \cdots + d_{n-1} y(k-n+1) + d_n y(k-n) = c_0 x(k) \tag{21}$$

或将式(21)直接写成:

$$y(k) + d_1 y(k-1) + \cdots + d_{n-1} y(k-n+1) + d_n y(k-n) = m \tag{22}$$

式(22)描述了一个平稳随机过程,可以用 AR 自回归参数分析方法来处理[16-18],根据上节理论推导的方程或者分析稳态数据确定阶次后,用 *Yule-Walker* 方程可求解 AR 系数,进入求得式(22)的系数[16]。式(22)是一个非中心化的 AR 过程,用求数学期望的方法将其去中心化[16],设均值为 μ ,可得:

$$\mu = \frac{m}{1 + \sum_{i=1}^{n} d_i} \tag{23}$$

将方程转化为:

$$\tilde{y}(k) + d_1 \tilde{y}(k-1) + \cdots + d_n \tilde{y}(k-n) = 0 \tag{24}$$

其中, $\tilde{y}(k-i) = y(k-i) - \mu, i = 1, \cdots, n$ 。

式(24)去中心化后可用于过程的平稳性检验,为了提高信噪比,提高数据处理精度,需要进一步过滤噪声。

假设稳态时系统叠加有均值为0,方差为 σ^2 的平稳高斯噪声,即:

$$\tilde{y}(k) + d_1 \tilde{y}(k-1) + \cdots + d_n \tilde{y}(k-n) = \varepsilon(k) \tag{25}$$

其中 $\varepsilon(k) \sim N(0, \sigma^2)$

将 L 个递推方程联立起来,并求和可得:

$$\sum_{i=0}^{L-1} \tilde{y}(k+i) + d_1 \sum_{i=0}^{L-1} \tilde{y}(k-1+i) + \cdots + d_n \sum_{i=0}^{L-1} \tilde{y}(k-n+i) = \sum_{i=0}^{L-1} \varepsilon(k+i) \tag{26}$$

定义 $\tilde{u}(k) = \sum_{i=0}^{L-1} \tilde{y}(k+i)$,进一步可以写为:

$$\tilde{u}(k) + d_1 \tilde{u}(k-1) + \cdots + d_n \tilde{u}(k-n) = \tilde{\eta}(k) \tag{27}$$

其中, $\tilde{\eta}(k) \sim N(0, \sigma^2/2L)$

L 足够大时,式(27)描述的平稳随机过程噪声功率已非常低,用 *Yule - Walker* 方程求解 AR 系数会更精确,另外式(27)还可用于过程的平稳性检验[16];但额外带来的问题是系统的响应时间是原来的 L 倍。

2.3 参数估计及卡尔曼滤波

稳态时的式(27)描述了一个自回归过程,用上述2.2节的方法求解出系数,并利用递推关系可得出系统状态方程(22),再结合观测方程,可用卡尔曼滤波器求

出稳态时系统输出滤波值[19-20]。

由状态方程,可列出如下的卡尔曼滤波方程:

$$u(k) + d_1u(k-1) + \cdots + d_nu(k-n) = M \quad (28)$$

其中,$u(k) = \sum_{i=0}^{L-1} y(k+i)$,$M = \sum_{i=0}^{L-1} m = mL$,定义状态变量:

$$x_k = \{u(k), u(k-1), \cdots, u(k-n)\}$$

输出为测量结果,记为 z_k,过程噪声记为 w_k,测量噪声记为 v_k,w 和 v 的协方差矩阵分别记为 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{R}$:

$$\begin{cases} x_k = \boldsymbol{A} * x_{k-1} + M + w_{k-1} \\ z_k = \boldsymbol{H} * x_k + v_k \end{cases} \quad (29)$$

式中:$\boldsymbol{A}$ 为状态转移矩阵,$\boldsymbol{H}$ 为测量矩阵。

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} -d_1 & -d_2 & \cdots & -d_{n-1} & -d_n \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{H} = [1]$$

