

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508612

指尖六维力传感器标定平台与拟合方法研究*

吴佳敏¹ 王 鹏^{1,2} 付麒瑞¹ 孙茹雪¹ 张昌明^{1,2} 杨 帆^{1,2} 戴裕强¹

(1. 陕西理工大学机械工程学院 汉中 723001; 2. 陕西省工业自动化重点实验室 汉中 723001)

摘要:为提高6维力传感器标定过程中力/力矩加载不准确、多自由度组合加载的可实现性,通过六自由度独立加载静态标定装置,构建了基于力锤激励的动态标定系统,并通过模态分析获取传感器结构的1阶与3阶模态频率,评估其在多频激励下的动态响应特性,以避免共振干扰、提升动态响应准确性。为评估所设计标定装置性能,采集已知载荷与输出的6维力/力矩数据,分别采用传统线性拟合、粒子群优化的BP神经网络(particle swarm optimization-backpropagation neural network, PSO-BP)以及支持向量回归(support vector regression, SVR)对标定装置输出数据与加载载荷之间的映射关系进行建模与拟合,并对比各方法在6个通道的拟合效果。结果表明,PSO-BP神经网络在各通道中拟合精度最优,其平均绝对误差(mean absolute error, MAE)为17.86%,相较线性拟合降低8.20%,相较支持向量回归方法则降低幅度更大。该标定系统具备良好的加载精度和动态性能,验证了PSO-BP神经网络在多维力/力矩标定中的优越性与实用性。

关键词: 6维力传感器; 标定系统; 独立加载装置; PSO-BP神经网络; 支持向量回归(SVR); 非线性拟合方法

中图分类号: TN919; TH823

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 460.4020

Research on the calibration platform and fitting methods for a fingertip six-axis force sensor

Wu Jiamin¹ Wang Peng^{1,2} Fu Qirui¹ Sun Ruxue¹ Zhang Changming^{1,2} Yang Fan^{1,2} Dai Yuqiang¹

(1. School of Mechanical Engineering, Shaanxi University of Technology, Hanzhong 723001, China;

2. Shaanxi Provincial Key Laboratory of Industrial Automation, Hanzhong 723001, China)

Abstract: To improve the accuracy of force/torque loading and the feasibility of multi-degree-of-freedom combined loading during the calibration of six-axis force sensors, a dynamic calibration system based on impact-hammer excitation was developed by utilizing a six-degree-of-freedom independent loading static calibration apparatus. The first- and third-order modal frequencies of the sensor structure were obtained through modal analysis to evaluate its dynamic response under multi-frequency excitation, thereby avoiding resonance effects and improving dynamic calibration accuracy. To assess the performance of the proposed calibration system, six-dimensional force/torque data were collected under known loading conditions. Three modeling and fitting methods—traditional linear regression, particle swarm optimization-based backpropagation neural network (PSO-BP), and support vector regression (SVR)—were employed to establish the mapping relationship between the sensor outputs and the applied loads. The fitting performance of the three methods was compared across all six channels. The results indicate that the PSO-BP neural network achieved the highest fitting accuracy, with the mean absolute error (MAE) of 17.86%, which reduced by 8.20% compared to linear regression, and significantly more than the SVR method. The proposed calibration system demonstrates excellent static and dynamic performance, validating the superiority and practicality of the PSO-BP neural network in multi-dimensional force/torque sensor calibration.

Keywords: six-dimensional force sensor; calibration system; loading device; PSO-BP; SVR; nonlinear fitting

收稿日期: 2025-07-28 Received Date: 2025-07-28

* 基金项目: 陕西省重点研发计划(2024GX-YBXM-198)、陕西省教育厅创新团队项目(24JP032)、陕西省秦创原四链融合项目(2024PT-ZCK-38)资助

