

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108037

基于多加速度传感器的动态检重秤抗振方法研究^{*}

陈荣生¹, 滕召胜¹, 孙彪¹, 唐思豪¹, 林海军²

(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:针对检重秤测量过程中受振动干扰影响严重的问题,提出一种基于外部输入非线性自回归模型(NARX)的动态神经网络系统辨识的抗振新方法。通过加速度传感器的冗余分布,对检重秤系统的振动特性进行估计,结合空载传送情况下称重传感器由振动干扰产生的误差,利用动态神经网络对振动干扰信号进行自动辨识,建立振动信号分析模型,用以匹配消除动态检重信号中的振动扰动。在共振状态下,与滑窗滤波、自适应陷波等传统抗振方法进行的仿真与测试实验对比,证明基于多加速度传感器的动态称重抗振性能更优,最终实现运行速度达2 m/s,最大称量200.0 g,满足国家标准《GB/T 27739-2011 自动分检衡器》XIII级要求的检重秤搭建。

关键词: 检重秤; 振动; 多传感器; 动态补偿; NARX网络

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

Research on anti-vibration method of dynamic checkweigher based on multi-acceleration sensors

Chen Rongsheng¹, Teng Zhaosheng¹, Sun Biao¹, Tang Sihao¹, Lin Haijun²

(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: Aiming at the problem of serious vibration interference effect in checkweigher measurement process, a new anti-vibration method of checkweigher using dynamic neural network system identification based on nonlinear auto regressive with exogenous inputs (NARX) model is proposed. The vibration characteristics of the checkweigher system is estimated through the redundant distribution of acceleration sensors. Then, combined with the weighing sensor error caused by the vibration interference in the case of no-load transmission, the dynamic neural network is used to automatically identify the vibration interference signal, and the vibration signal analysis model is established, which is used to match and eliminate the vibration interference in the dynamic weight detection signal. In resonance state, the proposed method is compared with traditional anti-vibration methods such as moving-average filter and adaptive notch filter methods in simulation and experimental. The result proves that the dynamic weighing anti-vibration performance of the multi-acceleration sensors is superior. Finally, the operation speeds of 2 m/s and maximum weighing of 200.0 g are achieved, which meets the requirements of establishing the national standard “GB/T 27739-2011 Automatic Catchweighing Instruments” category XIII scale.

Keywords: checkweigher; vibration; multi-sensors; dynamic compensation; NARX network

0 引言

由振动引起的低频干扰一直存在于动态检重秤设备中,研究认为其主要源自于机械框架内部及外部弹性体

的振动^[1],从而导致检重秤有用信号被振动噪声所淹没。此外,检重秤的非静止测量模式,以及被测物体在检重秤秤台的快速移动产生的冲击,使得检重秤的称重准确度大幅降低^[2]。

在运动状态下,检重秤的运动部件与机械设备之

收稿日期:2021-06-02 Received Date: 2021-06-02

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51775185)、国家重点研发计划项目(2019YFF0216800)、湖南省战略性新兴产业科技攻关与重大科技成果转化项目(2018GK4005)资助

间的相对运动造成的振动干扰,致使此时的测量信号并非一个恒定值,且振动噪声与有用信号的频率特性非常接近,导致简单低通滤波难以还原有用信号^[3],同时低通滤波的时滞性会对信号造成时延,缩短有效称量时间,造成高速运行状态下的动态称重系统无法满足快速分拣^[4]。为改进传统低通滤波器对称重传感器响应校正的局限性,国内外学者提出各种改进方法:如基于单自由度弹簧质量系统模型设计的自适应滤波技术^[5],基于人工神经网络、递归最小二乘法对称重系统进行系统辨识的方法^[6]。但上述方法都是针对单一称重传感器信号进行处理或建模分析,间接去除机身振动带来的噪声,测量准确度低。动态环境下器械本身的振动干扰是测量噪声的主要来源,由于振动干扰与设备运行速度紧密相关^[7],因此上述方法在实际应用中易受到检重秤的传送带速度影响,有效性降低。

从检重秤振动源出发,消除振动干扰引起的称重误差,是提高检重秤性能的关键。为此,Tiboni 等^[8],提出使用多加速度传感器采集检重秤振动,结合刚体力学知识,建立振动矢量坐标系,在笛卡尔坐标系下对称重传感器振动进行估计,得到称重传感器垂直方向振动,通过结合检重秤二阶模型对振动干扰下的称重传感器输出误差进行估计,实现振动补偿。虽在不同速度区间,基于此二阶模型的振动补偿可实现振动干扰误差消除,但在实际应用中发现,加速度传感器安装位置的差异会严重影响振动矢量合成值的准确度,因此难以取得满意的补偿结果。此外,Niedzwiecki 等^[9]的研究指出,基于数据驱动的神经网络训练,可以得到更加准确的振动干扰模型,实现更好的振动补偿。

静态 BP 神经网络具有极强的非线性映射能力,可通过对输入、输出数据进行训练得到非线性系统的函数模型^[10],因此在系统辨识中得到大量应用。但静态 BP 神经网络缺乏动态特性,网络输出仅依靠当前输入,不具有记忆功能,辨识动态系统能力有限,与结合基于外部输入非线性自回归(nonlinear auto regressive with exogenous inputs, NARX)模型的神经网络相比较,NARX 网络由于内部各层设置有数字时延加抽头延迟线(tapped delay line, TDL)的时延层,可以动态调整网络,因此具有更好的非线性映射能力^[11]。