$M = mL$ 的值由序列的分段估计值给出,卡尔曼滤波器运行时需要估计噪声以及设置初始的协方差 $\boldsymbol{P}$ 矩阵。由卡尔曼滤波公式,协方差估计矩阵 $\boldsymbol{P}_-$、增益矩阵 $\boldsymbol{K}$、协方差更新矩阵 $\boldsymbol{P}$ 为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{P}_- = \boldsymbol{A}\boldsymbol{P}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q} \\ \boldsymbol{K} = \dfrac{\boldsymbol{P}_-\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}}{\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_-\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}} = \dfrac{\boldsymbol{P}_-}{(\boldsymbol{P}_- + \boldsymbol{R})} \\ \boldsymbol{P} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}\boldsymbol{H})\boldsymbol{P}_- \end{cases} \quad (30)$$

增益矩阵 $\boldsymbol{K}$ 的模小于 1,式(30)会收敛,$\boldsymbol{P}$ 初始值对收敛速度有影响,不影响结果。

$\boldsymbol{Q}$ 过程噪声和 $\boldsymbol{R}$ 观测噪声的特性没有先验知识,且噪声互相混在一起不可分辨;结合文献[3],这些噪声主要是电路噪声和电容积分、运放电路的非理想特性带来的振荡起伏噪声[21]。其中 $\boldsymbol{R}$ 噪声是主要的,频带较宽,$\boldsymbol{Q}$ 噪声主要由传感器部分带来,频带较窄,机械设备的谐振频率大约在 100 Hz 左右,电路噪声主要是 PID 电路,噪声功率较小,参考试验数据根据环境选取一个合适值,设置为一个比较小的数。$\boldsymbol{R}$ 噪声强度可直接由离线样本数据事先估计。

3　实验结果

在文献[3]的 30 g 量程百万分度级高精度电子分析天平测量电路上,利用软件读取计数值并上传到上位机存盘供后续分析,采样率为 1 kHz,数据量为 200 000 个样点,共测试 4 个样品 0、10、20、30 g 测量值,每个样品测量数据连续采样 200 s。先给出一个样品的原始波形,滑动窗口累加波形[14-15],然后根据 AR 模型求解出自回归模型的系数,将系数代入到式(24),提取出噪声信号,判断噪声信号的平稳性,最后利用卡尔曼滤波,给出滤波后结果。

3.1　系数求解和数据滤波

图 4 为的 10 g 样品原始脉宽计数测量数据,截取了 25 000 个样点,平均值上下±4*LSB*。

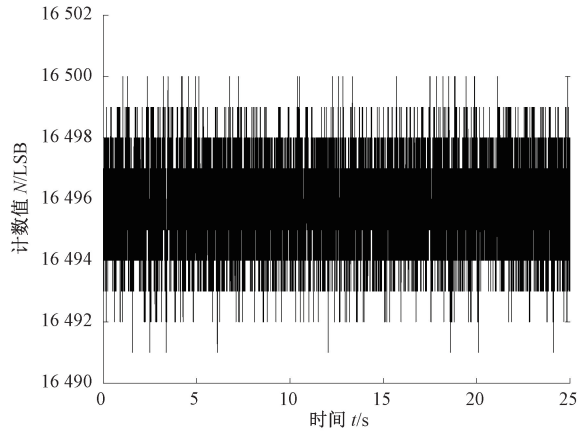


图 4　10 g 样品原始脉宽计数数据

Fig. 4　10 g sample raw pulse width counting data graph

图 4 的原始脉宽计数数据,分度数不足 20 000,噪声较大,为了扩大分度数,先将数据分段,每 130 个数据累加一次作为新测量值,10 g 样品数据处理后绘制于图 5,图上的新样点数只显示了 1 300 点,对应 169 s。

