

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413540

一种改进平稳小波去噪与扩展卡尔曼系统辨识的 动态称量新方法*

龙保鑫¹, 滕召胜¹, 孙彪¹, 林海军², 刘涛¹

(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082; 2. 湖南师范大学工程与设计学院 长沙 410081)

摘要:针对在线检重秤在实际工作环境中受机械振动、被测试样自身冲击及外部随机扰动等多重因素影响,导致称重信号被噪声严重污染、称量精度难以满足要求的问题,故提出了一种基于收缩软阈值的改进平稳小波去噪与扩展卡尔曼系统辨识的动态称量新方法。首先,根据称重信号与理想信号的先验知识,采用7层平稳小波变换对称重信号进行多尺度分解,接着针对分解后得到的细节系数,将高频噪声占主导的细节系数 $d_{1,k} \sim d_{4,k}$ 置0,并设计一种带收缩因子的软阈值函数对同时包含有用信号与干扰噪声成分的细节系数 $d_{5,k} \sim d_{7,k}$ 进行处理,然后利用处理后的细节系数与原始近似系数进行平稳小波逆变换重构称重信号,从而有效抑制各种干扰噪声。最后在此基础上,采用扩展卡尔曼算法进行系统辨识,求解检重秤系统的模型参数,并利用所得模型参数计算被测试样的质量。为验证所提算法的有效性,实验采用5种不同质量的被测试样,分别在30、45、60、75和90 m/min这5种速度下进行多次加载测试,并对测试结果进行分析与比较。实验结果表明,所提算法的称量准确度优于时变低通滤波(TVLPF)算法、自适应预滤波与系统辨识(AID)算法以及自适应预滤波与扩展卡尔曼系统辨识(AEKSI)算法,满足国家标准《GB/T 27739—2011 自动分检衡器》对XIII类检重秤的精度要求。

关键词: 检重秤; 动态称重; 收缩软阈值; 平稳小波去噪; 扩展卡尔曼系统辨识

中图分类号: TH715.1+94 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

A novel dynamic weighing method integrating improved stationary wavelet denoising and extended Kalman system identification

Long Baoxin¹, Teng Zhaosheng¹, Sun Biao¹, Lin Haijun², Liu Tao¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. College of Engineering and Design, Hunan Normal University, Changsha 410081, China)

Abstract: During the operation of a checkweigher, its weighing signal is affected by vibrations rising from the mechanical transmission systems, impacts from the measured object and other random disturbances. As a result, the weighing signal is severely contaminated by noise, making it difficult to meet the requirements of national standards. To address this issue, a novel dynamic weighing method based on improved stationary wavelet denoising with a shrinkage soft threshold and extended Kalman system identification is proposed. First, leveraging prior knowledge of the weighing signal and the ideal signal, a seven-layer stationary wavelet transform is applied to the weighing signal for multi-scale decomposition. Next, the high-frequency noise-dominated detail coefficients $d_{1,k} \sim d_{4,k}$ are set to zero, while a soft-threshold function with a shrinkage factor is applied to process the detail coefficients $d_{5,k} \sim d_{7,k}$ that contain both useful signal and noise components. Then, the inverse stationary wavelet transform is performed using the processed detail coefficients and the original approximation coefficients to reconstruct the weighing signal, effectively suppressing various interference noises. Following this, the extended Kalman algorithm is employed for system identification to determine the model parameters of the checkweigher system, which are subsequently utilized to calculate the mass of the samples. To validate the effectiveness of the proposed algorithm, experiments were conducted using five samples of different masses at speeds of 30, 45, 60, 75 and 90 m/min, with multiple loading tests performed at each speed, and the results were analyzed and compared. The results demonstrate that the proposed algorithm achieves superior weighing

收稿日期: 2024-11-25 Received Date: 2024-11-25

* 基金项目: 国家重点研发计划(2022YFF0605503)项目资助

accuracy compared to the time-variant low-pass filter (TVLPF) algorithm, identification-based approach with signal-adaptive prefiltering (AID) algorithm, and signal-adaptive prefiltering with extended Kalman system identification (AEKSI) algorithm. Furthermore, it meets the accuracy requirements for class XIII checkweighers as defined by the national standard "GB/T 27739—2011 Automatic Checkweigher".

Keywords: checkweigher; dynamic weighing; shrinkage soft threshold; stationary wavelet denoising; extended Kalman system identification

0 引言

自动在线检重秤是一种工业生产线上的质量检测和分选设备,在确保产品质量、提高生产效率以及加强企业治理等方面发挥着重要作用^[1]。检重秤是一个典型的复杂机电系统,工作在复杂的工业环境,称重信号被各种强干扰噪声影响^[2-3]。随着运行速度提高,有效加载时间缩短,检重秤称量准确性大幅降低^[4]。

为提高检重秤的称量准确性与工作效率,国内外学者提出了多种解决方法。由于检重秤的有用称重信号主要集中在低频,因此低通滤波器(low-pass filter, LPF)成为首选方法^[5-6]。为获得良好滤波效果,通常要为LPF设置一个较低的截止频率。但低截止频率会导致长响应时间,因此限制了检重秤的工作效率。为此, Pietrzak等^[7-8]提出截止频率随时间变化的时变低通滤波器(time-variant low-pass filter, TVLPF)方法,一定程度上兼顾了滤波效果与响应速度,但在高速时由于有效加载时间过短且干扰噪声过大,仍难以取得良好效果^[4]。

系统辨识从系统数学模型出发,根据输入与输出推断系统的动态行为,包括系统的状态变化和参数值,在动态称重领域表现出广泛的应用前景^[9-10]。但由于称重信号的干扰噪声强度过大,仅靠系统辨识方法无法获得良好效果^[11]。为此, Niedzwiecki等^[12]提出自适应预滤波与系统辨识相结合的动态称量方法(identification-based approach with signal-adaptive prefiltering, AID)。但由于其自适应滤波算法涉及多个繁琐步骤且参数难以确定,导致去噪效果不佳,采用最小二乘法进行系统辨识也存在对异常值敏感、鲁棒性差等缺陷。