因此,为提高辨识模型的准确度,本文提出一种结合 NARX 模型和 BP 神经网络的 NARX 网络对振动干扰进行系统辨识建模的方法,当网络输入为空载振动和空载输出误差时,使用 NARX 网络进行系统辨识,得到检重秤振动干扰模型进行振动补偿。同时将本文方法与常规检重秤信号处理方法、基于传统 BP 神经网络系统辨识的振动模型补偿方法进行对比,实验和仿真结果证明了本

文方法的有效性和优越性。进一步构建 5 通道同步采样电路,同步采集称重传感器、4 路加速度传感器信号,进行实际测试,验证了本文方法在检重秤称重信号处理上运用的有效性与准确性。

1 检重秤的工作原理与振动干扰分析

1.1 检重秤的工作原理

动态检重秤由机械结构部分、硬件电路部分和程序控制部分组成。机械结构是检重秤的骨架,负责被测物的传送,同时为称重传感器和光电传感器提供安装位置。硬件电路是实现非电量到电量转换的核心部分,程序控制是检重秤的中枢神经系统,负责信息处理与功能管理,通过将电路采集的质量信息与预设被测试样质量信息进行比较,对不合格物品进行分选或剔除。一次完整的检重过程如图 1^[12]所示。质量为 m 的被测物体经进料带以速度 v 传送至称重带进行称量后,送分选带进行分选或剔除。

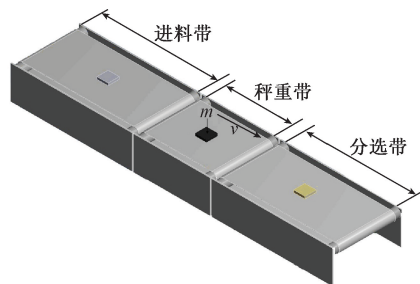


图 1 检重秤皮带传动结构

Fig. 1 Belt drive structure of checkweigher

1.2 检重振动干扰分析

检重秤的称量单元结构如图 2^[12]所示。前托辊与后托辊支撑皮带,电机通过传动皮带带动托辊传动,实现传送带运动。在传送过程中,前后托辊的周期转动造成周期性振动直接作用于被测试样,使被测试样处于颠簸状态,引入的周期性振动干扰严重影响称量信号的稳定性和准确度^[13]。此外,被检重试样物上下称重台产生的冲击干扰,进一步制约了检重秤性能的提升。

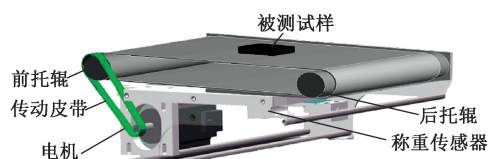


图 2 称量单元结构

Fig. 2 Structure of weighing unit

1.3 振动与带速的关联影响

物体做自由振动时,其位移随时间按正弦或余弦规律变化,且振动的频率与初始条件无关,仅与系统的固有特性有关(如质量、材料、结构等)时,此频率被称为固有频率^[14]。当机械系统所受激励的频率与系统固有频率接近时,系统振幅将显著增大,达到共振,噪声达到峰值。本文以广州追远 C1000 型检重秤为实验对象,在其空载时以不同速度运行,获得的称重传感器输出的峰-峰值(由 50 组连续测量数据取平均值获得)如图 3 所示,可见,检重秤的振动干扰与检重秤的运行速度密切相关。但称重传感器的输出并非随速度增加而增大,而是在速度为 1.67 m/s 时达到最大值,在此速度两侧呈逐渐减少趋势,由此可认为检重秤在速度为 1.67 m/s 时发生共振,从而导致输出误差最大。因此,可以在共振速度下对不同方法的性能进行对比。

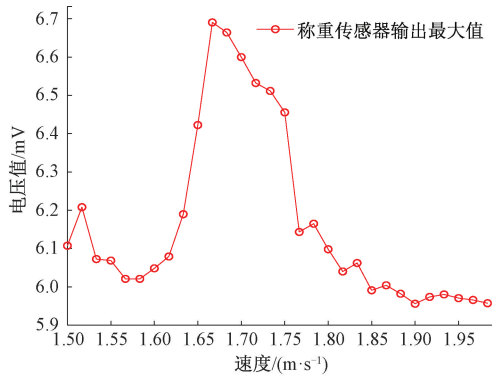


图3 不同速度下称重传感器空载输出最大值曲线

Fig. 3 Maximum no load output curve of weighing sensor at different speeds

2 多传感器振动补偿原理

检重秤共振时,使用单加速度传感器采集振动,同时采集称重传感器输出误差,频域分析显示二者在 35 Hz 左右相关性较低,说明单一加速度传感器采集的振动干扰无法完全体现检重秤实际遭受的振动干扰,因此,本文设计采用多加速度传感器对系统的振动干扰信号进行采集。

2.1 振动补偿原理

检重秤在振动干扰下的时变数学模型为^[1]:

$$M_w^*(t) = K_s(\varepsilon(t) - \varepsilon_z^*(t)) - M \quad (1)$$

式中: $M_w^*(t)$ 是检重秤被测物体真实质量; $K_s = K_c/K$ 是检重秤静态增益,其中 K_c 是应变片等效刚度系数, K 是等效线性刚度; $\varepsilon(t)$ 是称重传感器响应; $\varepsilon_z^*(t)$ 是振动干扰