0 引言

随着柔性机器人和高精度人机交互技术的发展,力/力矩信息的高精度感知逐渐成为智能终端关键性能之一。特别是在精细操作、灵巧手控制和微操作等场景中,传统的三维或单轴力传感器已难以满足应用需求^[1]。戴裕强等^[2-3]对指尖6维力传感器的结构进行了研究,测量了3个方向的力和扭矩,并提出了一种基于堆叠集成学习模型以同时提高6个维度的解耦精度并减少串扰。

6维力传感器作为一种能够同时精确测量三维空间中的力和力矩信息的关键部件^[4],在工业自动化、机器人、生物医学等领域,6维力传感器作为力觉感知核心部件,精准测量至关重要,而标定解耦是提升其精度的关键。

静态标定和动态标定是6维力传感器性能评估和校准的重要步骤,确保传感器在不同应用条件下的精确测量和稳定输出^[5-6]。为确保6维力传感器输出数据的准确性,开展高精度标定工作尤为关键^[7]。韩康等^[8]设计了单维标定机构,陈俊昌等^[9]利用力标准机完成多轴加载标定,郝喆等^[10]基于单样本自适应梯度提升极限学习机(single sample adaptive-gradient based extreme learning machine, SSA-GB-ELM)对并联式6维加速度传感器进行了非线性解耦建模,为多维传感器精确标定提供了理论支持。近年来,已有多种针对不同类型传感器标定的研究。陈小丽等^[11]设计了非接触式电感角位移传感器并完成标定,为多自由度传感器校准提供了参考。

与静态工况下的力感知不同,许多实际应用场景(如机器人动态抓取、人手快速操作、运动状态监测等)涉及高速运动与多频激励,传感器在动态响应过程中的测量精度直接影响系统性能^[12-13]。尽管国内在静态标定平台设计方面已取得一定成果,普遍采用标准砝码、杠杆结构和刚体力学解析等方法进行多维力加载^[14],但在复杂载荷场景的模拟、动态标定技术方面仍存在一定提升空间^[15]。

张紫嫣等^[16]提出基于分段线性插值法的温度补偿策略,降低了应变片式扭矩传感器的温漂误差,但多维传感器在复杂工况下的精确标定仍具挑战。6维力传感器自动化标定装置普遍成本高,体积大,力矩分量难以独立加载等问题,难以满足高校与科研实验室的实际需求。同时,相关研究多聚焦于传感器结构或静态标定建模,常采用线性最小二乘或传统神经网络方法,在力矩通道及非线性特征建模中精度受限,且对标定装置计量性能与误差特性的系统分析不足。

针对上述问题,本文在现有实验装置条件下^[17]对6维力传感器标定平台进行校准,并对关键结构进行了强

度与挠度校核;引入并对比了最小二乘法、PSO-BP神经网络与支持向量回归3种建模方法,系统评估不同方法在各通道中的标定性能。通过定量对比分析,验证了非线性建模方法在多维标定问题中的优势,从而为6维力传感器高精度标定与解耦提供了一种更具工程适用性的解决方案。

1 6维力传感器标定平台设计

1.1 设计目标与平台结构

标定平台使用标准砝码实现6个自由度中各方向的单轴加载。图1是本文采用的标定平台,主要包括导向机构、传感器夹具、加载系统、多个滑轮组件、弹性体、立柱、固定基座以及钢丝绳组成。此平台能够实现6维力传感器在3个方向的力 F_x 、 F_y 、 F_z 及力矩 M_x 、 M_y 、 M_z 的标定。砝码通过自身的重力作为载荷施加在传感器上,需要利用定滑轮来导向,利用钢丝绳悬挂砝码。但由于6维力传感器属于对称结构,因此只对X和Z方向的力及力矩进行标定即可^[18]。标定平台应确保其垂直度,确保施力的准确性。

1.2 静态标定平台设计

1) 主要部件组成

(1) 弹性体夹具体

为了使6维力传感器在标定平台上的准确空间坐标位置,避免产生位移影响测量精度,并使其在标定过程中保持稳定,需对传感器进行精确定位和夹紧,所用夹具体主要由固定块、活动块、定位板及多种螺栓组成的夹具,实现对传感器的可靠定位与固定。图1(a)为6维力传感器的夹紧装置模型图,其中灰色部件为弹性体,如图1(b)所示。