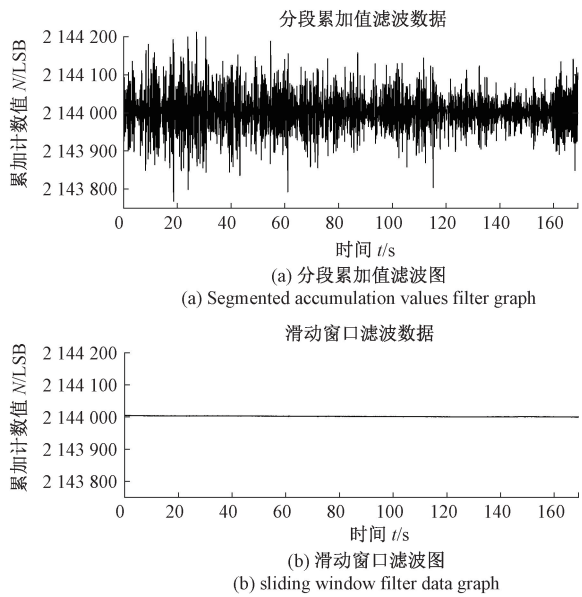


图 5　分段累加值和滑动窗口滤波数据

Fig. 5　Segmented accumulation values and sliding window filter data graph

图 5(b)是滑动窗口滤波后的数据,滑动长度 L=200 数据,图上对比可看出噪声明显减小。为了观察更清楚,重新绘制于图 6,测量结果的标准差有显著降低。

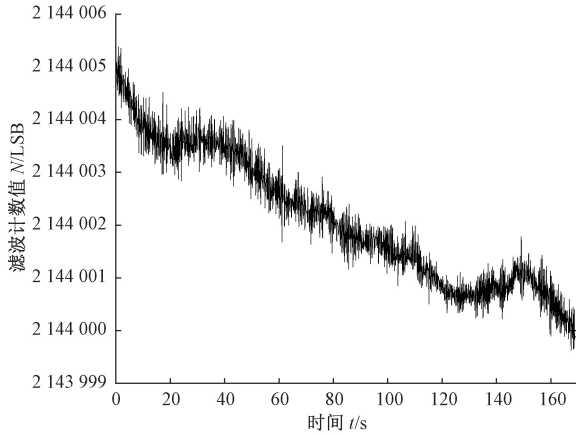


图 6 滑动窗口滤波数据

Fig. 6 Sliding window filter data graph

参考前文系统传递函数理论分析的阶次,对图 6 数据用 MATLAB 软件求解 *Yule-Walker* 方程得到的系数解如图表 1 所示。表 1 展示了 2~5 阶的系数值,都是主系数较大,其他系数都很小。

表 1 0 g 数据不同阶次系数表

Table 1 Table of different order coefficients for 0 g data

系数	阶次 2	阶次 3	阶次 4	阶次 5
1	−0.999 62	−0.999 62	−0.999 62	−0.999 61
2	3.849×10^{-4}	1.655×10^{-7}	1.656×10^{-7}	1.655×10^{-7}
3		3.849×10^{-4}	-2.146×10^{-7}	-2.145×10^{-7}
4			3.852×10^{-4}	4.208×10^{-7}
5				3.849×10^{-4}

