

车辆动态称重系统误差传播与精度补偿研究^{*}

赵栓峰 王 恒 白家乐 董金涛

(西安科技大学机械工程学院 西安 710054)

摘 要: 动态称重系统的测量精度易受多因素耦合影响,导致系统误差显著。本研究针对传统石英传感器内各个石英片的个体响应易被整体信号所掩盖,难以对传感器内部的误差传播机制进行深入分析,从而导致难以对动态称重系统精度进行有效补偿的问题,设计并实现了16通道石英片独立同步采集系统,包括石英称重传感器、电荷放大器、同步采集装置,使得原本连接在一起的16个石英片能够单独进行信号采集与分析。基于此实验平台,提出了一种多源误差解耦与传播模型。通过自适应加权融合算法对信号进行重构,然后利用蚁群算法优化BP神经网络,显著提高了动态称重系统的精度和鲁棒性。实验结果表明,相较于传统模型其平均相对误差从4.01%降低到了1.81%,最大相对误差从10.26%降低到了2.22%。为高精度动态称重技术提供了新的理论和实践参考。

关键词: 动态称重;自适应加权融合算法;BP神经网络;蚁群算法

中图分类号: TN98;TP274 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on error propagation and precision compensation of
vehicle dynamic weighing system

Zhao Shuanfeng Wang Heng Bai Jiale Dong Jintao

(College of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: The measurement accuracy of dynamic weighing systems is easily affected by the coupling of multiple factors, leading to significant system errors. This paper addresses the issue that the individual responses of each quartz wafer within traditional quartz sensors are easily masked by the overall signal, making it difficult to conduct in-depth analysis of the error propagation mechanism within the sensor and thus challenging to effectively compensate for the accuracy of dynamic weighing systems. A 16-channel independent synchronous acquisition system for quartz wafers was designed and implemented, including quartz weighing sensors, charge amplifiers and synchronous acquisition devices, enabling the 16 quartz wafers that were originally connected together to be separately collected and analyzed for signals. Based on this experimental platform, a multi-source error decoupling and propagation model was proposed. By reconstructing the signals through an adaptive weighted fusion algorithm and optimizing the BP neural network with the ant colony optimization algorithm, the accuracy and robustness of the dynamic weighing system were significantly improved. Experimental results show that compared with the traditional model, the average relative error was reduced from 4.01% to 1.81%, and the maximum relative error was reduced from 10.26% to 2.22%. This provides new theoretical and practical references for high-precision dynamic weighing technology.

Keywords: dynamic weighing; adaptive weighted fusion algorithm; BP neural network; ant colony optimization

0 引言

动态称重技术作为现代交通管理与道路安全监测的重要手段,能够在车辆行驶过程中实时获取其轴重、总重等信息,广泛应用于治理超载超限和桥梁健康监测等领域^[1]。与静态称重相比,动态称重具有效率高、无需停车、对交通

流影响小等优势,然而其测量精度易受车速、路面激励、传感器特性、环境温度等多因素耦合影响,导致系统误差显著,制约了其在高精度场景下的推广应用^[2-3]。石英压电传感器因其动态响应快、刚度高等优点,被广泛应用于动态称重系统中。然而,石英传感器在实际应用中存在多种误差源,包括石英片本身的灵敏度差异、非线性与滞回特性,电

收稿日期:2025-11-07

^{*} 基金项目:陕西省秦创原“科学家+工程师”队伍建设项目(2023KXJ-249)、陕西省技术创新引导专项基金(2024ZC-YYDP-103)资助

荷放大器增益漂移与通道间同步误差,以及温度、预紧力等环境因素引起的系统漂移^[4]。这些误差在信号链中传播、耦合与放大,传统方法难以对其进行有效解耦与补偿,限制了系统整体精度的进一步提升。因此,提升动态称重系统的测量精度与鲁棒性,已成为该领域亟待解决的核心问题。

近年来围绕石英压电传感器的精度提升问题,国内外学者从传感器设计与信号处理两个层面开展了广泛研究。文献[5]通过优化石英晶片结构、引入薄膜工艺提升压力传感灵敏度。研究采用石英晶体作为敏感元件,利用微机电系统(micro-electro-mechanical systems, MEMS)加工工艺制备出带有电极图形石英,通过转接的方式,将石英晶体薄膜封接到 609 金属上制成电容压力传感器,测试了不同封接工艺零位漂移。文献[6]关注石英晶体的热特性及其对系统输出的影响,采用琼斯矩阵建立传感器系统热致误差数学模型,在此基础上,结合有限元方法,计算分析温度扰动下石英晶体物理参数变化对系统输出精度的影响,从材料与物理机制层面抑制误差源,为系统温度补偿提供了一定的参考依据。然而,这些方法多侧重于传感器本身的性能提升,未从根本上解决多晶片并联导致的误差耦合问题。

动态称重信号处理方法包括小波去噪、经验模态分解及其改进算法等。文献[7]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,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。文献[8]为了解决实测的动力响应应包含测量误差,在一定程度上降低了传统桥梁动态称重系统(bridge weigh-in-motion, BWIM)算法的轴质量识别精度这一问题,提出基于贝叶斯后验估计的桥梁动态称重算法。文献[9]针对动态称重信号非平稳的特点,选用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法进行处理,提出改进的基于分段包络线抑制端点效应的 EMD 算法。文献[10]针对目前动态称重系统的称重信号存在噪声或干扰的问题,提出了一种改进自适应噪声消除的称重信号处理方法,设计了结合卡尔曼和最小均方的算法(Kalman filter-least mean square, KF-LMS),提升了自适应噪声消除(active noise control, ANC)噪声消除的性能。这些方法多基于整体信号进行处理,未能充分挖掘传感器内部各敏感单元的独立信息,在复杂动态载荷下的适应性有限。