(2) 加载盘

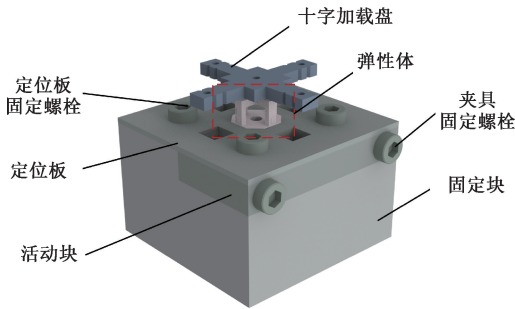
加载盘承担悬挂砝码所产生的全部垂直载荷,属于典型的受拉构件。在加载 F_x 、 F_y 、 F_z 时,加载砝码通过滑轮系统将载荷作用于加载盘,结构受力较为均匀。而在加载 M_x 、 M_y 、 M_z 时,砝码通过偏心加载方式作用在加载盘两端或特定位置,载荷作用点相对于传感器敏感中心具有一定的偏心距,加载盘受到明显弯矩作用。需校核其抗弯刚度^[19]。加载盘最大加载5 kg砝码,对应最大加载力约为:

$$F_{\max} = mg = 5 \text{ kg} \times \frac{9.8 \text{ m}}{\text{s}^2} = 49 \text{ N} \quad (1)$$

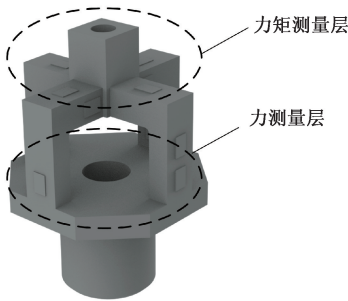
在本装置中,最大挠度 Y 出现在加载盘的中心位置(即加载点处):

$$Y = \frac{-FL^3}{3EI} \quad (2)$$

式中: Y 表示加载力作用下加载盘产生的最大挠度; F 为



(a) 弹性体夹具模型图
(a) Model of the elastomer fixture



(b) 弹性体示意图
(b) Schematic diagram of the elastomer

图 1 传感器夹具与弹性体示意图

Fig. 1 Sensor fixture and elastomer assembly schematic

加载力; L 为加载盘 2 个支点的距离, 为 40 mm; E 为材料弹性模量; I 为加载盘臂部矩形截面的惯性矩:

$$I = bh^3/12 \tag{3}$$

设定允许比 $\frac{Y}{L} \leq 0.0005$, 所以:

$$F \leq \frac{0.0005Ebh^3}{4L^2} \approx 65.625\text{ N} \tag{4}$$

对应的最大加载力矩为:

$$M_{max} = F \times r = 1.3125\text{ N} \cdot \text{m} \tag{5}$$

实验过程中最大加载力约为 60 N, 低于刚度上限, 且对应的加载力矩为 1.0 N·m, 在安全范围内。

(3) 滑轮组件

钢丝绳通过滑轮改变方向时在上底板的安装区域产生横向载荷, 易引起局部弯曲和挠度变形, 因此需进行刚度校核, 确保结构刚度满足加载需求。

如图 2 所示, 对上底板的滑轮组进行校核, 定滑轮最小直径为 18 mm, 校核其弯曲刚度时, 其最大挠度 y 位于两滑轮之间的中点:

$$y = \frac{-ql^4}{8EI} \tag{6}$$

式中: $q = F/l$ 为均匀载荷; l 为顶部定滑轮跨度 30 mm; I 为惯性力, 实心圆截面 $I = \pi d^4/64$;