相同阶次的 10、20、30 g 数据求解的系数值列在表 2,对比可知系数差别很小,AR 分析法对稳态数据处理具有一致性。

表 2 不同样品数据 $n=3$ 阶次系数表

Table 2 3rd order coefficients for different samples

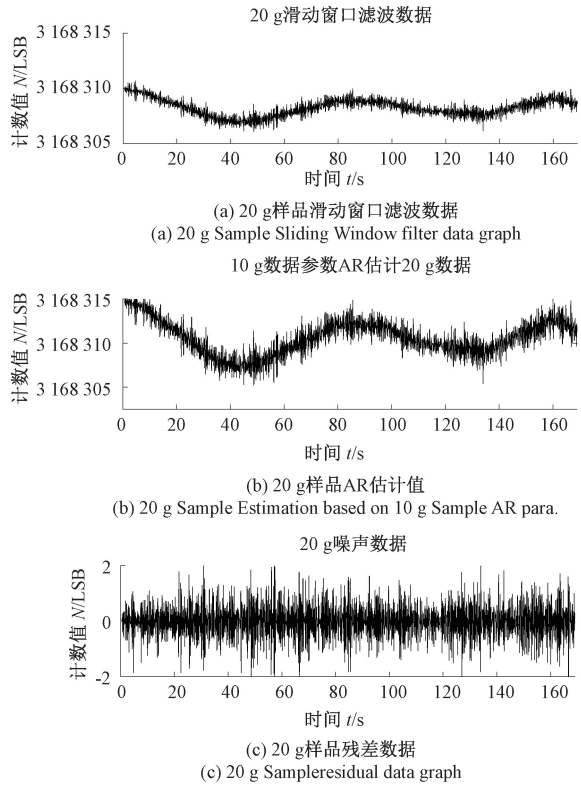
数据	系数 1	系数 2	系数 3
0 g	−0.999 61	$-3.550\ 0\times10^{-7}$	$3.851\ 5\times10^{-4}$
10 g	−0.999 62	$1.654\ 9\times10^{-7}$	$3.848\ 5\times10^{-4}$
20 g	−0.999 61	$-1.893\ 0\times10^{-7}$	$3.849\ 9\times10^{-4}$
30 g	−0.999 62	$2.312\ 4\times10^{-7}$	$3.848\ 3\times10^{-4}$

不同阶次下,第 1 项系数差别很小,后面的项接近于 0,稳态下系统状态方程可以用一阶系统来模拟。图 7 展示了 10 g 样品数据用 AR 自回归系数提取的噪声误差数据和测量数据,直观上看,残差数据具备平稳特征。

利用 MATLAB 软件 adftest 函数可分析上述残差数据的平稳性,结果如表 3 所示,平稳性判据符合很好。

离线分析 10 g 样品滑动窗口滤波后数据的噪声功率强度,用标准差数据作为 $\boldsymbol{R}$ 矩阵数据,计算结果 $\boldsymbol{R}=15.2$。

将数据代入前节卡尔曼滤波器,滤波结果如图 8(a)~(d)所示。$\boldsymbol{P}$ 矩阵迭代时收敛很快,根据实测数据,滤波时 $\boldsymbol{P}$ 初始值可取 1。当 $\boldsymbol{Q}$ 值较小时,测量值滤波效果要好,处理数据时,当前传感器电路 $\boldsymbol{Q}$ 噪声值可取 0,或者一个较小的数值。



(a) 20 g样品滑动窗口滤波数据

(a) 20 g Sample Sliding Window filter data graph

(b) 20 g样品AR估计值

(b) 20 g Sample Estimation based on 10 g Sample AR para.