在误差建模与补偿方面,基于数据驱动的方法逐渐成为研究热点。人工神经网络(artificial neural network, ANN)具备强大的自学习能力,在处理非线性问题上表现出良好的适应性,应用范围十分广泛,目前已普遍应用于计算机科学、数据处理、语音识别及企业管理等多个领域。在车辆动态称重方面,已有不少国内外学者探索将神经网络技术引入该领域,旨在有效提升系统测量的准确度^[11]。文献[12]针对称重信号中存在大量的低频干扰和高频噪声,

同时车辆通过称重区域时的行驶速度、加速度和轴型,均影响动态称重结果的正确性,提出利用单子带重构改进算法对称重信号进行滤波与信号重构处理,然后利用反向传播(back propagation, BP)神经网络算法在线自学习方法确立称重模型后,结合轴型、车速和加速度对称重信号进一步校正。文献[13]为提高动态检重秤的运行效率和测量准确度,提出一种基于自适应矩估计法(adaptive moment estimation, ADAM)优化器的多层 BP 神经网络,实现了检重秤传感器的非线性校正,并准确估计了动态称重结果。

然而 BP 神经网络的训练效果常受局部极小值等问题制约,表现为训练稳定性不足与测试误差偏大。正因如此,需结合其他优化算法对其进行改进。群体智能优化算法,例如蚁群算法(ant colony optimization, ACO)、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)、麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)以及门控循环单元(gated recurrent unit, GRU),能够通过优化 BP 神经网络的初始权值与阈值配置,从而显著提升其全局搜索能力,降低陷入局部最优解的可能性。文献[14]提出基于 BP 神经网络的动态处理算法,利用粒子群算法优化 BP 神经网络的权值和阈值。结果表明, BP 神经网络算法测试样本的平均相对误差为 7.9%, PSO-BP 算法测试样本的平均相对误差为 5.3%。文献[15]提出基于遗传算法和粒子群算法混合优化的 BP 神经网络动态称重模型。通过 GA-PSO 算法迭代寻优神经网络的权阈值,以滤波重构的动态车重、车速、轴数作为网络输入,拟合动态车重与静态车重间的非线性关系,实验结果表明该模型收敛速度快。文献[16]针对动态物流秤测量精度对载重、采样频率、带速较为敏感的问题,提出了一种改进的门控循环单元模型,对其结构输出了层堆叠误差反向传播神经网络,有效加强了模型的非线性映射能力。上述模型虽可在一定程度上提升 BP 神经网络的训练性能,但在实际应用过程中仍存在若干局限性。例如,粒子群算法往往易陷入早熟收敛状态,难以保证达到全局最优解。门控循环单元模型在极长序列上,梯度消失和爆炸仍可能发生。文献[17]提出一种基于蚁群算法优化 BP 神经网络算法并应用于六维力传感器解耦研究。实验仿真结果表明,基于蚁群 BP 神经网络算法的迭代次数 N 比传统算法少 50%, 运行时间 T 快 60%。文献[18]基于 ACO-BP 算法,引入核光滑方法,采用自适应信息素挥发率,优化神经网络的训练。实验结果表明, ACO-BP 算法在加速网络收敛的同时,具有较强的鲁棒性与全局寻优能力。

现有研究大多基于系统整体输出进行建模,未能从传感器内部误差传播机制出发进行解耦分析,导致模型在应对多源耦合误差时的泛化能力与鲁棒性仍显不足。综上所述,当前动态称重系统的研究还存在以下局限:1)传统传感器结构导致内部误差难以分离与观测,制约了误差传播机制的深入分析;2)现有信号处理方法多面向整体输出,缺乏对传感器内部多通道独立信息的利用;3)多数误差补偿模

型未能考虑误差的多源性、与传播路径,在复杂动态环境下的精度与稳定性仍有提升空间。

为解决上述问题,本研究围绕石英传感器内部误差传播机制展开研究,创新性地设计了一套16通道石英晶片独立同步采集系统,实现对每个石英晶片信号的独立采集与同步分析。在此基础上,构建了多源误差解耦与传播模型,将系统误差分解为传感器本体误差、测量链路误差与环境因素误差3个层次,并通过自适应加权融合算法与蚁群优化BP神经网络进行误差预测与补偿,显著提升了动态称重系统的精度与鲁棒性。

1 动态称重系统工作原理

动态称重系统通过实时采集车辆行驶过程中作用在传感器上的动态载荷信号,实现对车辆轴重、总重等参数的快速测量。

系统主要由石英压电传感器、电荷放大器与数据采集装置构成。石英压电传感器通常将多个石英晶片并联连接,称重原理如图1所示。其核心原理基于石英晶体的压电效应:当外部动态载荷作用于传感器表面时,内部多个石英晶片因受力发生形变,产生与载荷成正比的电荷量,通过镍片汇总叠加输出,如图1(a)所示。电荷量经过电荷放大器处理输出为电压信号,如图1(b)所示。

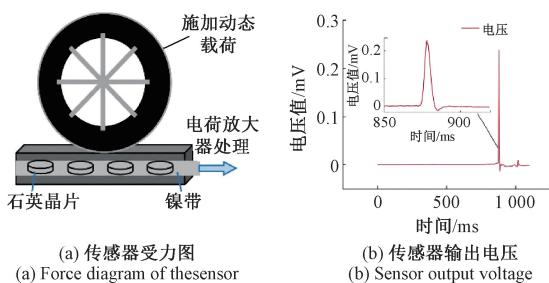


图1 动态称重原理

Fig.1 Principle of dynamic weighing

传统石英压电传感器通常采用钎焊或粘接工艺,将多个石英晶片通过镍带(Ni)作为刚性骨架实现机械-电气并联,以此构建一体化敏感结构。该方案虽然在系统层面简化了电极布线、降低了封装复杂度,却将所有晶片的独立频率响应、压电系数容差以及热-弹耦合噪声压缩至单一输出端口。由于镍带具有高弹性模量与低阻尼特性,各晶片之间的个体误差通过刚性传递路径产生非线性混叠与相干叠加,导致原始误差信息在输出中被严重掩盖。这种强耦合机制使得误差传播链难以通过实验手段进行有效分离与辨识。它不仅阻断了传感器内部物理机理的可观测性,也使得基于个体偏差溯源的解析建模与精度补偿策略失去实施基础。因此,尽管该结构在工艺集成上具有优势,却最终制约了传感器在动态响应一致性、温度稳定性及整体测量精度等方面的综合性能提升,成为高精度传感领域一个亟待解决的关键技术瓶颈。