响应; M 是静止时称重台质量。由此可知,求得振动干扰响应即可实现振动干扰补偿,其中振动干扰的采集是实现振动补偿的关键之处。

空载时以 1.67 m/s 运行检重秤,使用单一加速度传感器和称重传感器分别同步采集共振时检重秤振动信号和空载质量输出误差信号。由图 4 可知,称重传感器和加速度传感器的时域变化趋势基本一致,证明称重传感器输出误差与振动存在密切联系,进一步对双通道信号进行 FFT 分析。由图 5 可知,称重传感器输出信号的频谱和振动干扰信号的频谱相关性较高,证明振动干扰是导致空载输出误差的主要来源。多传感器结构可以提高系统抗干扰能力,同时增加训练输入数据,提高模型辨识准确度^[15]。

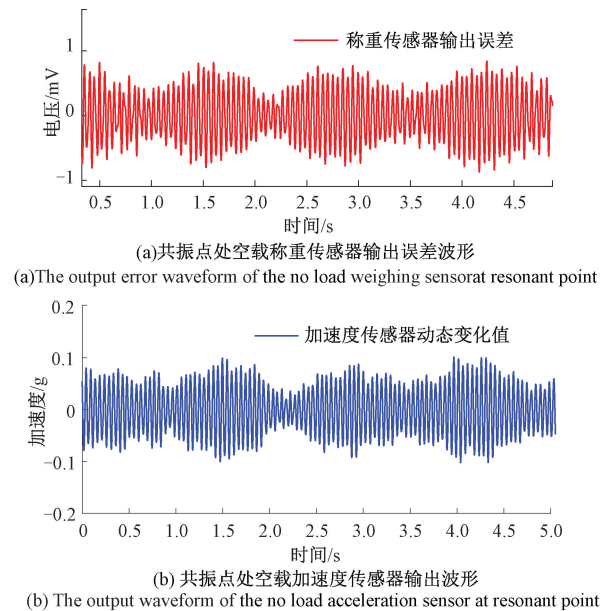


图4 双通道同步采集实验数据

Fig. 4 Two channel synchronous acquisition experiment data

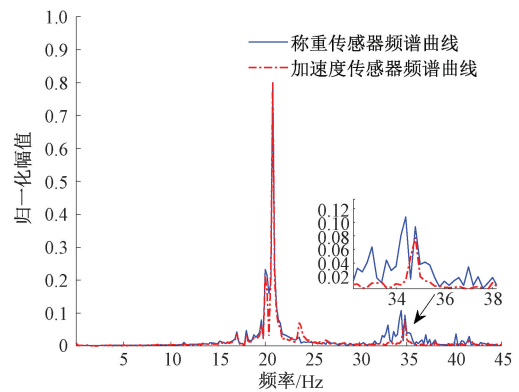


图5 空载共振处双通道数据频谱

Fig. 5 No load dual channel data spectrum at resonance point

2.2 基于多加速度传感器的振动采集

经过大量的实验分析,本文采用4路加速度传感器,并安装在合适的位置,同样在空载时以1.67 m/s运行检重秤,ADC采样率设置为2 kHz,5路通道进行同步采样。图6是称重传感器与各加速度传感器的输出变化波形图,由图6(b)可知加速度计3在部分时间段比其他传感器变化趋势滞后,此现象体现不同位置振动对称重传感器输出误差影响存在差异性,但整体保持变化趋势一致,即振动增加,称重传感器输出误差增加。本文将利用神经网络对式(1)中的模型进行辨识,同时通过网络训练过程中权值调整来实现不同位置振动对称重误差的贡献。

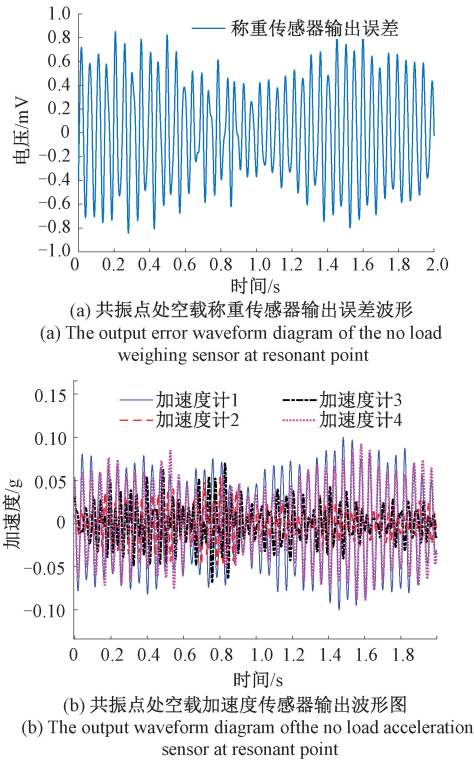


图6 五通道同步采集实验数据

Fig. 6 Experiment data of five channel synchronous acquisition

3 结合 NARX 模型的系统辨识算法

3.1 结合 NARX 模型的系统辨识

传统静态 BP 神经网络,由于对非线性系统具有良好映射能力,在非线性系统辨识中得到大量应用。但其缺乏动态特性,对动态系统的辨识能力有限,而检重秤作为典型的非线性动态系统,其输出不仅取决于当前输入值,还依赖于系统过去的输入值和输出值。为利用静态 BP 神经网络对非线性系统的映射能力,同时提高其在非线性动态系统中的辨识能力,本文通过为其引入 NARX 模型,提高动态性能。

任何系统都可视为一个算子在两个空间之间的某种映射,其中包含系统定义域的空间称为输入空间 U ,包含系统映射结果的空间称为输出空间 Y 。在实际应用中,空间 U 和 Y 是向量空间,分别是 $\mathbb{R}^{m \times 1}$ 和 $\mathbb{R}^{n \times 1}$ 的子集。系统的输入、输出都被定义为时间变量函数的系统被称为动态系统。针对检重秤此类非线性动态系统,先引入线性系统的线性自回归滑动平均模型^[16]:

$$y(k) = \sum_{i=1}^{n_y} \theta_{yi} y(k-i) + \sum_{i=1}^{n_u} \theta_{ui} u(k-i) + \sum_{i=1}^{n_e} \theta_{ei} e(k-i) + e(k) \quad (2)$$