(c) 20 g样品残差数据

(c) 20 g Sampleresidual data graph

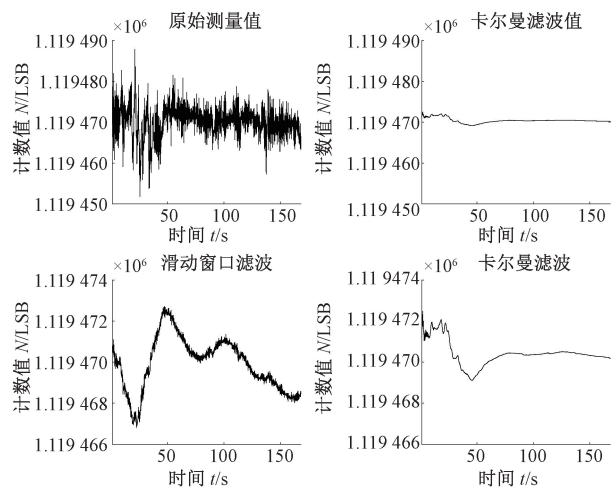
图 7 AR 系数估计和残差数据

Fig. 7 AR coefficient estimation and residual data graph

表 3 20 g 数据 AR 估计残差平稳性检验

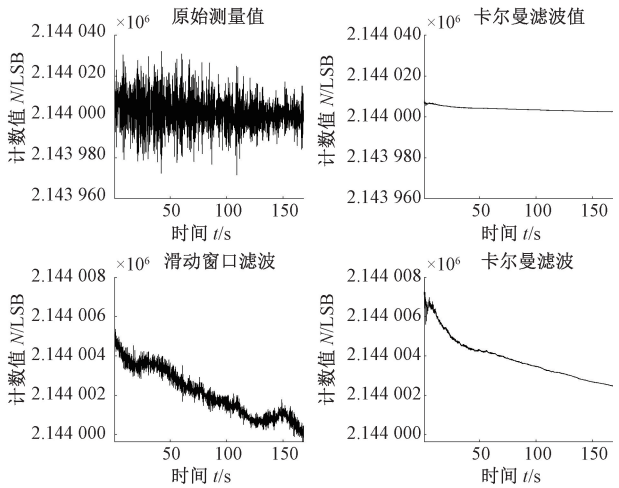
Table 3 20 g data AR estimation residual stationarity test