取许用挠度为: $y/l \leq 0.0005$, 所以:

$$F \leq \frac{0.0005E\pi d^4}{8l^2} \approx 4810\text{ N} \tag{7}$$

$$F_{max} = 4810\text{ N} > F_{安全值} = 3000\text{ N} \tag{8}$$

校核结果为安全。

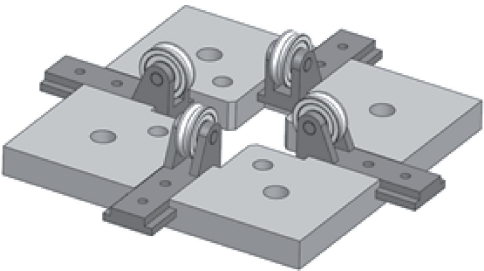
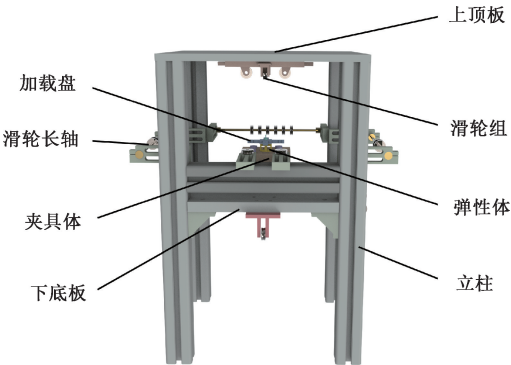


图 2 滑轮组
Fig. 2 Pulley assembly

2) 平台结构

装置整体选用铝合金 6061-T6 材料, 弹性体及滑轮轴为钢材。6 维力传感器标定常涉及复杂力加载, 因此标定装置既要稳固支撑又要精准传递力信号, 可承载来自多个方向的力, 保证标定过程中装置的刚性, 确保标定精度可靠。

加载系统是标定平台的核心之一, 其作用是为静态标定过程中提供稳定的标准力和力矩。加载系统主要包括 4 个部分: 顶部滑轮组、底部滑轮组、钢丝绳和标准砝码。本标定平台主体框架由 4 根立柱、1 块顶板和 1 块底板构成, 通过连接件和螺栓将其紧固, 确保整体结构呈现水平状态。其中, 顶板和底板上均装有滑轮组装置, 便于后续加载。静态标定平台三维模型如图 3 所示。



理论误差与静态分析
图 3 静态标定平台结构图

Fig. 3 Structural diagram of the static calibration platform

为保证 6 维力传感器的测量精度, 需对标定平台误差来源进行分析。在标定台中, 平台结构设计、加载方式及安装精度等因素均可能引入误差, 影响最终标定结果的准确性。误差来源主要包括以下几个方面:

(1) 标定力源

在静态标定系统中,砝码作为主要力源,其质量精度、施加方式与传递路径直接影响加载力的准确性。理论上,砝码加载产生的重力为:

$$F = mg \quad (9)$$

本文标定过程中所采用的是 M1 等级的标准砝码,其最大允许相对误差 $\Delta m/m$ 为:

$$\frac{\Delta m}{m} = 0.005\% \quad (10)$$

本地重力加速度取 $g = 9.7938 \text{ m/s}^2$,与标准值 $g_0 = 9.8 \text{ m/s}^2$ 的误差为:

$$\frac{\Delta g}{g} = 0.057\% \quad (11)$$

考虑砝码质量 m 和重力加速度 g 的微小误差,通过误差传递公式可得相对误差为:

$$\delta F_0 = \sqrt{\left(\frac{\Delta m}{m}\right)^2 + \left(\frac{\Delta g}{g}\right)^2} = 0.0572\% \quad (12)$$

(2) 平台水平度

静态标定平台的水平度确实不会改变砝码自身所受的重力大小,若平台不水平,则会造成施加到被标定传感器上的标定载荷减小,因此标定实验时,利用水平尺调平标定平台。当标定平台存在倾角 α 时,会导致施加在传感器上的标定载荷发生偏移,从而引入误差,标定载荷的相对误差 δF_1 为:

$$\delta F_1 = \frac{f_0 - F_a}{F_a} \times 100\% = \sqrt{1 - \tan^2 \alpha} - 1 \quad (13)$$