平稳小波去噪(stationary wavelet denoising, SWD)利用平稳小波变换(stationary wavelet transform, SWT)将信号分解到小波域,应用阈值函数(threshold function, TF)对小波系数进行处理,再对小波系数进行平稳小波逆变换(inverse stationary wavelet transform, ISWT)获取去噪后的信号^[13]。因此,SWD可有效结合信号的时频局部特性进行去噪,尤其适用于非平稳信号的分析与处理^[14-16]。扩展卡尔曼系统辨识(extended Kalman system identification, EKSI)根据系统状态方程^[17],在迭代过程中对模型的状态与参数进行估计,同时考虑了过程噪声与

测量噪声的误差,可有效保证辨识的鲁棒性^[18],已在结构力学及锂电池分析等领域得到成功应用^[19-20]。

将称重信号与理想信号利用SWT分解后发现:低频范围,称重信号与理想信号的小波系数变化相似,但称重信号的小波系数略小于理想信号的小波系数;高频范围,称重信号的小波系数远大于理想信号的小波系数。因此,传统TF难以有效抑制称重信号中的多噪声干扰。为此,根据理想称重信号的先验知识与称重信号的特点,建立收缩软阈值函数,形成用于称重信号的改进平稳小波去噪方法,并结合扩展卡尔曼算法,提出一种改进平稳小波去噪与扩展卡尔曼系统辨识(improving stationary wavelet denoising and extended Kalman system identification, ISWD-EKSI)的动态称量新方法。首先将称重信号经收缩软阈值平稳小波去噪进行滤波处理,然后利用扩展卡尔曼求解检重秤系统的参数模型,最后根据参数模型估计被测试样的质量,实现检重秤的准确称量。

1 动态称重秤系统

1.1 动态称重秤工作原理

自动在线检重秤主要包括进料段、称重段、分选段、前后光电以及剔除装置5个部分^[15],如图1所示。

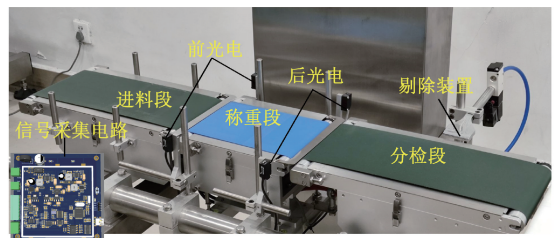


图1 检重秤系统

Fig. 1 Checkweigher system

被测试样由进料段送入称重段并在 t_1 时刻遮挡光源致前光电触发,直到 t_2 时刻被测试样完全进入称重段; t_3 时刻被测试样开始离开称重段,直至 t_4 时刻被测试样完全离开称重段,得到的称量信号如图2所示。

1.2 检重秤系统模型

检重秤系统中,称重段由称重传感器和秤台组成,可等效为由质量-弹簧-阻尼器构成的二阶系统^[3],如图3所示。

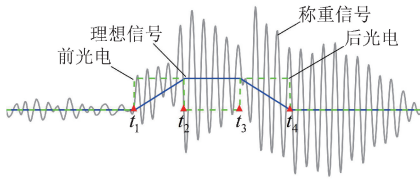


图2 单次称量称重传感器输出信号

Fig. 2 Output signal of the weighing sensor during a single load

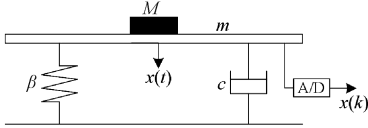


图3 称重系统二阶模型

Fig. 3 The second-order model of weighing system

图3中, c 为机械阻尼; β 为刚度系数; m 为秤台质量; M 为被测试样质量; $x(t)$ 为与被测试样质量成正比的称重传感器输出信号; $x(k)$ 为对 $x(t)$ 进行等间隔采样后的离散信号。阶跃激励下, 基于自动控制理论与动力学分析, 建立称重段的数学模型, 即:

$$(m + M)\ddot{x}(t) + c\dot{x}(t) + \beta x(t) = Mgu(t) \quad (1)$$

式中: g 为重力加速度; $u(t)$ 为单位阶跃信号; 当 $t_2 \leq t \leq t_3$ 时, $u(t) = 1$ 。

对式(1)进行拉氏变换, 得到系统的传递函数, 即:

$$H_M(s) = \frac{X(s)}{MgU(s)} = \frac{1}{(m + M)s^2 + cs + \beta} \quad (2)$$

式中: $U(s)$ 为 $u(t)$ 的拉氏变换, $U(s) = 1/s$; $X(s)$ 为 $x(t)$ 的拉氏变换, 可表示为:

$$X(s) = MgU(s)H_M(s) = Mg \frac{1}{s} \frac{1}{(m + M)s^2 + cs + \beta} = Mg \frac{1}{s} \frac{\omega_n^2/\beta}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2} \quad (3)$$

式中: $\omega_n = \sqrt{\beta/(m + M)}$, $\xi = c/[2\sqrt{\beta/(m + M)}]$ 分别为系统的固有频率和阻尼比。

由于系统输入是连续的而采集到的输出信号是离散的, 不宜于辨识。因此求取离散信号 $x(k)$ 的 z 变换, 即:

$$X(z) = \frac{1}{1 - z^{-1}} \frac{b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}} \quad (4)$$

式中: $a_1 = -2e^{-\xi\omega_n T} \cos(\omega_n \sqrt{1 - \xi^2} T)$, $a_2 = e^{-2\xi\omega_n T}$, $b_1 = \frac{Mg}{\beta} \left[e^{-\xi\omega_n T} \sin(\omega_n \sqrt{1 - \xi^2} T) \frac{\omega_n}{\sqrt{1 - \xi^2}} \right]$

由 z 变换的终值定理, 可得:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = \lim_{z \rightarrow 1} (z - 1) \cdot X(z) = \frac{b_1}{1 + a_1 + a_2} = \frac{Mg}{\beta} \quad (5)$$