检测项目	H 平稳性	P 显著性水平	S 检验量	C 门限值
运算结果	1	0.001	−69	−1.9
结论	平稳	< 0.05	小于门限	门限

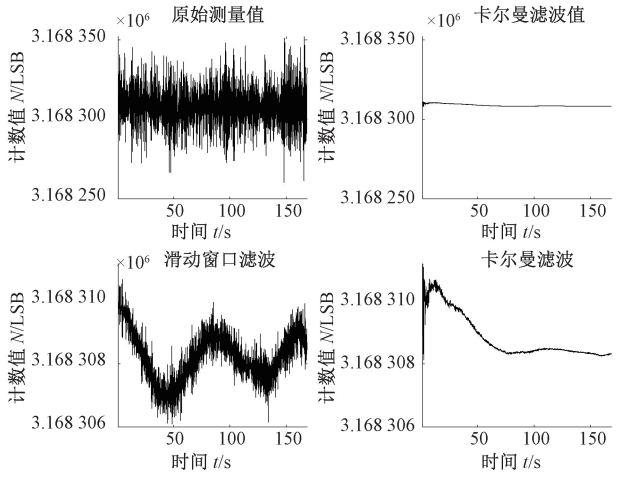


(a) 00 g样品

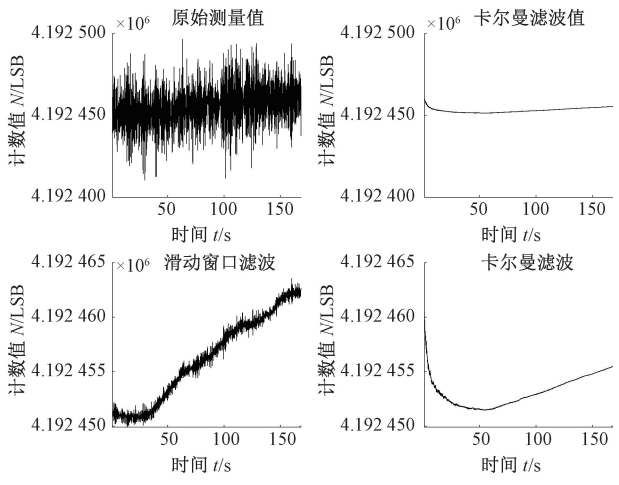
(a) 00 g sample



(b) 10 g样品
(b) 10 g sample



(c) 20 g样品
(c) 20 g sample



(d) 30 g样品
(d) 30 g sample

图 8　不同样品测量值数据和滤波数据

Fig. 8　Graph of different sample measurement data and filter data

表 4 对多平均值滑动滤波和卡尔曼滤波作了对比展示,卡尔曼滤波器的效果从趋势项和测量标准差来看都要优于平均值滑动滤波法。

表 4　不同样品滤波数据标准差比较表

Table 4　Comparison of standard deviation of filtered data for 4 samples

标准差	原始方法 /g	滑动窗滤波 /g	卡尔曼滤波 /g	下降/ %
00 g	2.64×10^{-4}	1.03×10^{-5}	3.61×10^{-6}	65
10 g	5.29×10^{-4}	8.69×10^{-6}	5.27×10^{-6}	39
20 g	9.85×10^{-4}	6.93×10^{-6}	2.64×10^{-6}	61
30 g	8.73×10^{-4}	2.76×10^{-5}	1.10×10^{-5}	60

由图上测量数据,00 ~ 30 g 结果分别为 1 119 470、2 144 003、3 168 308、4 192 453,可计算出测量的线性度 $K=\Delta Y_{\max}/Y\approx 6.7\times10^{-5}$,优于滑动滤波方法,满足工程要求。

3.2　分析

卡尔曼滤波相对于滑动平均滤波,平滑性和精度要好,线性度高。卡尔曼滤波器数值不到 20 个样点就趋于稳定,滑动窗口滤波需要 200 个样点,响应时间上,卡尔曼滤波大约是滑动窗口滤波的 10%。

由自回归方法分析出方程的系数可知,系统在稳态时等价于一个一阶系统,系统状态等效于输出等于输入,数据处理的重点是滤除系统测量噪声,后续可在此模型的基础上作进一步分析。另外对输出数据的分析可以识别出测量过程中的非平稳噪声干扰,比如气流、振动等等,如图 8(a)中的测量数据存在干扰,卡尔曼滤波器的输出上出现异常波动。

为了进一步分析噪声来源和特性,对 4 个样品的原始测量数据进行 FFT 分析,去掉直流信号后的频谱图如图 9 所示。

从图 9 可以看出,信号在 200 Hz 以下谱段噪声很小,对应于机械传感器部分,双铰链结构的传感器灵敏度高,对电信号干扰很小;对于 200 Hz 以上谱段,当被测质量很轻时,在 300 Hz 附近出现强干扰,而当被测量质量变大时,在 250 Hz 以上谱段噪声信号都比较强,且都有分布。测量数据的噪声主要来源于电路噪声,后续提高信噪比要从改进测量电路入手,特别是电流测量电路,需要针对性地对 200 Hz 以上频段信号进行滤波。

4　结　论

本文从电子分析天平的结构出发分析了系统传递函数,在判定系统阶数的基础上,利用拉氏变换和 Z 变换法

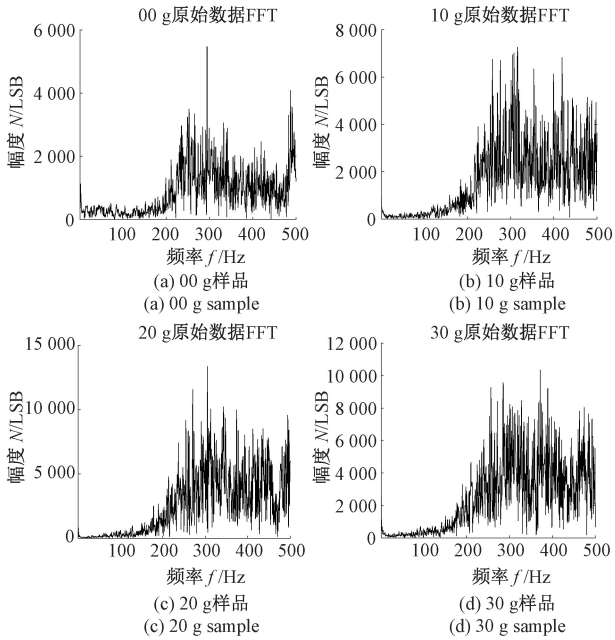


图 9 不同样品测量值数据频谱图

Fig. 9 Spectrogram of different sample measurements data

推导了稳态下的系统状态方程,可用自回归过程来估计稳态时系统的参数。通过离线数据估计出稳态参数方程,用自相关法分析数据证实了自回归方法的有效性,验证了残差数据的平稳性。实验时参数方程结合卡尔曼滤波器实时估计出了测量结果,比传统的滑动窗口滤波结果更精确,更平稳且响应速度快,试验数据证实了这种方法的可行性。