2 误差传播分析

2.1 多通道独立采集系统

针对传统动态称重系统难以揭示传感器内部误差传播机理的局限,本研究提出并研制了一套16通道传感器并行采集架构,实现对各晶片信号的独立采样与时序同步分析。在传感器结构层面,通过重新设计电极排布,将原有16个并联石英晶片逐一引出独立电荷端口,确保单个石英晶片压电信号无串扰地传输至后级调理单元,为后续误差溯源与精度补偿提供可分辨的原始数据基础。传感器结构如图2所示。

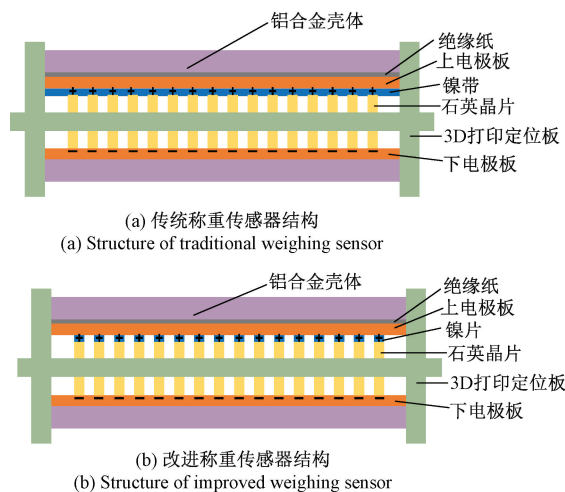


图2 传感器结构

Fig.2 Sensor structure

每个石英晶片分别通过连接1个镍片,作为独立电极引出并且连接1个电荷放大器,构成电荷放大器阵列,将石英传感器因受力所产生的微弱电荷信号转换为电压信号,并进行放大与滤波,以提升信号的信噪比。

信号经电荷放大器处理后,由DAQ4312高速同步数据采集卡对16通道电压信号进行同步采集。为模拟真实动态载荷并获取可靠的实验数据,系统采用高精度压电式冲击力锤(型号:SALC30K)作为激励源,对改进后的16通道石英传感器表面施加标准瞬态冲击载荷。该力锤内置标准ICP型压电传感单元,能够实时输出与冲击力成正比的电压信号。系统整体工作流程如图3所示,涵盖了从冲击激励、多通道信号同步采集到数据处理的全过程。

2.2 多源误差解耦传播模型

在动态称重系统中,石英传感器的输出信号受到多种误差源的耦合影响,导致系统测量精度显著下降。为准确刻画误差传播机制并实现有效补偿,本研究基于16通道独立采集系统,提出一种多源误差解耦传播模型。该模型将系统误差划分为传感器本体误差、测量链路误差及环境因素误差3个层次,并构建相应的数学模型,定量分析各误差源在信号链中的传播规律与耦合效应。

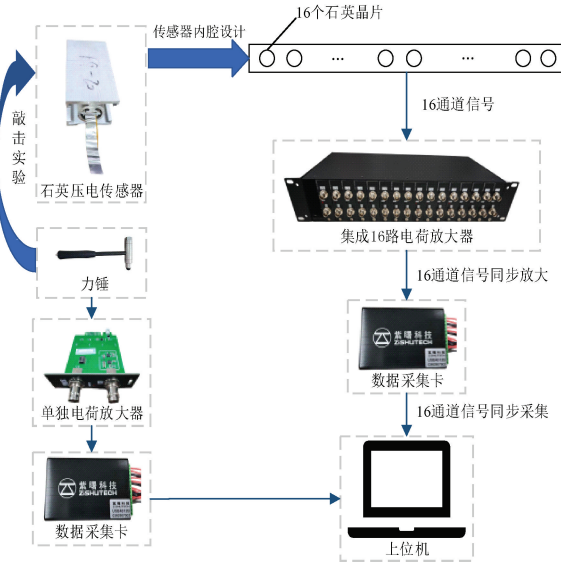


图 3 动态称重系统工作流程

Fig. 3 Workflow of dynamic weighing system

传感器本体误差主要来源于石英晶片本身的物理特性与制造工艺差异,包括灵敏度偏差、非线性特性及滞回效应。设第 i 个石英片的理想输出为 $q_i(t)$, 实际输出受本体误差影响为 $\Delta q_{si}(t)$, 其表达式如式(1)所示。

$$\Delta q_{si}(t) = \alpha_i \beta_i(t) + \beta_i q_i^2(t) + \gamma_i \text{Hyst}(q_i, t) \quad (1)$$

其中, α_i 为灵敏度偏差系数, β_i 为非线性系数, γ_i 为滞回效应系数, $\text{Hyst}(q_i, t)$ 表示滞回算子。

测量链路误差包括电荷放大器的增益漂移、噪声干扰以及同步采集的时间偏差。该部分误差具有时变和温漂特性,其数学模型如式(2)所示。

$$\Delta q_{ai}(t) = G_i(t)q_i(t) + n_i(t) \quad (2)$$

其中, $G_i(t)$ 为增益漂移函数, $n_i(t)$ 为高斯白噪声。

环境因素误差主要由温度变化和预紧力波动引起,表现为系统输出漂移。该误差可表示为:

$$\Delta q_{env}(t) = K_T \Delta T(t) + K_F \Delta F(t) \quad (3)$$

其中, K_T 和 K_F 分别为温度与预紧力的灵敏度系数, $\Delta T(t)$ 和 $\Delta F(t)$ 分别为温度和预紧力的变化量。

基于以上分析可建立误差传递模型。设第 i 个通道的实际输出为 $q'_i(t)$:

$$q'_i(t) = q_i(t) + \Delta q_{si}(t) + \Delta q_{ai}(t) + \Delta q_{env}(t) \quad (4)$$