式中: $y(k) \in \mathbb{R}^{p \times 1}$, $u(k) \in \mathbb{R}^{m \times 1}$, $e(k) \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ 分别是线性系统在离散时间 t 时刻的输出向量、输入向量和近似误差向量; $\theta_{yi} \in \mathbb{R}^{p \times p}$; $\theta_{ui} \in \mathbb{R}^{p \times m}$; $\theta_{ei} \in \mathbb{R}^{p \times p}$ 。

再引入非线性自回归滑动平均 (nonlinear autoregressive moving average with exogenous inputs, NARMAX) 模型对非线性系统进行离散,非线性离散时间差分方程为

$$y(k) = f[y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u), e(k-1), \dots, e(k-n_e)] + e(k) \quad (3)$$

式中: $f(\cdot)$ 是非线性映射,即需要辨识的非线性系统,定义为 $f: \mathbb{R}^{(n_y \cdot p + n_u \cdot m + n_e \cdot p) \times 1} \rightarrow \mathbb{R}^{p \times 1}$ 。系统辨识模型如图7所示。模型参数通过自适应进行估计,在 $e_t(k)$ 达到预期时,辨识模型的参数停止自适应调整,完成非线性系统的系统辨识。若辨识模型按照图7中①所示连接,则构成并行配置的辨识模型,但由于将辨识模型预测值 $\hat{y}_p(t)$ 反馈给辨识模型,导致辨识模型不稳定,因此直接并行配置辨识系统在实践中很少应用。

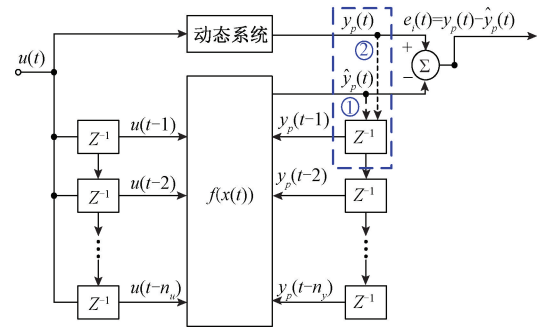


图7 系统辨识模型配置图

Fig. 7 System identification model configuration diagram

为解决并行结构所得模型不稳定的现象,现假定系统输出没有误差, NARMAX 模型简化为外输入非线性自回归 (NARX) 模型^[17]:

$$y(k) = f[y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u)] + e(k) \quad (4)$$

若辨识模型按照图7中②所示连接,构成的辨识模型是并行-串行配置,通过将系统实际输出值 $y_p(t)$ 反馈给辨识器 $e(k)$,消除近似误差向量,NARX模型进一步简化为

$$y(k) = f[y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u)] \quad (5)$$

当系统辨识模型配置为并行-串行时,辨识所得模型更具稳定性,可提高辨识模型补偿准确度。

3.2 系统辨识网络结构与性能评估

1) 结合 NARX 模型的动态神经网络结构

采用图8所示网络结构对振动非线性映射 $f(\cdot)$ 进行辨识,通过 NARX 模型中 TDL 为静态 BP 神经网络引入时间序列数据,使用过去某一段时间值和当前时刻值来训练网络,在训练网络收敛之后,再将模型转换为图7连接方式①所示的并行结构,再进行训练,并行结构模型收敛,实现检重秤振动信号系统辨识。

辨识网络采用3层网络结构,输入层为2个输入(空载称重传感器输出误差和振动),TDL 延时层为6,隐藏层神经元节点为10,隐藏层神经元传递函数 S 是 $\logsig$ 型正切函数,输出层神经元传递函数是线性函数 $purelin$,输出层为预测空载称重传感器输出误差。

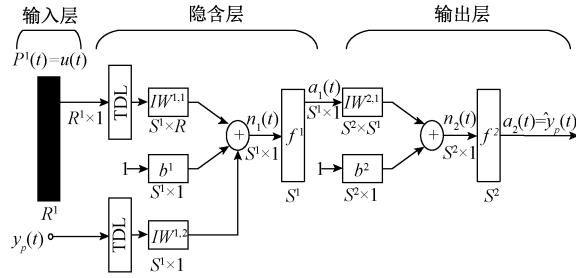


图8 基于 NARX 模型并行-串行配置的动态神经网络结构

Fig.8 Dynamic neural network structure based on NARX model parallel serial configuration

2) 辨识网络训练步骤与学习算法

辨识网络训练分为两个阶段:第1阶段是输入已知学习样本,根据设置的网络结构和前一次迭代的权值和阈值,从第一层往后计算各神经元的输出;第2阶段从最后一层向前计算各个权值和阈值对总误差的影响,进行权值和阈值修改,重复上述过程直至模型收敛。当输入数据为 $x_m^m(n)$,数据经过神经网络传输,神经元的输出层为:

$$v_j^i(n) = f(u_j^i(n)) = f\left(\sum_{i=1}^I \omega_{ij}(n) v_i^i(n)\right) \quad (6)$$

式中: $v_j^i(n) = \sum_{m=1}^M \omega_{mi}(n) x_m^m(n)$ 。 $\omega_{mi}(n)$ 代表输入层到隐藏层的权值; $\omega_{ij}(n)$ 代表隐藏层到输出层的权值; v_i^i ; v_j^j 分别为隐藏层的输入和输出; f 为非线性作用函数。神经网络输出层误差为:

$$e_j = y_i(n) - v_j^j(n) \quad (7)$$

该网络的总误差如下:

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^J e_j(n) \quad (8)$$

式中: $y_i(n)$ 为网络的期望输出; $v_j^j(n)$ 为网络实际输出。由于 LM 算法收敛速度快,可获得更小的均方误差,故网络使用的学习算法是 LM 算法,设 k 为迭代次数,神经网络每一层的权值和阈值按下式进行修正:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) - [\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \mu \mathbf{J}]^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{e} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{x}(k)$ 为第 k 次迭代各层之间的连接权向量和阈值向量; $\mathbf{J}$ 是雅可比矩阵,其元素是网络误差对权值和阈值的一阶导数; $\mathbf{e}$ 是网络误差向量。

3) 系统辨识模型性能分析

系统辨识所得模型的准确度,可以使用决定系数 R^2 来评估,决定系数越大,代表模型准确度越高,其计算公式如下^[18]:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum (\bar{y}_i - y_i)^2} \quad (10)$$

式中: $\hat{y}_i$ 为模型预测值; y_i 为实际值; $\bar{y}_i$ 为平均示值。

图9、10分别为同一组振动数据使用传统静态 BP 神经网络、本文提出的基于 NARX 模型的动态神经网络进行系统辨识所得模型各自预测空载输出误差,前者模型决定系数 $R^2 = 0.96355$,后者模型决定系数 $R^2 = 0.98797$,后者要优于前者,证明基于 NARX 网络的系统辨识模型更具准确性。

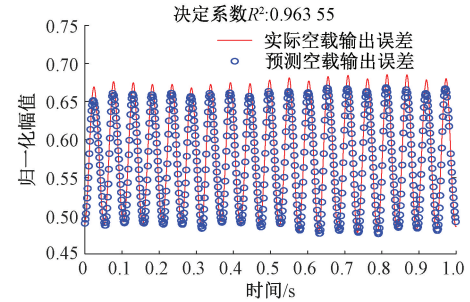


图9 静态 BP 网络系统辨识模型决定系数

Fig.9 Decision coefficient of static BP network system identification model

4 实验平台设计与构建

4.1 多加速度传感器系统搭建

称重台装配如图11所示,其中三轴加速度传感器 ADXL 335 传感器的 Z 轴方向与称重传感器的受力方向一致(垂直于称重带表面),由于 ADXL335 跨轴灵敏度很低,使得 Z 轴方向的振动不受跨轴干扰影响,保证 Z 轴方向振动信号采集准确性。

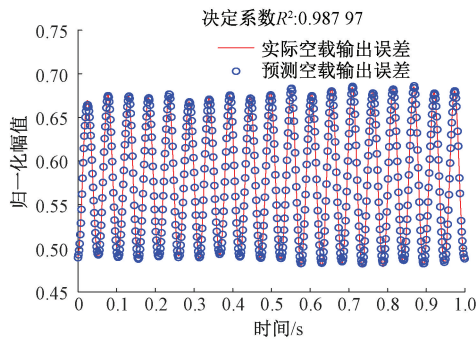


图10 基于NARX模型的BP网络系统辨识模型决定系数

Fig. 10 Decision coefficient of BP network system identification model based on NARX model

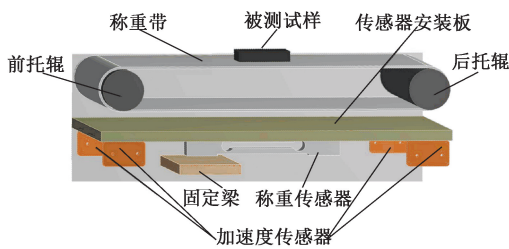


图11 称重台装配图

Fig. 11 Assembly picture of the weighing table

4.2 硬件电路设计与搭建

高采样率条件下,ADC易受噪声干扰,造成采样准确度下降。本文ADC设计采样率2 kHz,选用的ADC器件ADS1255无噪声分辨率为18 bit,参考电压 V_{REF} 为2.5 V,此时ADC能够分辨的最小输入电压 u_{1min} 为:

$$u_{1min} = \frac{V_{REF}}{2^{18}} \approx 9.5367 \mu V \quad (11)$$

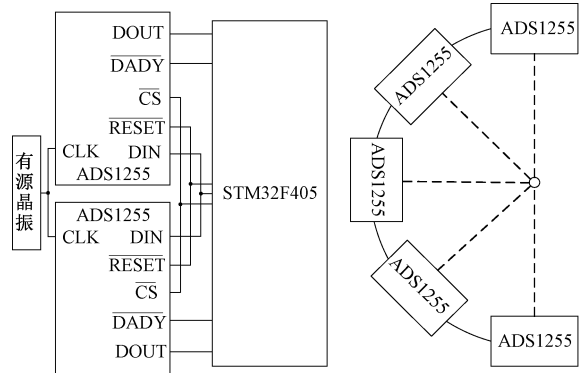
加速度传感器ADXL335最大振动测量值 $g_{max} = 6g$,供电电压 $u_s = 3.3V$,灵敏度 $S = 330 mV/g$,检重秤振动变化范围如图6(b)所示为 $\pm 0.1g$ 。考虑实际需要,加速度最小测量振动 $g_{min} = 300 \mu g$,加速度传感器最小输出电压 u_{2min} 为:

$$u_{2min} = \frac{Su_s}{g_{max}} g_{min} = 54.45 \mu V \quad (12)$$

加速度传感器最小输出电压 u_{2min} 大于2 kHz采样率下ADC的无噪声分辨率下可分辨的最小输入电压,故振动采集电路不需要放大电路。

为降低工程成本,采用5片ADS1255按照图12(a)方式连接(图12(a)以2片进行示意说明)同步采集称重传感器、振动信号。ADC的CLK、DIN、RESET、CS合并为一个管脚,按照图12(b)所示意连接至圆心所在位置,在PCB电气布局上保证5片ADC芯片被合并管脚到圆