式中: F_a 和 f_0 为标定方向的分力值; f_0 为标准砝码载荷值,当 α 为微小倾角时:

$$\delta F_1 \approx \frac{\alpha^2}{2} \quad (14)$$

在标定实验中,通过使用水平尺调整标定平台,使其水平倾角保持在 1° 以内(即 0.017 rad),使由于平台不水平导致的输出载荷误差最小。由标定平台水平度引起的输出载荷相对误差 δF_1 为:

$$\delta F_1 = 0.0015\% \quad (15)$$

(3) 砝码晃动以及钢丝绳的摩擦力

理想状态下,砝码应垂直静止悬挂以确保力的作用方向稳定。实际状态下,经估算,在小角度轻微晃动下,该误差约为 0.2% 。

为降低实验中可能引入的误差,对标定平台的主要误差来源提出如下控制措施:对于标定力源误差,采用 M1 等级标准砝码并结合实际重力加速度值进行修正;针对平台水平误差,通过高精度水平仪进行多点调平;针对砝码晃动与钢丝绳摩擦引起的载荷偏差,通过缓降装置、静态采样与润滑滑轮系统进行优化。同时结合拟合方法提升输出与真实载荷的匹配精度。

1.3 动态标定平台设计

动态标定平台总体结构沿用静态标定平台的安装与支撑形式,去除力加载装置以及滑轮组,设计力锤为冲击载荷发生装置,通过短时冲击实现对系统的宽频激励,以激发平台-传感器系统的动态响应特性。理论上,冲击载荷可近似为有限持续时间的脉冲输入,其频域能量分布较宽,能够覆盖系统多个固有频率的响应,从而有利于识别结构在瞬态载荷作用下的受力传递路径与动态特征。

为验证动态加载条件下系统结构的合理性与稳定性,利用有限元分析软件对力锤敲击过程进行模拟,预测不同敲击条件下标定装置与传感器的动态响应特性,为实际标定提供理论指导。动态标定平台三维模型图如图 4 所示。

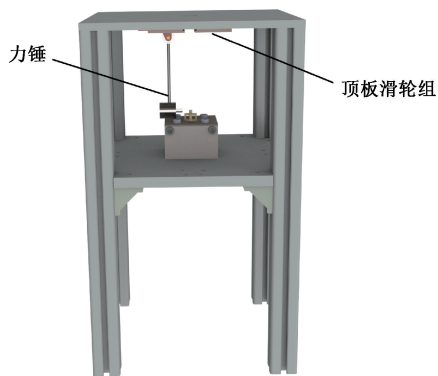


图 4 动态标定平台结构图

Fig. 4 Structural diagram of the dynamic calibration platform

2 标定平台性能验证

2.1 静态性能测试与误差分析

为验证传感器在标定过程中的响应能力,在完成标定平台静态测试后进行了指尖 6 维力传感器的模态实验,评估其结构振动对输出数据稳定性的影响,进一步验证平台性能。

为评估静态标定装置在实际加载条件下的性能,开展了多方向载荷的静态性能测试,分析装置在不同加载通道下的响应稳定性及测量一致性。利用标准砝码在力 (F_x, F_y, F_z) 和力矩 (M_x, M_y, M_z) 方向进行加载,采集标定装置输出响应数据,并从线性度、迟滞误差和重复性 3 个维度进行评估。

对每一组加载工况,分别记录加载与卸载过程的输出数据,3 次测量取平均值作为该工况的最终输出。为减小偶然误差,原始数据经过中值滤波与归一化预处理,并剔除异常值。

为定量评估标定装置在各通道下的输出性能,本文引入 3 项常用的静态性能指标:线性度、迟滞误差与重

复性。

线性度用于评估输入输出之间成线性关系的程度,取实际特性曲线与拟合直线的最大偏差值与输出满量程值之比作为线性度的评价指标,设 ΔL_{max} 为最大非线性绝对误差, Y_{FS} 为输出满量程,线性度表示为:

$$\gamma_L = \pm \frac{\Delta H_{max}}{Y_{FS}} \times 100\%$$

(16)