在多石英晶片耦合的传感器中,外部载荷并非以孤立应力波形式独立激励各晶片。而传感器内部结构是一个连续的机械整体,作用于某一个石英晶片上的力会通过该结构传递至相邻的石英晶片。考虑通道间的机械耦合效应,引入跨通道耦合误差项 $\Delta q_{ci}(t)$, 其大小与相邻通道输出相关:

$$\Delta q_{ci}(t) = \sum_{j \neq i} \lambda_{ij} q'_j(t) \quad (5)$$

其中, λ_{ij} 为耦合系数矩阵。

系统总输出为各通道输出的加权和,即:

$$W(t) = \sum_{i=1}^{16} \omega_i q'_i(t) \quad (6)$$

理想情况下,系统输出应与真实重量 W_0 一致,即 $W(t) = W_0$ 。实际系统中,总误差为:

$$\delta W(t) = \sum_{i=1}^{16} \omega_i (\Delta q_{si}(t) + \Delta q_{ai}(t) + \Delta q_{ci}(t)) + \Delta q_{env}(t) \quad (7)$$

3 误差补偿方法

3.1 自适应加权融合算法

在多通道石英传感器动态称重系统中,各通道输出信号受灵敏度漂移、随机噪声及环境扰动等异质误差源影响,呈现显著的非一致性。若直接以原始采样序列作为后续深度学习模型的输入,误差将沿网络层逐层放大。为此,本研究提出一种自适应加权融合算法^[19],对 16 路并行通道的实时输出进行动态融合,以生成一条高信噪比、高稳定性的融合信号。

算法核心准则为在最小化融合方差的约束下,依据各通道在线信噪比即时调整其权重。具体实现时,以滑动窗口估计的样本方差的倒数作为权重系数,方差越小,表明该通道观测序列波动微弱、可信度高,故赋予较大权重;方差骤增的通道则自动被赋予趋近于零的权重,从而有效抑制异常或失效通道的负面贡献。该机制无需先验知识,亦不对误差分布作高斯假设,仅依赖二阶统计量即可实现自适应降噪,显著提升融合信号的精度与鲁棒性。

设第 i 个通道在时间 t 的输出信号为 $x_i(t)$, 其中 $i = 1, 2, \dots, 16$ 。融合后的信号 $y(t)$ 定义为各通道信号的加权和:

$$y(t) = \sum_{i=1}^{16} \omega_i(t) x_i(t) \quad (8)$$

其中, $\omega_i(t)$ 为第 i 个通道在时间的权重,满足权重归一化条件:

$$\sum_{i=1}^{16} \omega_i(t) = 1 \quad (9)$$

权重的计算基于滑动窗口内的信号方差估计。首先,计算每个通道在窗口长度 L 内的方差 $\sigma_i^2(t)$:

$$\sigma_i^2(t) = \frac{1}{L} \sum_{k=t-L+1}^t (x_i(k) - \mu_i(t))^2 \quad (10)$$

其中, $\mu_i(t)$ 为第 i 个通道在窗口内的均值:

$$\mu_i(t) = \frac{1}{L} \sum_{k=t-L+1}^t x_i(k) \quad (11)$$

随后,根据方差倒数计算初始权重,并进行归一化处理:

$$\omega_i(t) = \frac{1/\sigma_i^2(t)}{\sum_{j=1}^{16} 1/\sigma_j^2(t)} \quad (12)$$

3.2 ACO-BP 神经网络设计

BP 神经网络作为一种典型的多层前馈网络结构,其训

训练过程基于误差反向传播机制^[20]。具体而言,输入数据自输入层传入,经由隐含层的激活函数进行非线性变换,最终传递至输出层与期望输出进行比较。若输出值与期望值存在显著偏差,则计算输出误差并沿网络反向传播,逐层调整各神经元的连接权值。该过程迭代执行,直至达到预设的迭代次数或满足精度要求为止。

BP神经网络结构由输入层、输出层和隐含层组成^[21],本研究首先将石英传感器16个通道的振动信号经过自适应加权融合算法进行信号重构,再将重构信号及冲击力锤代表的真实重量作为神经网络的输入,预测重量及误差作为输出。BP神经网络的拓扑结构如图4所示。

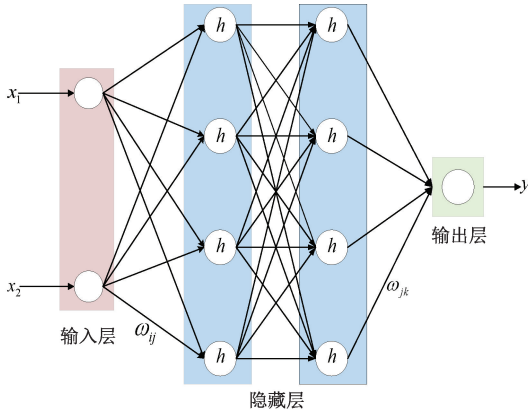


图4 BP神经网络拓扑结构

Fig. 4 Topology of BP neural network

其中, x 、 h 、 y 分别对应于网络的输入层、隐藏层与输出层节点。 ω_{ij} 与 ω_{jk} 则分别表征输入层至隐藏层、以及隐藏层至输出层之间的连接权值。

称重网络模型为:

$$y(k) = f(Q, X(k)) + d(t) \quad (13)$$

其中, $y(k)$ 表示模型在输入 $X(k)$ 下所对应的输出; $f(z)$ 为训练函数; Q 代表模型中的可调参数集合; $X(k)$ 为训练样本集; $d(t)$ 表示非建模因素对系统输出的影响。

基于BP神经网络的训练过程如下。

1)正向传播过程。每个输入量分别与对应的连接权值相乘,随后与偏置项相加,形成神经元的净输入值,再通过激活函数得到该神经元的输出,如式(14)所示。

$$I_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} O_i + B_j \quad (14)$$