由于 β 可静态标定确定, 故被测试样质量为:

$$M = \frac{\beta}{g} \cdot \frac{b_1}{1 + a_1 + a_2} \quad (6)$$

由式(6)可知, 动态称量问题变为一个参数辨识问题, 只需根据系统的输入和输出信号, 求出 a_1 、 a_2 和 b_1 即可计算出被测试样的质量。

2 扩展卡尔曼称重系统辨识

考虑随机噪声 $n(k)$ 的影响, 由式(4)系统模型的差分方程:

$$x(k) = -a_1 x(k - 1) - a_2 x(k - 2) + b_1 u(k - 1) + n(k) \quad (7)$$

式(7)是典型的有源自回归模型。基于式(7)建立系统的状态方程与观测方程, 即:

$$\begin{cases} \Phi_{k+1} = A\Phi_k + Bu(k) + W_k \\ Z_k = H\Phi_k + v_k \end{cases} \quad (8)$$

式中: $k \in [2, (t_3 - t_2)/T]$, T 为采样周期; 系统噪声 $W_k^T = [n(k) \ 0]$, 其协方差为 Q ; v_k 为过程噪声, 其协方差为 R ; 状态向量 $\Phi_k^T = [x(k) \ x(k - 1)]$; 输入矩阵 $B = [b_1 \ 0]$; 观测矩阵 $H = [1 \ 0]$; 状态转移矩阵 $A = \begin{bmatrix} -a_1 & -a_2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ 。

为进行参数估计, 将模型未知参数添加到状态向量中, 则式(8)可改写为:

$$\begin{cases} X_{k+1} = f[X_k] + W_k \\ Z_k = CX_k + v_k \end{cases} \quad (9)$$

式中: $C = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$; $W_k^T = [n(k) \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$; $X_k^T = [x(k) \ x(k - 1) \ a_1 \ a_2 \ b_1]$; $f[X_k] =$

$$\begin{bmatrix} -a_1 & -a_2 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X_k$$

参考式(9), 未知量 a_1 和 a_2 同时包含于状态转移矩阵和状态向量中, 因此, 状态方程为非线性方程。而观测方程本身为线性方程。于是将状态方程围绕 \hat{X}_k 做一阶泰勒展开并摒弃高阶项, 则式(9)可改为:

$$\begin{cases} X_{k+1} = f[\hat{X}_k] + F_k [X_k - \hat{X}_k] + W_k \\ Z_k = CX_k + v_k \end{cases} \quad (10)$$

式中: F_k 为雅克比矩阵, 即: $F_k = \frac{\partial f}{\partial \hat{X}_k}$

$$\begin{bmatrix} -a_1 & -a_2 & -x(k) & x(k-1) & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

结合扩展卡尔曼的迭代过程^[21],可得扩展卡尔曼求解检重秤参数模型的过程,主要为:

1) 结合状态方程,根据系统前一刻的最优估计值 $\mathbf{X}_{k-1|k-1}$ 预测系统当前状态值 $\mathbf{X}_{k|k-1}$,即:

$$\mathbf{X}_{k|k-1} = f[\mathbf{X}_{k-1|k-1}] \quad (11)$$

2) 根据系统前一刻最优估计值协方差 $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$ 与过程噪声协方差 Q 计算当前预测值的协方差 $\mathbf{P}_{k|k-1}$:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_k^T + Q \quad (12)$$

3) 根据预测值的协方差 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 与测量过程噪声协方差 R 计算卡尔曼增益 \mathbf{K}_k :

$$\mathbf{K}_k = \frac{\mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{C}^T}{\mathbf{C} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{C}^T + R} \quad (13)$$

4) 根据卡尔曼增益 \mathbf{K}_k 、预测值 $\mathbf{X}_{k|k-1}$ 以及实际测量值 Z_k ,得到系统的当前最优估计值 $\mathbf{X}_{k|k}$,即:

$$\mathbf{X}_{k|k} = \mathbf{X}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k (Z_k - \mathbf{C} \mathbf{X}_{k|k-1}) \quad (14)$$

5) 根据预测值协方差 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 和卡尔曼增益 \mathbf{K}_k ,更新系统当前最优估计值的协方差 $\mathbf{P}_{k|k}$,即:

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{C} \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (15)$$

迭代初始 $\mathbf{X}_0^T = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$, $\mathbf{P}_0 = \mathbf{I}_{5 \times 5}$,其中 $\mathbf{I}_{5 \times 5}$ 为单位矩阵。

由辨识结果,根据式(6)可计算得被测试样质量。但由于检重秤工作过程中会受到震动、冲击等众多干扰影响,称重信号上叠加了许多噪声信号,严重影响了系统辨识的准确度。因此,为了获得更准确的辨识结果,必须先对称重信号进行去噪。

3 改进平稳小波去噪

3.1 平稳小波阈值去噪的原理

SWT 是在正交小波变换基础上提出的,其在每层分解中不进行下采样,而是通过对滤波器系数进行插零实现,以保证小波变换的平移不变性^[13],分解流程如图4所示。信号与高通滤波器系数卷积后得到小波细节系数 $d_{j,k}$;信号与低通滤波器系数卷积后得到小波近似系数 $a_{j,k}$ 。当前层的近似系数作为下一层的输入信号继续分

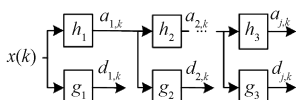


图4 SWT的分解流程

Fig. 4 Decomposition process of SWT

解,直到完成设置的分解层数。

SWD 的实质是将信号变换到小波域,并结合一定特性对小波系数进行处理。一般认为信号由有用信号和干扰信号组成,且信号经 SWT 分解后有用信号和干扰信号在小波系数上有不同的特性:有用信号的能量会集中在较大的系数上,而干扰信号的能量则会分散在较小的系数上^[22]。据此,利用阈值函数处理小波系数,再经平稳小波逆变换就可获得去噪后的信号。根据 Donoho^[23]提出的通用阈值处理方式,一般将阈值函数分为硬阈值(hard threshold function, HTF)和软阈值(soft threshold function, STF),分别为:

$$d'_{j,k} = \begin{cases} d_{j,k}, & |d_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |d_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (16)$$

$$d'_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(d_{j,k}) (|d_{j,k}| - \lambda), & |d_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |d_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (17)$$