心距离相等,保证ADC时钟信号、控制命令电平传输距离相等,实现同步控制ADC。



(a) 电路设计连接图

(b) PCB布局示意图

(a) Circuit design connection diagram

(b) PCB layout schematic diagram

图12 多路同步采样硬件设计示意图

Fig. 12 Hardware design schematic diagram of multi channel synchronous sampling

在采样率为2 kHz的实际采样中,上述设计的ADC采集电路,一次采样完成时间差如图13所示。相邻通道间隔10 ns以内,由图5可知检重秤共振频率在50 ns以下,即0.02 s振动产生改变,本文设计的5通道同步采集硬件电路满足实际振动采集需求。

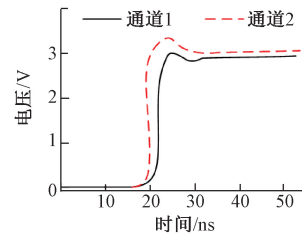


图13 ADC采样完成时间差

Fig. 13 The time difference of ADC sampling completion

称重传感器采用中航电测仪器股份有限公司生产的ZEMICL6D-C3单点式电阻应变片传感器作为项目称重传感器,其量程为0~10 kg,输出灵敏度为 $(3.0 \pm 0.2) mV/V$,传感器供电电压+5 V,重量与电压关系为:

$$\gamma = 1 g/\mu V \quad (13)$$

检重秤设计最大检重200.0 g,检定分度0.5 g,由式(13)得称重传感器最小输出电压为 $0.5 \mu V$,小于 u_{1min} ,因此需对称重传感器输出信号进行放大预处理。结合称重传感器实际输出电压范围,选取放大电路为二级放大结构,放大倍数 $A_p = 1000$,此时电路的理论准确度为 $0.0096 \mu V$,满足电路工作设计要求。

放大后的称重传感器输出信号再通过ADC采集,经STM32F405的SPI接口实时采集后,将数据送至上位机管理系统进行处理,称量单元构成如图14所示。

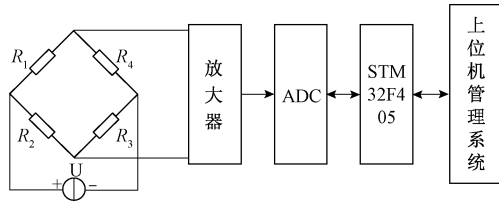


图 14 称量单元框图

Fig. 14 Block diagram of the weighing unit

4.3 模型训练数据准备

模型训练数据是不同速度下空载时刻4个加速度传感器采集的检重秤振动和此时刻检重秤空载输出误差。如图15所示,在同样以1.67 m/s运行检重秤,空载振动小于负载振动,因为在负载称重过程中,被测物体上下称重台形成的冲击振动会引入新的振动干扰。

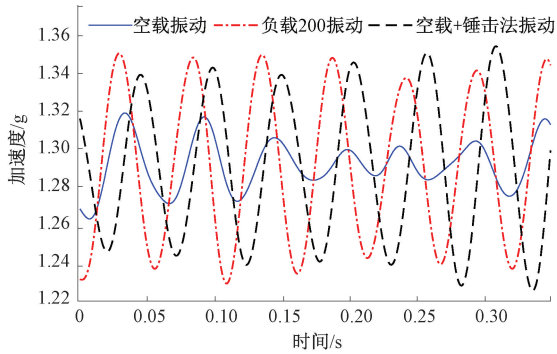


图 15 3种工作状态下振动数据

Fig. 15 Vibration data under three working conditions

为扩大模型训练数据范围,提高模型精确度,在空载情况下,采用锤击法,敲击检重秤称重台机械框架,扩大空载下振动范围。由图15可知,在检重秤1.67 m/s时采用锤击法的检重秤振动在幅值上已经接近检重秤加载时刻振动,将此刻同时采集的振动和振动导致的称重传感器输出误差作为模型训练数据。

5 实验结果分析

为验证本文方法的有效性,首先基于检重秤共振状态,即速度为1.67 m/s,检重秤输出误差最大时对本文振动补偿方法进行检验。由图16可知,检重秤共振时有用信号已完全被噪声淹没,经振动补偿之后,由振动导致的噪声得到有效消除,但图16所示振动补偿后的信号中仍存在少量未完全补偿的振动干扰噪声,为提高准确度,可结合滑窗(moving average, MA)滤波对振动补偿后的信号进行处理。频域分析如图17所示,共振频率下的幅值在补偿之后得到有效衰减。

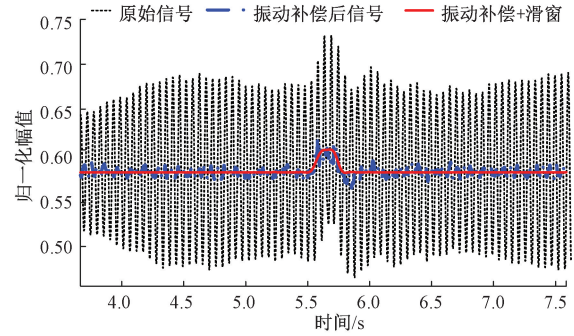


图 16 1.67 m/s, 200.0 g 下原始信号, 振动补偿及其 MA 波形

Fig. 16 The waveforms of original signal, vibration compensation and its MA at 1.67 m/s and 200.0 g