式中: I_j 表示神经元 j 的净输入值, ω_{ij} 为从神经元 i 到神经元 j 的连接权值, O_i 为上一层的输出值, B_j 为偏置项。

随后将各个神经元代入到激活函数,如式(15)所示。

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-I_j}} \quad (15)$$

式中: O_j 为神经元的实际输出值。

2)反向传播过程。当网络输出值与实际真值之间存在误差时,启动反向传播机制,通过误差梯度逐层调整网络参数。输出层的误差通常以均方误差形式表示,如式(16)

所示。

$$E_j = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (T_j - O_j)^2 \quad (16)$$

式中: E_j 为输出层神经元的误差; T_j 为目标输出值。

训练目标是通过迭代使网络输出逐步逼近真实值。在此基础上,根据误差对权值和偏置项进行更新,如式(17)和(18)所示。

$$\omega'_{ij} = \omega_{ij} - 1 \times \frac{\partial E_j}{\partial \omega} \quad (17)$$

$$B'_j = B_j - 1 \times \frac{\partial E_j}{\partial B} \quad (18)$$

式中: ω'_{ij} 为更新后的权值; B'_j 为学习率,用于控制参数更新的步长。

由于传统BP神经网络在处理大规模训练数据时存在计算复杂度高、训练周期冗长的问题,且其基于梯度下降的学习机制易陷入局部最优解、收敛速度缓慢,甚至因初始权值设置不当导致网络性能不稳定^[22]。针对这些固有缺陷,本研究提出一种融合蚁群优化算法的混合训练策略^[23]。利用蚁群算法强大的全局寻优能力和正反馈机制,在解空间中进行并行化搜索,为BP网络确定一组接近全局最优的初始权值与阈值组合;随后通过BP算法进行局部精确调整,形成“宏观搜索—微观优化”的协同框架^[24]。该混合方法不仅能有效规避传统BP算法对初始参数的敏感性,降低陷入局部极值的概率,还能显著提升网络收敛速度与泛化性能,从而在保证训练精度的前提下增强模型鲁棒性。蚁群算法作为一种基于群体智能的启发式搜索算法^[25],其逻辑流程如图5所示。

在算法初始化阶段,首先需要为待优化的权值建立一张信息素表,如表1所示。

表1中, ω_i 表示第 i 个待优化的连接权值; a_i 为划分刻度值,可视为定义域中的1个离散点; τ_i 为 a_i 所对应的信息素浓度; n 代表候选节点的总数,即在定义域范围内共划分出 $(n-1)$ 个区间。算法通过标记蚂蚁经过的路径点,实现对神经网络权值的重新组合,并在误差满足设定条件时对信息素进行更新。

在神经网络结构已知的前提下,采用ACO-BP方法进行网络训练的具体步骤如下。

1)初始化参数。将所有权值在其取值范围内均匀划分为 n 个区间,并设置蚁群算法相关的基本参数。

2)释放蚁群并选择路径。释放 m 只蚂蚁,每只蚂蚁 k 根据式(19)所示的概率选择移动路径。

$$P_k(i) = \frac{\tau(i)}{\sum_{1 \leq j \leq m} \tau(i)} \quad (19)$$

当所有蚂蚁完成权值参数的选择后,使用训练样本计算输出误差 E 。

3)构建解集并判断终止条件。根据所有蚂蚁的路径构建候选解集,保留误差较小的 τ 组权值配置,比较当前最小

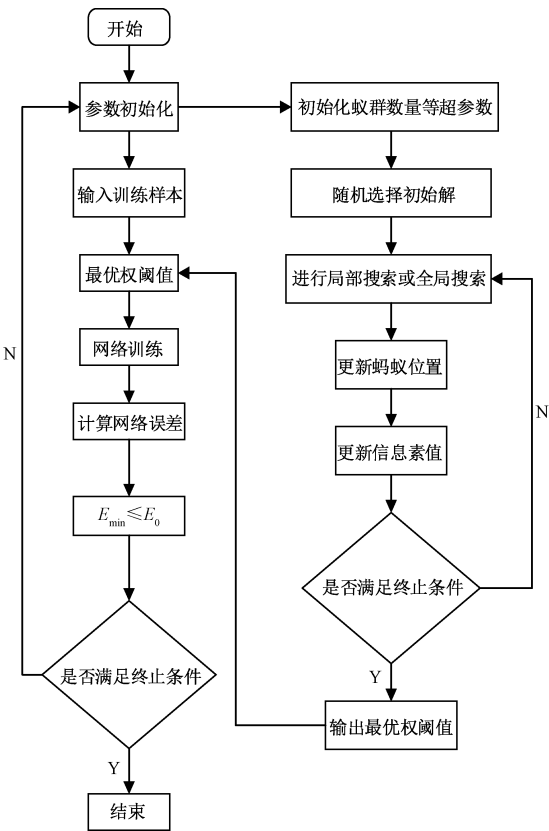


图 5 蚁群算法逻辑流程

Fig. 5 Logic flowchart of ant colony algorithm

表 1 蚁群信息素

Table 1 Ant colony information chemical

连接权值 ω_i	划分刻度 a_i	信息素值 τ_i
ω_1	a_1	τ_1
ω_2	a_2	τ_2
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
ω_n	a_n	τ_n

误差 $E_{\min}$ 与预设阈值 E_0 的大小。若满足 $E_{\min} \leq E_0$ ，则跳转至步骤 7)，否则继续执行后续步骤。

4)更新信息素。采用精英策略对信息素进行更新，依据式(20)调整信息素浓度。

$$\tau(t+1) = \rho\tau(t) + \Delta\tau(t) \tag{20}$$

其中：

$$\Delta\tau(t) = f(x) = \begin{cases} \frac{Q}{E}, & j \in \text{best solution} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{21}$$

$$\text{net}_{jk}^t = \sum_j \omega_{jk}^{t-1} \tag{22}$$

其中， E 由式(19)得出。

5)判断迭代终止。重复执行步骤 2)和 3)，直至达到最大迭代次数，随后进入步骤 6)。

6)重训练 BP 神经网络。将 δ 组最优权值作为 BP 神

经网络的初始权值，重新计算输出误差：

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_i (y_{jk} - \bar{y}_{jk})^2 \tag{23}$$