式中: $d_{j,k}$ 为原始小波系数; $d'_{j,k}$ 为处理后的小波系数; λ 为通用阈值。

据此,称重信号的平稳小波去噪步骤为:

- 1) 根据有效信号和噪声信号的特点,选择合适的小波基函数,确定分解层数,对信号进行 SWT 分解;
- 2) 确定合适的阈值函数与阈值对多层小波系数进行处理;
- 3) 根据处理后的小波系数对信号进行重构,得到噪后的信号。

3.2 传统硬软阈值平稳小波去噪的局限性

检重秤的称量准确性随其运行速度的提高而降低,为了保证算法的兼容性,选取数据集中速度为 90 m/min 的高速检重,被测试样质量为 254.50 g 的称重信号,如图5所示,对 HTF 和 STF 的去噪特点与局限进行分析验证。

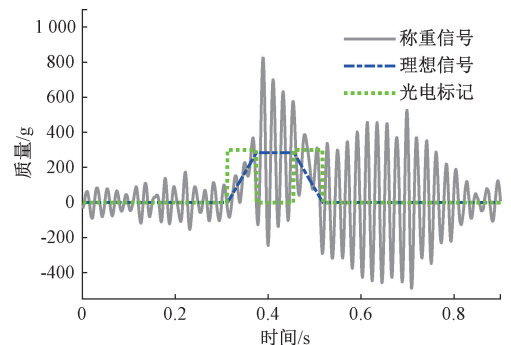


图5 90 m/min、254.50 g 称重信号与理想信号

Fig. 5 90 m/min, 254.50 g weighing signal and ideal signal

信号的 SWT 分解层数通常与采样频率和有用信号所处频段有关。称重信号的采样频率为 960 Hz,并利用 FFT 对信号进行频谱分析,如图6所示。

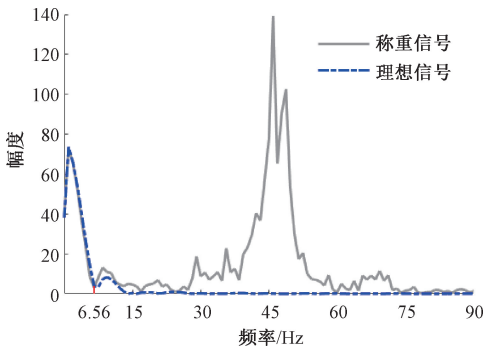


图6 称重信号与理想信号的频谱分析

Fig. 6 Spectral analysis of weighing signal and ideal signal

由图6可见,理想信号的能量主要集中在6.56 Hz内,因此,据此确定分解层数为7。考虑小波基函数的正交与紧支撑性,选择db16对称重信号进行SWT分解,各层系数如图7所示。

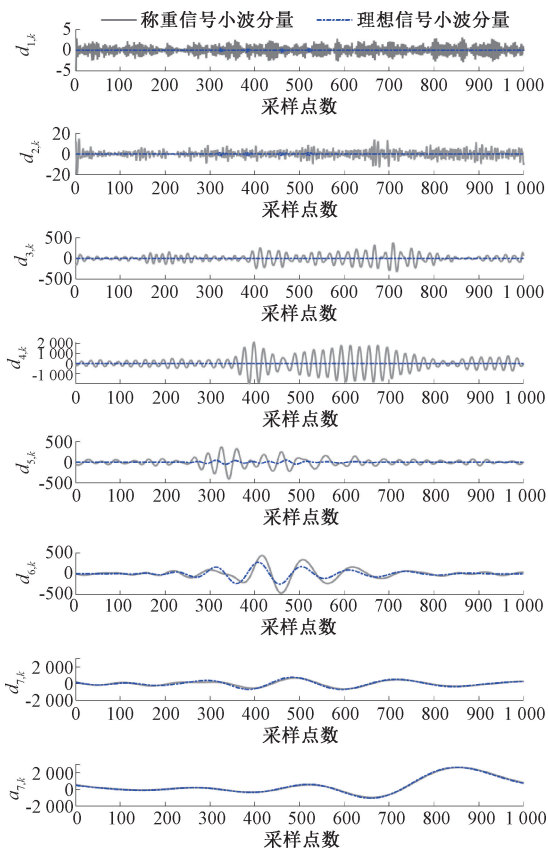


图7 称重信号与理想信号的SWT分解

Fig. 7 SWT decomposition of weighing signal and ideal signal

利用式(16)、(17)对分解后的各细节小波系数进行处理,对处理后的细节系数 $d'_{j,k}$ 与近似系数 $a_{j,k}$ 进行平稳小波逆变换可获得去噪后的称重信号,如图8所示。

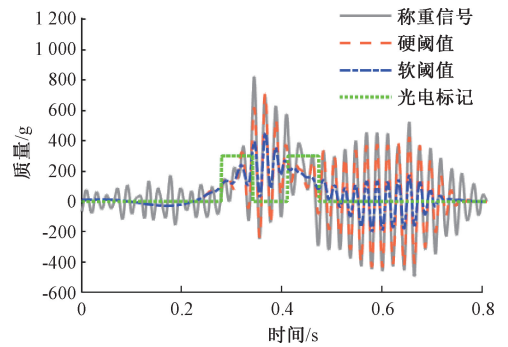


图8 硬阈值与软阈值的去噪效果

Fig. 8 Denoising effect of HTF and STF

由图8可见,虽然STF对噪声的抑制效果略优于HTF,但这两种阈值处理方法对噪声的抑制能力均不佳,且都导致信号出现了失真。

3.3 基于收缩软阈值的改进平稳小波去噪

由图7可见,称重信号分解后 $d_{1,k} \sim d_{4,k}$ 的值远大于理想信号分解后 $d_{1,k} \sim d_{4,k}$ 的值,且后者 $d_{1,k} \sim d_{4,k}$ 的值几乎为0。由此可以确定称重信号分解后 $d_{1,k} \sim d_{4,k}$ 的值是由各种干扰噪声而导致的。为此,首先将称重信号分解后 $d_{1,k} \sim d_{4,k}$ 的值置0^[24-25]。再者,针对称重信号与理想信号分解后, $d_{5,k} \sim d_{7,k}$ 波形相似,但前者系数略小于后者系数的情况,提出一种新的收缩软阈值函数,即:

$$d'_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(d_{j,k})\gamma_j(|d_{j,k}| - \lambda_j), & |d_{j,k}| \geq \lambda_j \\ 0, & |d_{j,k}| < \lambda_j \end{cases} \quad (18)$$