迟滞误差是加载和卸载过程中同一大小输入信号的输出值之间差异,通常由机械部分存在的摩擦、间隙、松动等引起的能量吸收和消耗而引起。设 ΔH_{max} 为最大输

表 1 标定装置静态性能评估结果

Table 1 Performance of the calibration device

载荷方向	线性度/%	迟滞误差/%	重复性/%	拟合方程
$F_x(F_y)$ 方向	0.11	0.24	0.41	$y = 9.766\ 39x + 0.013\ 35$
F_z 负方向	0.48	0.57	0.35	$y = 9.735\ 05x + 0.051\ 79$
$M_x(M_y)$ 方向	3.2	4.9	0.44	$y = -0.178\ 81x^2 + 5.274\ 29x + 0.073\ 96$
M_z 方向	3.1	4.7	0.64	$y = -0.156\ 91x^2 + 4.989\ 74x - 0.027\ 46$

2.2 动态响应实验

6 维力传感器自身的动态特性也可能影响动态试验过程的稳定性与数据可靠性。为验证传感器在动态加载条件下是否存在显著结构共振或局部失稳现象,本文对传感器关键结构进行了模态实验与仿真分析对比。图 5 为实验现场布置照片。

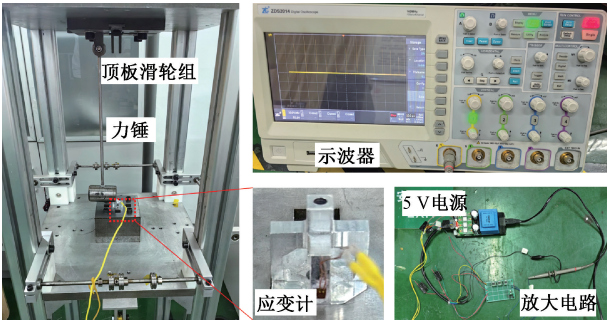


图 5 动态标定方案

Fig.5 Dynamic calibration scheme

本文对传感器的 3 阶模态开展试验,并与有限元仿真结果进行对比分析。分别进行 1、3 阶模态实验,改变应变计贴片位置,重复采样 10 次,对采集的数据进行快速傅里叶变换,提取频率响应特性,1 阶固有频率为 8 810.6 Hz,与仿真值的误差为 1.18%^[17]。3 阶固有频率为 19 287.2 Hz,与仿真值的误差为 2.73%,动态结果分析如图 6 所示。

根据模态实验与仿真分析结果对比可知,传感器结构具有良好的动态稳定性,其 1 阶模态频率远高于实际加载频率上限,结构在工作过程中不易出现共振或动态响应放大现象,可为后续在标定平台上进行高精度标定

出插值,迟滞定误差表示为:

$$\gamma_H = \frac{\Delta H_{max}}{Y_{FS}} \times 100\%$$

(17)

重复性用于评估 3 次加载卸载测试结果是否一致,重复性误差低,表明静态标定装置具有良好的工作稳定性。以 ΔR_{max} 表示最大不重复误差,重复性定义如下:

$$\gamma_R = \pm \frac{\Delta R_{max}}{Y_{FS}} \times 100\%$$

(18)

各维度拟合模型的性能指标及静态特性参数如表 1 所示,为标定装置静态性能的初步评估提供了依据。

试验提供基础保障。

3 标定实验

3.1 静态标定实验

在静态标定过程中,为实现 6 个方向上的力(F_x 、 F_y 、 F_z)及力矩(M_x 、 M_y 、 M_z)的准确加载与测量,标定实验采用滑轮组与标准砝码协同加载的方式,通过调整钢丝绳在滑轮组上的路径位置,控制加载力的方向,采用钢丝绳悬挂标准砝码的方式施加静态加载力,并将推拉力计固定连接至平台结构中,从而获取用于标定装置性能评估的实验数据。