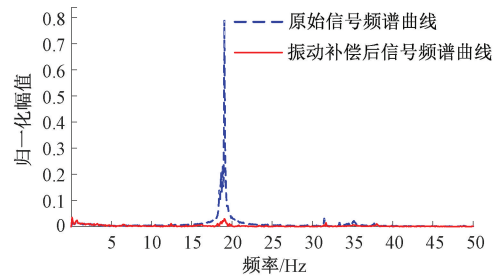


图 17 1.67 m/s, 200.0 g 下原始信号, 振动补偿后频谱

Fig. 17 The spectrograms of original signal and the vibration compensated signal at 1.67 m/s and 200.0 g

图18~20分别是结合MA的振动补偿与其他滤波方法的对比。图18是本文方法与直接MA的对比,直接MA虽可从振动噪声中还原出检重过程中有用信号,但仍有部分无法消除的低频噪声干扰分量。图19中结合MA的自适应陷波器(adaptive notch filter, ANF)滤波效果较直接MA效果好,可以滤除直接MA中残余的低频干扰成分,但处理后的波形存在失真、幅值误差较大等问题。图20中传统的巴特沃斯低通滤波器的滤波效果较佳,但延时约为0.08 s,而速度1.67 m/s下完整的检重时间约为0.3 s,延时会造成检重过程中有用信号丢失。

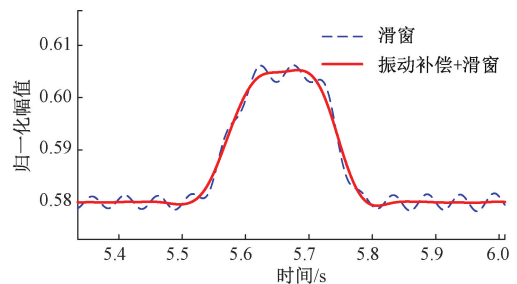


图 18 1.67 m/s, 200.0 g 下结合 MA 的振动补偿与直接 MA 的波形

Fig. 18 The waveforms of the vibration compensation combining MA and direct MA at 1.67 m/s and 200.0 g

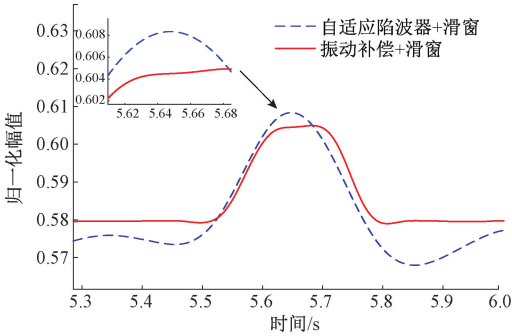


图 19 1.67 m/s,200.0 g 下结合 MA 的振动补偿与结合 MA 的自适应陷波器波形

Fig. 19 The waveforms of the vibration compensation combining MA and ANF combining MA at 1.67 m/s and 200.0 g

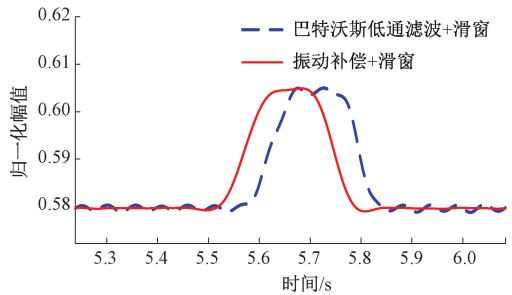


图 20 下结合 MA 的振动补偿与结合 MA 的传统低通滤波波形

Fig. 20 The waveforms of the vibration compensation combining MA and traditional LPF combining MA at 1.67 m/s and 200.0 g

为定量分析比较本文方法与传统方法在检重秤上实际应用性能,本文采用国家标准《GB/T 27739-2011 自动分检衡器》^[19] XIII 级精度要求对不同方法进行性能评估。其中系统平均示值,平均误差,标准偏差计算公式分别为:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \tag{14}$$

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \tag{15}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \tag{16}$$

式中: $\bar{x}$ 表示平均示值; x_i 表示被测物体质量估计值; n 表示测试集中对应质量样本个数; μ 表示平均误差; σ 表示标准误差。

表 1 是 200.0 g 标准砝码在检重秤速度为 1.67 m/s 采集的数据使用不同方法处理的结果。本文方法的 μ 和 σ 在不同方法中最小,证明本文方法的有效性,其处理结果也满足 XIII 级对 200.0 g 检重精度要求; $\mu: \pm 0.5$ g,

$\sigma \leq 0.240$ g。表 2 是不同速度下的 200.0 g 标准砝码,基于本文方法测量的结果,均满足 XIII 级精度,证明本文方法适用于不同速度下的误差消除。图 21 是本文研究所使用的实验平台和研制的信号采集电路板。

表 1 本文方法与传统方法对比验证结果

Table 1 Comparison verification result of the proposed method and traditional method			g
振动干扰消除方法	平均误差 μ	标准偏差 σ	
滑窗	0.137	1.541	
自适应陷波+滑窗	0.150	1.693	
低通滤波+滑窗	0.020	0.240	
机械振动补偿+滑窗	0.019	0.229	

表 2 不同速度下本文方法处理结果

Table 2 Processing results of the proposed method at different speeds		
速度/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	平均误差 μ/g	标准偏差 σ/g
0.5	-0.085	0.163
1.0	0.032	0.192
1.5	0.080	0.201
2	0.165	0.207