式中: γ_j 为各层的收缩因子; λ_j 为各层的阈值。不同速度下 γ_j 与 λ_j 的取值如表1所示。

表1 不同速度下 γ_j 与 λ_j 的值

Table 1 Values of γ_j and λ_j at different speeds

	(m·min ⁻¹)				
参数	30	45	60	75	90
γ_5	0.080	0.040	0.110	0.080	0.100
γ_6	0.385	0.351	0.580	0.523	0.590
γ_7	0.850	0.847	0.856	0.789	0.860
λ_5	150.0	130.0	350.0	220.0	260.0
λ_6	14.0	13.0	40.0	26.0	30.0
λ_7	3.0	3.0	4.0	4.0	5.0

为验证收缩软阈值处理方法在动态称重信号去噪上的整体性能,将其与HTF和STF处理方法分别应用在30、60、90 m/min这3种速度上,被测试样质量为254.50 g加载称重信号上,结果如图9所示。结果表明,3种速度下,收缩软阈值处理方法相较于HTF和STF处理方法具有更显著噪声抑制效果,且去噪后的称重信号未出现明显失真。

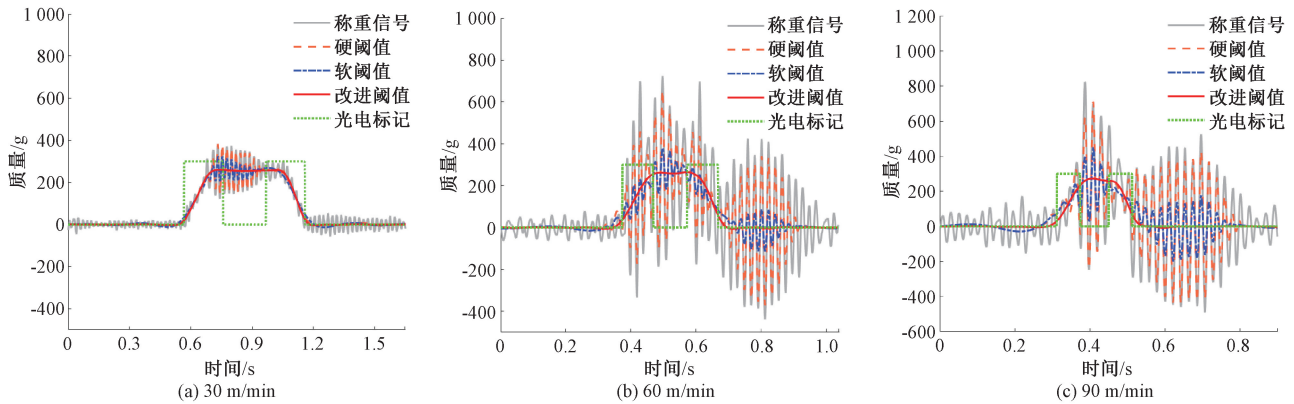


图9 硬阈值、软阈值与收缩软阈值的去噪效果对比

Fig. 9 Comparison of denoising effects of HTF, STF and shrinkage soft threshold

4 算法实现

改进平稳小波去噪与扩展卡尔曼系统辨识的动态称量算法如图10所示。

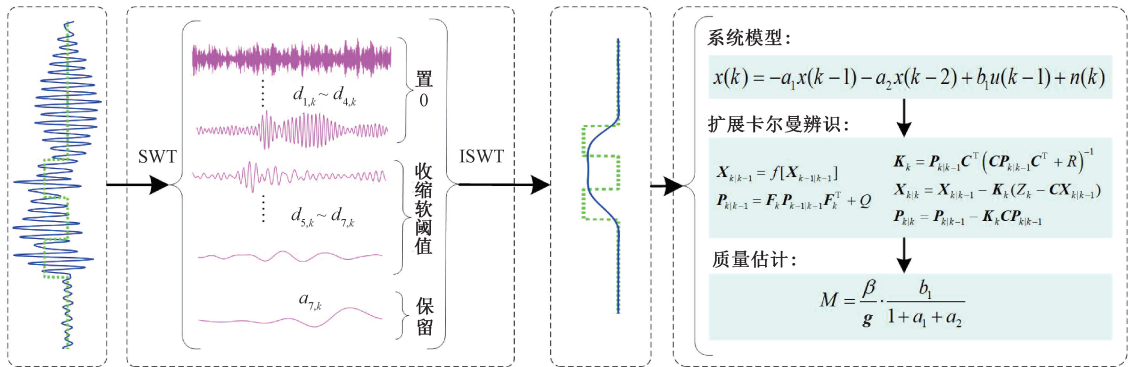


图10 改进平稳小波去噪与扩展卡尔曼系统辨识算法

Fig. 10 Overall flowchart of the improved stationary wavelet denoising and extended Kalman system identification algorithm

3) 对处理后的细节系数与近似系数进行 ISWT 变换,得到去噪后的称重信号;

4) 结合去噪后的称重信号与称重系统模型,利用式(11)~(15)扩展卡尔曼算法求解参数模型;

5) 根据参数模型,利用式(6)计算被测试样质量。

5 实验验证

5.1 实验数据与评价指标

参照图1,本研究以深圳市杰曼科技股份有限公司检重秤(称重段长度 $L=200$ mm)为研究对象。系统采用德国 HBM 公司生产的 PW2DC3 单点称重传感器,称量范围 $0 \sim 7.2$ kg,输出灵敏度为 2.0 mV/V,使用 24 位 ADC 以 960 Hz 采样率,对直径为 10 cm,静态质量分别为