标定实验前将平台调整到最佳状态,校准平台的水平度,调整施力机构位置,每测量一个力或力矩之前,使用激光水平尺检测钢丝绳与标定装置是否对齐以减小误差。图 7 为标定装置各方向的力加载示意图。

使用艾德堡的数显式推拉力计配合标准砝码对静态标定平台进行标定^[19],评估平台在加载过程中的精度等级,并分析可能影响测试结果的误差来源,包括加载位置偏差、重力方向不一致、平台结构形变等。采用若干标准砝码施加载荷,通过钢丝绳作用在十字加载盘上,推拉力计仅标定至 50 N,图 8 为静态标定平台的标定过程,图中黄色直线表示钢丝绳的连接方式。

静态标定实验中,各方向采用统一的加载流程:实验开始前,先将推拉力计置于归零状态,采用逐级加载与卸载的方式施加标准砝码。待砝码稳定悬挂后,记录推拉力计的输出数据,加载范围为 0~5 kg,对应最大施加载荷条件。

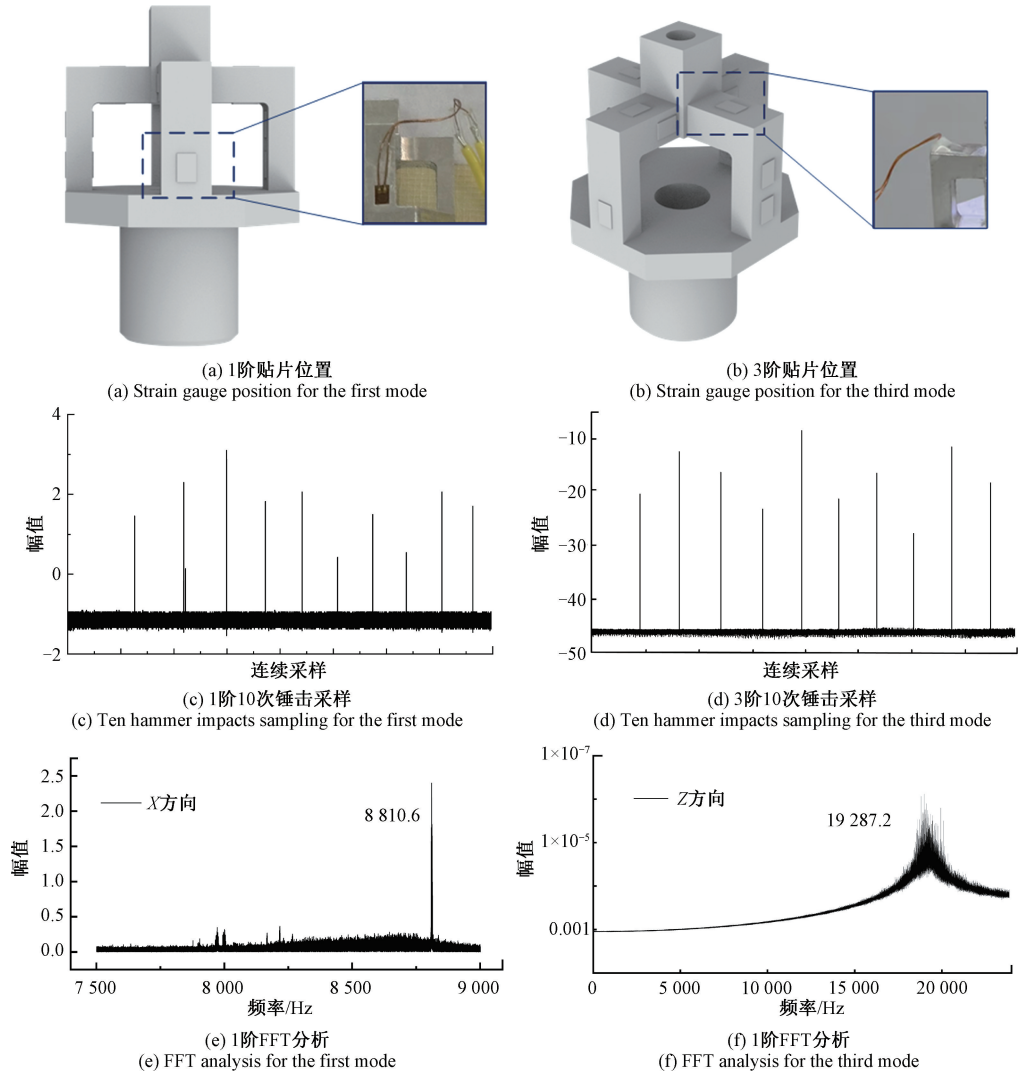


图 6 动态分析
Fig. 6 Dynamic analysis

首先对 F_x 方向的力分量进行标定,从自由状态开始逐级加载砝码,记录对应的推拉力计输出值,施加的力达到最大值再逐级卸载,完成该方向的数据采集。

在砝码加载与卸载过程中,由于钢丝绳存在晃动,从而引起误差,故需重复上述加载-卸载操作 3 次,对多组数据取平均值以降低随机误差。 F_x 和 F_y 方向的加载原理及结构布置完全一致,因此实验过程中仅选取一个方向进行标定,其加载方式如图 8(a) 所示。