其中，单元 j 的实际输出为 Y_{jk} 。系统总误差定义为：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n E_k \tag{24}$$

通过误差反向传播机制调整网络权值，直至输出误差满足设定容限。

7)模型测试。使用测试集评估模型性能，若结果达到预设标准则终止流程；否则将会返回步骤 1)重新执行。

4 实验验证与结果分析

4.1 实验数据的获取

为获取用于神经网络训练与验证的高质量、多维度数据集，本研究设计了基于冲击激励的数据采集实验。实验采用高精度压电式冲击力锤(型号：SALC30K)对改进后的 16 通道石英传感器表面施加标准瞬态冲击载荷。该力锤内置标准 ICP 型压电传感单元，可同步输出与冲击力成正比的电压信号，据此可精确反算出每次敲击所对应的瞬态冲击力值。

实验过程中，为确保数据全面性并充分表征传感器各区域的响应特性，分别对 16 个独立石英晶片的传感器表面特定位置进行精准敲击。每个晶片对应位置重复进行 25 次有效敲击，共计获取 400 组完整的动态响应数据。每组数据均同步记录了以下两部分信号。

1)16 通道传感器输出：通过 16 通道独立同步采集系统，完整捕获每个石英晶片在冲击载荷下产生的原始电压信号，反映了各晶片的局部动态响应特性。

2)参考真值信号：同步采集冲击力锤自身输出的力信号，该信号经过标定系数换算后，作为每次冲击载荷的基准真值。

冲击力锤参数如表 2 所示。

表 2 压电式冲击力锤参数

Table 2 Parameters of piezoelectric impact force hammer

参数名称	参数值	单位
量程	30	kN
精度	0.1	%
频率响应范围	50	Hz
谐振频率	≥ 40	kHz
锤头重量	350	g
缓冲锤头重量	69.2	g
附加锤头重量	124	g
灵敏度	2	pC/N
锤头直径	30	mm
锤柄长度	280	mm

4.2 动态称重模型

对滤波处理后的 400 组压电信号数据按 9:1 的比例划

分为训练集与测试集。将经过融合算法重构后的压电信号及冲击力锤代表的真实重量作为神经网络的输入,预测重量及误差作为输出。神经网络隐含层神经元数量依据以下经验公式确定:

$$l = \sqrt{m + n} + \lambda \tag{25}$$

式中: m 和 n 分别表示输入层与输出层的神经元数目, λ 为取值在 1~12 之间的整数。

本研究所构建的 BP 神经网络的隐含层与神经元数量分别设定为 6。

针对蚁群算法优化 BP 神经网络的参数配置,设置初始种群规模为 50,最大迭代次数为 200,信息素挥发系数为 0.9。其余参数,包括训练步数与精度要求,均保持与基础 BP 网络一致。

4.3 结果对比分析

为评估 ACO-BP 动态称重模型的性能,对比分析了 ACO-BP、BP、WOA-BP、GRU-BP、SSA-BP 和扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)6 种称重模型对测试样本的预测值及误差,对比结果如图 6、7 所示。

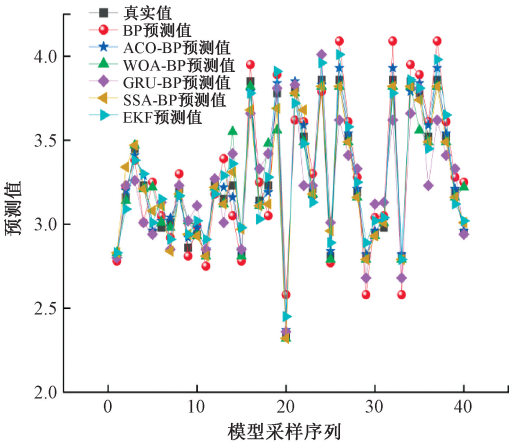


图 6 不同算法称重模型的预测值对比

Fig. 6 Comparison of prediction values of different algorithm weighing models

从图 7 中 6 条拟合曲线的对比可以看出,BP 动态称重模型与 GRU-BP 动态称重模型因容易陷入局部最优解,导致部分样本的预测误差显著偏高,其中 BP 模型的预测误差超过 10%,GRU-BP 模型也超过 8%。WOA-BP 动态称重模型在拟合效果上有所改善,但其稳定性仍不及 ACO-BP 模型。SSA-BP 依赖于初始种群分布及控制参数(如发现者比例、预警阈值等)。在动态称重系统中,由于传感器响应应具有时变性和不确定性,参数调优过程复杂,SSA-BP 模型的稳定性与泛化能力较差,易出现过拟合或欠拟合现象。EKF 通过对非线性系统进行一阶泰勒展开实现局部线性化,在处理高度非线性、多变量耦合的动态称重系统时,冲击载荷导致系统状态突变,线性化误差显著。而从 ACO-BP 动态称重模型的误差曲线可知,蚁群优化算法有

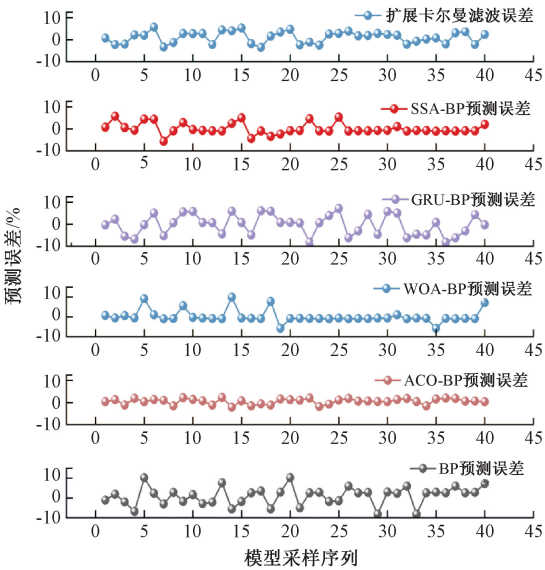


图 7 不同算法称重模型的预测误差对比

Fig. 7 Comparison of prediction errors of different algorithm-based weighing models