74.50 、 134.50 、 164.50 、 194.50 、 254.50 g 的被测试样在系统运行速度分别为 30 、 45 、 60 、 75 、 90 m/min 下加载的传感器输出信号进行采样。每个试样在不同速度下,反复加载 120 次,前、后 60 次加载数据分别为训练集与测试集,共计 3000 次加载数据。

依据国家标准《GB/T 27739—2011 自动分检衡器》XIII 类精度要求进行评估^[26],结果如表 2 所示,该评估标准中的平均值、平均误差、标准偏差的计算式为:

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (19)$$

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}) \quad (20)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (21)$$

式中: y_i 为被测试样的质量估计值; \bar{y} 为平均估计值; n 为测试集被测试样的样本数; μ 为平均误差; σ 为标准偏差。各算法综合评价指标^[4-5]有:

$$A = |\mu| + 3\sigma \quad (22)$$

表 2 自动分检衡器国家标准

Table 2 National standard for automatic weighing equipment (g)

质量 M	最大平均误差 μ	最大标准偏差 σ
74.50	± 0.100	0.240
134.50	± 0.100	0.323
164.50	± 0.100	0.395
194.50	± 0.100	0.467
254.50	± 0.150	0.480

表 3 4 种算法的平均误差与标准偏差

Table 3 The mean error and standard deviation of the four algorithms (g)

速度/ ($m \cdot min^{-1}$)	算法	74.50 g		134.50 g		164.50 g		194.50 g		254.50 g	
		σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ
30	TVLPF	0.031	0.048	0.040	0.033	0.033	0.003	0.036	0.021	0.040	0.012
	AID	0.037	0.043	0.049	0.042	0.050	0.007	0.060	0.027	0.058	0.021
	AEKSI	0.027	0.040	0.043	0.032	0.037	0.002	0.049	0.014	0.039	0.020
	ISWD-EKSI	0.029	0.039	0.038	0.033	0.028	0.013	0.041	0.002	0.033	0.024
45	TVLPF	0.065	-0.023	0.073	-0.001	0.088	-0.050	0.074	0.006	0.083	0.012
	AID	0.057	-0.005	0.075	-0.022	0.102	-0.073	0.108	0.003	0.149	-0.055
	AEKSI	0.055	-0.016	0.077	-0.017	0.085	-0.033	0.090	-0.017	0.110	0.017
	ISWD-EKSI	0.048	0.001	0.058	-0.001	0.056	-0.012	0.069	-0.014	0.078	0.001
60	TVLPF	0.084	0.020	0.111	0.064	0.119	-0.019	0.101	-0.012	0.166	0.050
	AID	0.110	-0.008	0.108	-0.058	0.131	0.016	0.088	0.008	0.179	0.057
	AEKSI	0.083	0.043	0.101	-0.089	0.120	-0.002	0.095	-0.003	0.103	0.045
	ISWD-EKSI	0.071	-0.006	0.075	-0.030	0.082	0.006	0.073	0.010	0.100	-0.003
75	TVLPF	0.187	0.025	0.220	-0.081	0.258	0.036	0.262	-0.011	0.271	-0.120
	AID	0.162	-0.016	0.139	-0.056	0.136	0.009	0.156	-0.027	0.231	-0.127
	AEKSI	0.147	-0.011	0.132	-0.052	0.129	0.012	0.153	-0.044	0.205	-0.118
	ISWD-EKSI	0.135	-0.013	0.126	-0.051	0.116	0.027	0.123	-0.029	0.198	-0.097
90	TVLPF	0.187	0.049	0.280	0.028	0.331	-0.060	0.363	0.094	0.407	-0.044
	AID	0.169	0.023	0.201	-0.087	0.242	-0.029	0.240	0.017	0.264	0.027
	AEKSI	0.152	-0.003	0.198	-0.072	0.208	-0.001	0.223	0.0047	0.250	-0.040
	ISWD-EKSI	0.127	0.019	0.152	-0.053	0.179	0.019	0.157	-0.005	0.200	0.005

90 m/min 时,由于被测试样有效加载时间缩短,干扰噪声增强,TVLPF 的性能远劣于 AID、AEKSI 和 ISWD-EKSI 这 3 种系统辨识算法。

5.2 实验结果分析

为验证所提算法的有效性,在数据集上对比 TVLPF 算法、AID 算法、自适应预滤波与扩展卡尔曼系统辨识算法(signal-adaptive prefiltering and extended Kalman system identification, AEKSI)以及 ISWD-EKSI 算法,4 种算法的标准偏差与平均误差如表 3 所示,综合评价指标如图 11 所示。各算法在相同速度下不同质量被测试样的综合评价指标平均值如图 12 所示。

参见表 3,4 种算法在所有实验条件下均达到了国家标准《GB/T 27739—2011 自动分检衡器》XIII 级的精度要求。但由图 11 和 12 可知,在 30 和 45 m/min 速度下,TVLPF 算法的性能优于 AID 和 AEKSI 算法,但略差于 ISWD-EKSI 算法;在 60 m/min 速度下,TVLPF 仅优于 AID 算法。随着运行速度进一步提升,即速度为 75 和

对比后 3 种系统辨识算法可发现,在所有速度下,AEKSI 算法的性能优于 AID 算法,ISWD-EKSI 算法的性能优于 AEKSI 算法。因此,可以得出:基于 EKSI 系统辨