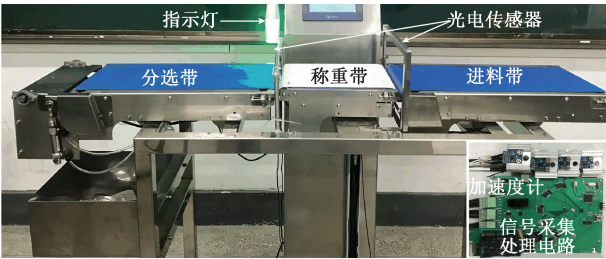


图 21 自动检重秤和信号采集电路实物图

Fig. 21 Photos of automatic checkweigher and signal acquisition circuit

6 结 论

本文提出一种基于多加速度传感器的检重秤抗振方法,设计多通道同步采集电路对检重信号和振动进行同步采集,通过引入冗余分布式加速度传感器提高系统的稳定性。使用结合 NARX 网络模型的动态神经网络对检重秤振动进行系统辨识,建立振动信号分析模型,用以匹配消除动态检重信号中的振动扰动,并与多种常规信号处理方法进行比较,实验结果证明本文方法的有效性和优越性,满足自动分检衡器 XIII 级精度要求,对检重秤的测量准确度提高具有积极意义。

参考文献

- [1] BOSCHETTI G, CARACCILO R, RICHIEDEI D, et al. Model-based dynamic compensation of load cell response in weighing machines affected by environmental vibrations [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 34(1-2): 116-130.
- [2] BAZYDLO P, URBANSKI M, KAMINSKI M, et al. Influence of the environment on operation of checkweigher in industrial conditions[C]. *International Conference on Automation*, 2014: 567-577.
- [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] GUTTMAN M M, ROBERTS G W. Sampled-data IIR filtering via time-mode signal processing [J]. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, 2012, 71(3): 495-506.
- [5] 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.
- [6] YU Y, CAI C S, DENG L. State-of-the-art review on bridge weigh-in-motion technology[J]. *Adv Struct Eng*, 2016, 19(9): 1514-1530.
- [7] 雷亚国, 贾峰, 孔德同, 等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(5): 94-104.
- LEI Y G, JIA F, KONG D T, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(5): 94-104.
- [8] TIBONI M, BUSSOLA R, AGGOGGERI F, et al. Experimental and model-based study of the vibrations in the load cell response of automatic weight fillers [J]. *Electronics*, 2020, 9(6): 14.
- [9] NIEDZWIECKI M, MELLER M, PIETRZAK P. System identification based approach to dynamic weighing revisited[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 80: 582-599.
- [10] 唐思豪, 滕召胜, 孙彪, 等. ADAM 改进 BP 神经网络与动态称重应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(4): 127-135.
- TANG S H, TENG ZH SH, SUN B, et al. Improved BP neural network with ADAM optimizer and the application of dynamic weighing [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(4): 127-135.
- [11] LIU Q J, CHEN W, HU H S, et al. An optimal NARX neural network identification model for a magnetorheological damper with force-distortion behavior[J]. *Front Mater*, 2020, 7(10): 1-12.
- [12] SUN B, TENG Z, HU Q, et al. Periodic noise rejection of checkweigher based on digital multiple notch filter[J]. *IEEE Sens J*, 2020, 20(13): 7226-7234.
- [13] 赖朝晖, 杨晓翔, 姚进辉, 等. 摆动支承式汽车衡动态称重的缓冲减振研究[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(17): 226-233.
- LAI CH H, YANG X X, YAO J H, et al. Buffer and vibration reduction of dynamic weighing of truck scale with swing support [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(17): 226-233.
- [14] 宋潍, 陈宇灏, 李小慧, 等. 基于机械共振的声谱分析技术[J]. *物理学报*, 2012, 61(22): 345-350.
- SONG W, CHEN Y H, LI X H, et al. Mechanical resonance based acoustic spectrographic technique [J]. *Acta Physica Sinica*, 2012, 61(22): 345-350.
- [15] 林海军, 滕召胜, 迟海, 等. 基于多传感器信息融合的汽车衡误差补偿[J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30(6): 1245-1250.
- LIN H J, TENG ZH SH, CHI H, et al. Error compensation for truck scale based on multisensor information fusion [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(6): 1245-1250.
- [16] ASGARI H, CHEN X Q, MORINI M, et al. NARX models for simulation of the start-up operation of a single-shaft gas turbine [J]. *Appl Therm Eng*, 2016, 93: 368-376.
- [17] YU B, SHU W J, CAO C. A novel modeling method for aircraft engine using nonlinear autoregressive exogenous (NARX) models based on wavelet neural networks[J]. *Int J Turbo Jet-Engines*, 2018, 35(2): 161-169.
- [18] NEVARANTA N, DERAMMELAERE S, PARKKINEN J, et al. Online identification of a mechanical system in

frequency domain using sliding DFT[J]. IEEE Trans Ind Electron, 2016, 63(9): 5712-5723.

- [19] 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



陈荣生, 2019 年于长春工业大学获得学士学位, 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: rongsheng@ hnu. edu. cn

Chen Rongsheng received his B. Sc. degree from Changchun University of Technology in 2019. He is

currently pursuing his M. Sc. degree at Hunan University. His main research interest includes intelligent detection and information processing.



滕召胜(通信作者), 分别于 1995 年和 1998 年在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系统。

E-mail: tengzs@ 126. com

Teng Zhaosheng (Corresponding author) received his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Hunan University in 1995 and 1998, respectively. He is currently a professor and Ph. D. supervisor at Hunan University. His main research interest includes intelligent detection and control system.