效克服了 BP 模型易陷于局部最优的不足,预测值与真实值吻合程度较高,其预测误差显著低于其他几种模型。

为客观评估 ACO-BP 动态称重模型在预测精度方面的优势,本研究选用平均相对误差(mean absolute percentage error, MAPE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)及最大相对误差作为评价指标,其计算公式如式(26)和(27)所示。

$$MAPE = \frac{1}{40} \sum_{i=1}^{40} \left| \frac{x_i - y_i}{y_i} \right| \tag{26}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{40} \sum_{i=1}^{40} (x_i - y_i)^2} \tag{27}$$

式中: x_i 表示各个模型的预测值, y_i 表示真实值。
6 种动态称重模型的 MAPE 和 RMSE 及最大相对误差对比结果如表 3 所示。

表 3 动态称重模型评价指标

Table 3 Evaluation indicators of dynamic weighing model			
模型	MAPE/%	RMSE	最大相对误差/%
BP	4.01	0.045 316	10.26
ACO-BP	1.81	0.023 428	2.22
GRU-BP	3.92	0.041 235	9.91
WOA-BP	2.31	0.028 964	8.24
SSA-BP	2.02	0.026 458	5.70
EKF	2.16	0.273 462	5.72

从表 3 可知,改进后的 ACO-BP 模型在 MAPE、RMSE 及最大相对误差 3 项指标上均表现更优,系统稳定性也更为出色,MAPE 较 BP 模型从 4.01%降低到了 1.81%,最大相对误差较 BP 模型从 10.26%降低到了

2.22%。上述结果验证了 ACO-BP 算法能够有效增强 BP 神经网络的精度与泛化能力,且其整体优化效果优于其他算法。

4.4 应用场景验证

为验证系统在动态称重应用场景下的性能,考虑到车辆速度及载货状态对称重精度的影响,本研究选取两辆不同型号的货车分别以空载和载货状态,车速分别为 20、40、60 km/h 进行测试实验。实验结果如表 4 所示。

表 4 测试车辆数据
Table 4 Test vehicle data

车辆型号	车速/ (km·h ⁻¹)	静态 总重/kg	动态 总重/kg	误差/ %
陕汽德龙 L5000(空载)	20		6 987	1.07
	40	6 913	6 822	1.32
	60		6 995	1.19
陕汽德龙 L5000(载货)	20		11 075	1.38
	40	10 925	11 088	1.49
	60		11 116	1.75
东风福瑞 F6(空载)	20		4 575	1.39
	40	4 512	4 569	1.26
	60		4 581	1.53
东风福瑞 F6(载货)	20		5 752	1.62
	40	5 660	5 763	1.83
	60		5 765	1.86

由表 4 测试实验结果可知,在不同车型、载货状态及车速条件下,动态称重系统均表现出稳定的称重性能,所有测试工况下的相对误差均低于 2%,最大误差为 1.86%(东风福瑞 F6 载货状态、60 km/h)。随着车速提升,误差略有增大趋势,但在所测试的速度范围(20~60 km/h)内,误差变化较为平稳,未出现显著精度下降,表明系统具备较好的稳定性。

5 结 论

本研究围绕石英压电传感器动态称重系统中的多源误差问题,设计并实现了 16 通道石英晶片独立同步采集系统,构建了多源误差解耦与传播模型,提出并实现了基于自适应加权融合与 ACO-BP 神经网络的误差补偿方法。实验结果表明,ACO-BP 神经网络在动态称重预测补偿方面表现出较强的非线性拟合能力与鲁棒性,相较于传统模型,在平均相对误差、均方根误差及最大相对误差 3 项指标上均取得最优结果;ACO-BP 动态称重模型的平均相对误差为 1.81%,最大相对误差为 2.22%,验证了所提方法在提升动态称重精度方面的有效性。

参考文献

[1] 王荣旭.基于压电传感器的车辆动态称重系统开发[D].

济南:山东大学,2021.
WANG R X. Development of vehicle dynamic weighing system based on piezoelectric sensors[D]. Jinan: Shandong University,2021.
[2] 于周斐,杨旭,刘健,等.车辆动态称重系统设计[J].智能计算机与应用,2020,10(4):248-252.
YU ZH F, YANG X, LIU J, et al. Design of vehicle dynamic weighing system[J]. Intelligent Computer and Applications, 2020,10(4):248-252.
[3] BURBOS P, GAJDA J, SROKA R, et al. Accuracy criteria for evaluation of weigh-in-motion systems[J]. Metrology and Measurement Systems, 2018, 25(4): 743-754.
[4] 刘九卿.称重传感器的动态特性与动态误差[J].衡器,2023,52(6):5-15.
LIU J Q. Dynamic characteristics and dynamic errors of load cells[J]. Weighing Instrument, 2023,52(6):5-15.
[5] 曹文静,林立男.基于石英晶体薄膜的压力传感器研究[J].传感器与微系统,2024,43(10):19-22.
CAO W J, LIN L N. Research on torr pressure sensors based on quartz crystal thin film [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2024, 43(10):19-22.
[6] 杨汉瑞,郭宜昌,徐士博,等.石英晶体热特性及光纤电压传感器热致系统误差分析[J].中国电机工程学报,2021,41(23):8169-8178.
YANG H R, GUO Y CH, XU SH B, et al. Thermal characteristics of quartz crystal and analysis of thermal-induced system error in optical fiber voltage sensor[J]. Proceedings of the CSEE,2021,41(23):8169-8178.
[7] 龙保鑫,滕召胜,孙彪,等.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[J].仪器仪表学报,2025,46(3):41-50.
LONG B X, TENG ZH SH, SUN B, et al. A novel dynamic weighing method integrating improved stationary wavelet denoising and extended Kalman system identification[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2025,46(3):41-50.
[8] 张龙威,原璐琪,陈宁,等.基于贝叶斯后验估计的桥梁动态称重算法理论与试验研究[J].振动与冲击,2024, 43(1):20-27.
ZHANG L W, YUAN L Q, CHEN N, et al. Bridge weighing-in-motion algorithm theory based on Bayesian posterior estimation and tests[J]. Journal of Vibration and Shock,2024,43(1):20-27.
[9] 李建鑫,郭晨霞,杨瑞峰,等.基于分段包络线抑制端点效应的 EMD 动态称重算法[J].电子测量技术,2023, 46(22):109-115.
LI J X, GUO CH X, YANG R F, et al. Dynamic weighing algorithm of EMD based on segmented envelope fitting endpoint effect [J]. Electronic Measurement Technology,2023,46(22):109-115.
[10] 刘圣煌.基于自适应滤波器的皮带机动态称重信号处