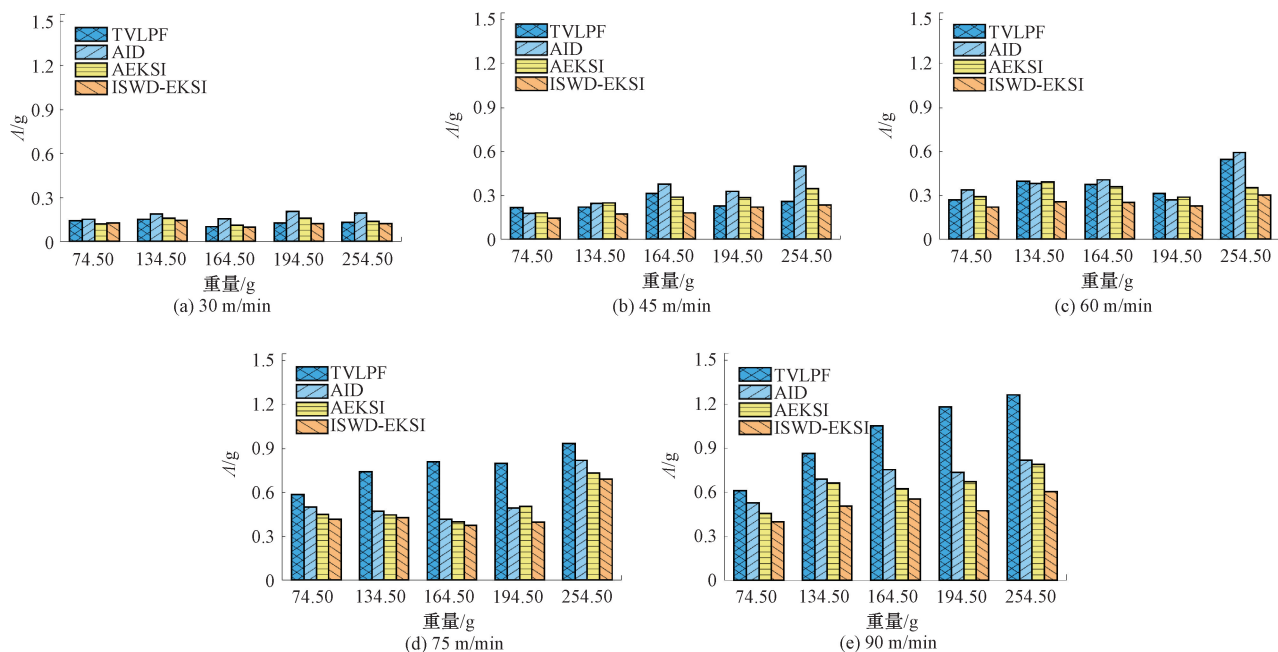


图 11 4种算法的综合评价指标

Fig. 11 The comprehensive evaluation metrics of the four algorithms

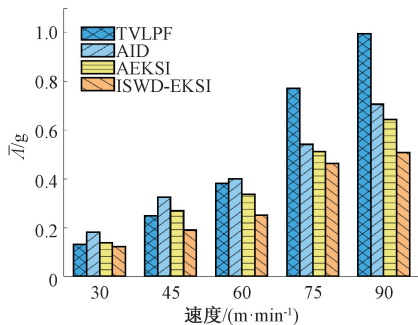


图 12 4种算法的综合评价指标平均值

Fig. 12 The average value of the comprehensive evaluation metrics of the four algorithms

识算法的性能优于最小二乘系统辨识算法,相较于自适应滤波算法,ISWD算法具有更好的去噪效果。此外,根据图 11 和 12 可知,各算法的性能都随系统运行速度的提升而降低。

实测实验结果表明,所提出的 ISWD-EKSI 算法具有更高的称量准确度,优势显著。

6 结 论

针对动态检重秤现有滤波方法响应时间长导致高速称量准确度不佳,以及自适应滤波与最小二乘法系统辨识方法去噪过程繁琐、且辨识鲁棒性差的问题,提出了基于收缩软阈值平稳小波去噪与扩展卡尔曼系统辨识的动

态称量新方法,实现了各类干扰的有效抑制与模型参数的精准辨识。实际测试实验证明了所提算法的称量结果完全满足《GB/T 27739—2011 自动分检衡器》XIII 级的精度要求,较现有算法具更好的称量准确性。

参考文献

- [1] 方原柏. 检重秤称重过程的理论分析[J]. 衡器, 2021, 50(2): 22-25.
FANG Y B. Theoretical analysis on weighing process of checkweigher [J]. Weighing Instrumentation, 2021, 50(2): 22-25.
- [2] 张剑一. 动态称重数据处理算法及其在禽蛋和类球形水果分选中的应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
ZHANG J Y. Dynamic weighing data processing algorithm and its application to poultry eggs and spherical fruits sorting[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.
- [3] 胡清, 滕召胜, 孙彪, 等. 基于变步长自适应陷波器的在线检重抗振方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 206-215.
HU Q, TENG ZH SH, SUN B, et al. Anti-vibration method for checkweigher based on variable step-size adaptive notch filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 206-215.
- [4] 孙彪, 滕召胜, 唐思豪, 等. 联合时变低通与改进形