参考文献

[1] GB/T 26497—2011 电子天平[S].
GB/T 26497—2011 Electronic Balances[S].

[2] ANDERSEN J E T. Understanding uncertainty to weighing by electronic-analytical balances[J]. Journal of AOAC International, 2018, 101(6): 1977-1984.

[3] 陈星燎,刘通,刘艺柱,等. 电子分析天平双闭环测量方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(9): 208-216.
CHEN X L, LIU T, LIU Y ZH, et al. Electronic analytical balance double closed-loop measurement method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022,36(9):208-216.

[4] GU S, WANG F, CHEN Z, et al. The research and design of high-precision strain type electronic balance[C]. 2013 IEEE 8th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). IEEE, 2013: 1451-1455.

[5] 黄强. 基于 DLS 的智能电子分析天平研究.[D]. 长沙:湖南大学,2017.
HUANG Q. Research on the intelligent electronic analytical balance based on DLS[D]. Changsha: Hunan University,2017.

[6] 徐玲. 基于移动数据窗的传递函数多新息随机梯度辨识方法[J]. 控制与决策,2017,32(6):1091-1096.
XU L. Moving data window based multi-innovation identification stochastic gradient parameter identification method for transfer functions[J]. Control and Decision, 2017,32(6):1091-1096.

[7] 丁锋,徐玲,刘喜梅. 传递函数辨识(1):阶跃响应两点法和三点法[J]. 青岛科技大学学报(自然科学版), 2018,39(1):1-14.
DING F, XU L, LIU X M. Transfer function identification. Part A: Two-point and three-point methods based on the step responses[J]. Journal of Qingdao University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2018,39(1):1-14.

[8] RAKE H. Step response and frequency response methods[J]. Automatica,1980,16(5):519-526.

[9] OLDENBURG R C, SARTORIUS H. The dynamics of automatic control[C]. New York: The American Society of Mechanical Engineers,1948:79-90.

[10] CHEN L, LI J H, DING R F. Identification for the second-order systems based on the step response[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 53(5/6): 1074-1083.

[11] 丁锋. 系统辨识算法复杂性、收敛性、计算效率研究[J]. 控制与决策,2016,31(10):1729-1741.
DING F. Complexity, convergence and computational efficiency for system identification algorithms[J]. Control and Decision,2016,31(10):1729-1741.

[12] 丁锋,汪菲菲. 损失数据线性参数系统的递推最小二乘辨识方法[J]. 控制与决策, 2016, 31(2): 2261-2266.
DING F, WANG F F. Recursive least squares identification algorithms for linear-in-parameter systems with missing data[J]. Control and Decision, 2016, 31(2):2261-2266.

[13] 丁锋. 系统辨识——辨识方法性能分析[M]. 北京:科学出版社,2014.
DING F. System Identification—Performances Analysis for Identification Methods[M]. Beijing: Science Press, 2014:.

[14] 黄庆东,李晓瑞,曹艺苑,等. 基于高斯混合概率假设密度的运动参数估计组合平滑滤波算法[J]. 电子与信息学报,2022,44(7):2488-2495.
HUANG Q D, LI X R, CAO Y Y, et al. Motion parameter estimation combined smoothing filter algorithm based on

Gaussian mixture probability hypothesis density[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022,44(7):2488-2495.

[15] 李冰莹. 数据平滑滤波在汽车动态称重中的应用[J]. 衡器,2017(12):24-26.
LI B Y. The application of data smoothing filter in automobile dynamic weighing[J]. Journal of Weighing, 2017(12):24-26.