- 理方法[J]. 人工智能科学与工程, 2024(1):51-58.
- LIU SH H. A signal processing method for dynamic weighing of belt conveyor based on adaptive filter[J]. Artificial Intelligence Science and Engineering, 2024(1): 51-58.
- [11] 王艺翔, 谢本凯, 张伟锋, 等. 基于神经网络的货车动态称重算法研究[J]. 科技与创新, 2025(2):131-133, 137.
- WANG Y X, XIE B K, ZHANG W F, et al. Research on dynamic truck weighing algorithm based on neural network[J]. Technology and Innovation, 2025(2):131-133, 137.
- [12] 李海龙, 李丽宏, 徐静楠. 基于BP网络的整车式动态称重数据处理[J]. 计算机仿真, 2017, 34(1):157-161.
- LI H L, LI L H, XU J N. Full-vehicle dynamic weighing data processing based on BP algorithm[J]. Computer Simulation, 2017, 34(1):157-161.
- [13] 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.
- [14] 李达, 郭晨霞, 杨瑞峰. 基于改进 PSO-BP 算法的动态称重数据处理[J]. 电子测量技术, 2021, 44(20):132-136.
- LI D, GUO CH X, YANG R F. Dynamic weighing data processing based on improved PSO-BP algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(20): 132-136.
- [15] 辛宇, 陈兴, 许素安, 等. 基于 GA-PSO-BP 的车辆动态称重算法研究[J]. 中国测试, 2021, 47(7):26-30.
- XIN Y, CHEN X, XU S AN, et al. Research on vehicle dynamic weighing algorithm based on GA-PSO-BP[J]. China Measurement and Test, 2021, 47(7): 26-30.
- [16] 康杰. 基于 GRU-BP 算法的高精度动态物流称重系统[J]. 机电工程, 2024, 41(6):1127-1134.
- KANG J. High-precision dynamic logistics weighing system based on GRU-BP algorithm [J]. Journal of Mechanical and Electrical Engineering, 2024, 41(6): 1127-1134.
- [17] 张家敏, 许德章. 基于蚁群 BP 神经网络算法的六维力传感器解耦研究[J]. 轻工机械, 2016, 34(1):1-4, 13.
- ZHANG J M, XU D ZH. Study on decoupling algorithms for six-axis force sensor based on ant algorithm and BP neural network[J]. Light Industry Machinery, 2016, 34(1):1-4, 13.
- [18] 徐益民, 杨余旺, 郭利强. 一种蚁群算法优化的 BP 神经网络技术研究[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(11): 2373-2376, 2460.
- XU Y M, YANG Y W, GUO L Q. Research on BP neural network technology of ant colony algorithm optimization [J]. Computer and Digital Engineering, 2022, 50(11):2373-2376, 2460.
- [19] ZHANG CH L, LI H, LONG SH B, et al. MOEA/D-BDN: Multimodal multi-objective evolutionary algorithm based on bi-dynamic niche strategy and adaptive weight decomposition [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2025, 99:102171.
- [20] MA H H, YUAN S, ZHANG Z Z, et al. Application of soil parameter inversion method based on BP neural network in foundation pit deformation prediction [J]. Applied Geophysics, 2023, 20(3):299-309.
- [21] 狄俊豪, 郭晨霞, 杨瑞峰. 基于 CSSA-LSTM 神经网络的动态称重算法的研究 [J]. 电子测量技术, 2024, 47(11):95-100.
- DI J H, GUO CH X, YANG R F. Research on dynamic weighing algorithm based on CSSA-LSTM neural network [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(11):95-100.
- [22] 李涵, 胡少兵, 程为彬. CPSO 优化 BP 网络的 MEMS 陀螺随机误差补偿 [J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(11):228-234.
- LI H, HU SH B, CHENG W B. MEMS gyroscope random error compensation based on CPSO-optimized BP network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(11):228-234.
- [23] 张彪, 李永强. 基于动态寻优蚁群算法的移动机器人路径规划 [J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(3):74-85.
- ZHANG B, LI Y Q. Path planning of mobile robot based on the dynamic optimization ant colony algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(3):74-85.
- [24] 方敏, 金世俊. 基于蚁群算法和蝙蝠算法的多点路径规划 [J]. 电子测量技术, 2024, 47(18):47-53.
- FANG M, JIN SH J. Multi-point path planning based on ant colony algorithm and bat algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(18): 47-53.
- [25] YU Y B, ZHONG Y J Y, FENG X, et al. Bayesian-based ant colony optimization algorithm for edge detection [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2025, 36(4):892-902.

作者简介

赵栓峰(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为深度学习、仪器与检测技术、交通安全等。

E-mail: zsf@xust.edu.cn

王恒, 硕士研究生, 主要研究方向为动态称重与信号处理。

E-mail: 13474212314@163.com

白家乐, 硕士研究生, 主要研究方向为动态称重与图像处理。

E-mail: 1254724588@qq.com

董金涛, 硕士研究生, 主要研究方向为传感器特征提取。

E-mail: 1654795920@qq.com