- 态学滤波的智能在线称量方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(6): 29-36.
- SUN B, TENG ZH SH, TANG S H, et al. Intelligent online weighing by jointed time-variant low-pass and improved morphological filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(6): 29-36.
- [5] NIEDZWIECKI M, PIETRZAK P. High-precision FIR-model-based dynamic weighing system[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(10): 2349-2359.
- [6] 郁峰, 胡阳, 黄浩. 基于振频分析的动态检重秤称重算法研究[J]. 衡器, 2024, 53(9): 11-13.
- YU F, HU Y, HUANG H. Research on weighing algorithm of dynamic checkweigher based on vibration frequency analysis [J]. Weighing Instrumenta, 2024, 53(9): 11-13.
- [7] PIETRZAK P. Dynamic mass measurement using a discrete time-variant filter [J]. 2010 IEEE 26th Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel, 2010: 863-867.
- [8] PIETRZAK P, MELLER M, NIEDZWIECKI M. Dynamic mass measurement in checkweighers using a discrete time-variant low-pass filter [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 48(1/2): 67-76.
- [9] 王慧丽, 杨海忠. 基于系统辨识的车辆动力学建模方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(6): 1275-1282.
- WANG H L, YANG H ZH. Vehicle dynamics modeling method based on system identification [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(6): 1275-1282.
- [10] 爻伟群. 基于参数估计的动态称重新方法[J]. 计量学报, 1993(2): 149-153.
- SHU W Q. A new dynamic weighing method based on parameter identification [J]. Acta Metrologica Sinica, 1993(2): 149-153.
- [11] 于海燕. 动态称重技术的研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2006.
- YU H Y. Research on dynamic weighing technology[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2006.
- [12] NIEDZWIECKI M, MELLER M, PIETRZAK P. System identification based approach to dynamic weighing revisited[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 80: 582-599.
- [13] 范小龙, 谢维成, 蒋文波, 等. 一种平稳小波变换改进阈值函数的电能质量扰动信号去噪方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(14): 219-226.
- FAN X L, XIE W CH, JIANG W B, et al. An improved threshold function method for power quality disturbance signal denoising based on stationary wavelet transform[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(14): 219-226.
- [14] KUMAR A, TOMAR H, MEHLA V K, et al. Stationary wavelet transform based ECG signal denoising method[J]. ISA Transactions, 2021, 114: 251-262.
- [15] 孙曙光, 纪学玲, 杜太行, 等. 机械振动下交流接触器电寿命预测失效特征量提取[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 114-125.
- SUN SH G, JI X L, DU T H, et al. Failure feature extraction for electrical life prediction of AC contactor under mechanical vibration [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3): 114-125.
- [16] 武国宁, 于萌萌, 王君仙, 等. 应用平稳小波变换与深度残差网络压制地震随机噪声[J]. 石油地球物理勘探, 2022, 57(1): 43-51, 5.
- WU G N, YU M M, WANG J X, et al. Suppressing seismic random noise using stationary wavelet transform and deep residual network [J]. Petroleum Geophysical Exploration, 2022, 57(1): 43-51, 5.
- [17] 李立, 郑天悦, 黄世楼, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的DFIG变流器控制系统参数辨识方法[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(12): 50-60.
- LI L, ZHENG T Y, HUANG SH L, et al. A parameters identification method of DFIG converter control system based on extended Kalman filter [J]. Power Grid and Clean Energy, 2022, 38(12): 50-60.
- [18] NIEDZWIECKI M, WASILEWSKI A. Application of adaptive filtering to dynamic weighing of vehicles [J]. Control Engineering Practice, 1996, 4(5): 635-644.
- [19] HE ZH G, LI Y T, SUN Y Y, et al. State-of-charge estimation of lithium ion batteries based on adaptive iterative extended Kalman filter [J]. Journal of Energy Storage, 2021, 39: 102593.
- [20] CORIGLIANO A, MARIANI S. Parameter identification in explicit structural dynamics: Performance of the extended Kalman filter [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2004, 193(36/38): 3807-

3835.

- [21] 高凤强,王若宇,曹光求,等. 基于扩展卡尔曼滤波的疏散行人密度预测算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2024,45(5):281-290.

GAO F Q, WANG R Y, CAO G Q, et al. Research on the evacuation pedestrian density prediction algorithm based on extended Kalman filter[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024,45(5):281-290.

- [22] 刘召海,杨文柱,张辰. 基于变换域的条带噪声去除方法[J]. 计算机应用,2013,33(9):2603-2605.

LIU ZH H, YANG W ZH, ZHANG CH. Dstriping method based on transform domain [J]. Journal of Computer Applications, 2013,33(9):2603-2605.

- [23] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.

- [24] 张西良,杨伟玲,李萍萍,等. 动态称量信号小波变换强制性阈值去噪方法[J]. 江苏大学学报,2009,30(3):228-231.

ZHANG X L, YANG W L, LI P P, et al. Compelling threshold denoise method of wavelet transformation on dynamic weight signal[J]. Journal of Jiangsu University, 2009,30(3):228-231.

- [25] 姜华生,行鸿彦,李瑾,等. 基于改进 CEEMDAN 和小波阈值的雨声信号去噪算法研究[J]. 电子测量技术,2023,46(7):103-109.

LOU H SH, XING H Y, LI J, et al. Research on denoising algorithm of rain signal based on improved CEEMDAN and wavelet threshold[J]. Electronic Measurement Technology, 2023,46(7):103-109.

- [26] 中华人民共和国国家标准. 自动分检衡器: GB/T 27739—2011[S]. 北京:中国标准出版社,2012.

Chinese National Standards. Automatic catchweighing instruments: GB/T 27739—2011 [S]. Beijing: Standards Press of China, 2012.

作者简介



龙保鑫,2022 年于湖南师范大学获得学士学位,现为湖南大学硕士研究生,主要研究方向为智能检测与信息处理。

E-mail:longbaoxin@hnu.edu.cn

Long Baoxin received his B.Sc. degree from Hunan Normal University in 2022. He is currently a master student at Hunan University. His main research interests include intelligent detection and instrument.



滕召胜,分别于 1995 年和 1998 年于湖南大学获得硕士学位和博士学位,现为湖南大学教授、博士生导师,主要研究方向为智能检测与控制。

E-mail:tengzs@126.com

Teng Zhaosheng received his M.Sc. degree and Ph.D. degree both from Hunan University in 1995 and 1998, respectively. He is currently a professor and doctoral supervisor at Hunan University. His main research interests include intelligent detection and control system.



林海军,2004 年于湖南师范大学获得学士学位,2009 年于湖南大学获得博士学位,现为湖南师范大学教授,主要研究方向为智能检测与智能仪器。

E-mail:linhaijun@hunnu.edu.cn

Lin Haijun received his B.Sc. degree from Hunan Normal University in 2004 and his Ph.D. degree from Hunan University in 2009. He is currently a professor at Hunan Normal University. His main research interests include intelligent detection and intelligent instrumentation.

刘涛(通信作者),2021 年于湖南大学获得硕士学位,现为湖南大学博士研究生,主要研究方向为智能检测与信息处理。

E-mail:hnuilitao@hnu.edu.cn



Liu Tao (Corresponding author) received his M.Sc. degree from Hunan University in 2021. He is currently pursuing his Ph.D. degree at Hunan University. His main research interests include intelligent detection and information processing.