[16] 杨叔子,吴雅,轩建平. 时间序列分析的工程应用[M]. 武汉:华中科技大学出版社,2007.
YANG SH Z, WU Y, XUAN J P. Time Series Analysis in Engineering Applications [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2007.

[17] 郭惠勇,李孟. 基于时域模型相对熵的塔架结构非线性损伤检测研究[J]. 仪器仪表学报,2023,44(1):143-153.
GUO H Y, LI M. Research on nonlinear damage detection of tower structure based on relative entropy of the time domain model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023,44(1):143-153.

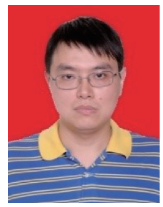
[18] 陈妮,覃玉荣,孙鹏飞. 基于脑电自回归预测的实时相位估计方法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(6):183-190.
CHEN N, QIN Y R, SUN P F. Real time phase estimation method based on autoregressive prediction of EEG [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020,34(6):183-190.

[19] 陈洁,王思成. 基于卡尔曼滤波的涡街流量计信号处理方法研究[J]. 仪表技术,2023,395(3):37-42.
CHEN J, WANG S CH. Research on signal processing method of vortex flowmeter based on Kalman filter[J]. Instrumentation Technology, 2023, 395(3):37-42.

[20] 于洋,李杰,余松,等. 基于卡尔曼滤波的电磁流量计信号处理[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(9):183-189.
YU Y, LI J, YU S. Kalman filter-based electromagnetic flowmeter signal processing[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(9):183-189.

[21] 吴跃军,丁国清. PA 级超微弱电流前置放大电路的电流噪声及等效误差分析方法[J]. 传感技术学报,2022,35(5):595-599.
WU Y J, DING G Q. Current noise and equivalent error analysis of PA level current preamplifier circuit[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2022,35(5):595-599.

作者简介



陈星燎,1999 年于哈尔滨工程大学获得学士学位,2002 年于清华大学获得硕士学位,现为天津中德应用技术大学副教授,主要研究方向为智能控制系统设计、弱信号处理。
E-mail: chenpld@163.com

Chen Xingliao received his B. Sc. degree from Harbin Engineering University in 1999, M. Sc. degree from Tsinghua University in 2002. Now he is an associate professor in Tianjin Sino-German University of Applied Sciences. His main research interests include intelligent control system design and weak signal processing.

刘通,2008 年于哈尔滨工业大学获得学士学位,2011 年于哈尔滨工业大学获得硕士学位,现为天津中德应用技术大学讲师,主要研究方向为红外热成像、数字图像处理。
E-mail: liutong@tsguas.edu.cn

Liu Tong received his B. Sc. degree in 2008 and M. Sc. degree in 2011 from Harbin Institute of Technology. Now he is a lecturer in Tianjin Sino-German University of Applied Sciences. His main research interests include infrared thermal imaging and digital image processing.

卢姗(通信作者),2007 年于中共天津市建工集团党校获大学本科学历,现为天津市科学技术发展战略研究院工程师,主要研究方向为装备制造及科技管理。
E-mail: lushan01@tj.gov.cn

Lu Shan (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Tianjin Construction Engineering Group Communist Party School in 2007. Now she is an engineer at Tianjin Academy of Science and Technology for Development. Her main research interests include equipment manufacturing and technology management.

房学键,2013 年于青岛科技大学获得学士学位,2016 年于辽宁大学获得硕士学位,现为天津中德应用技术大学教师,主要研究方向为机器学习、图像处理。
E-mail: 18322611237@163.com

Fang Xuejian received his B. Sc. degree in 2013 from Qingdao University of Science and Technology, and M. Sc. degree in 2016 from Liaoning University. Now he is a teacher in Tianjin Sino-German University of Applied Sciences. His main research interests include machine learning and image processing.