F_z 方向正负载荷的加载方式不同。正方向通过钢丝绳连接推拉力计,绕过顶板上滑轮组与在底板固定的定滑轮组上的挂载滑轮进行加载砝码;负方向采用直接加载的方式,将砝码直接放置在十字加载盘上实现力的加载。实验中需测定当地重力加速度,实际测量得到的重力加速度为 $9.798\ 3\ \text{m/s}^2$,以此作为计算依据,加载方式如图 8(b) 所示。

如图 8(c) 所示,同理,仅选择 M_x 和 M_y 中一个方向进行标定,测定两端平行钢丝绳之间的距离为 40 mm,即受力点到中心的距离为 20 mm。

如图 8(d) 所示,进行 M_z 方向力矩标定前,测定两端平行钢丝绳之间的距离为 64 mm,即力臂长度为 32 mm。在标定过程中,通过角码和滑移支架构建加载结构,钢丝绳两端形成力臂并产生力矩。为保证加载过程中钢丝绳处于理想的水平受力状态,在安装完成后,使用水平激光测量仪对其进行调平。

为保证 6 维力传感器静态标定结果的可靠性,对标定装置的计量性能进行评估并给出其测量不确定度。本文标定平台以艾德堡推拉力计作为参考测力装置,其精度指标为 $\pm 0.5\%\text{FS}$,用于提供标定过程中的基准力/力矩输入。基于对标定平台误差来源的分析以及重复加载实验结果,对标定装置的测量不确定度进行综合评估。假

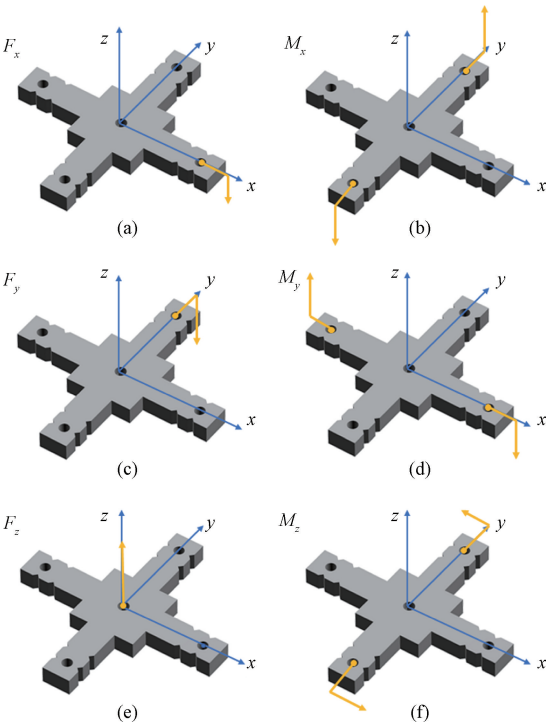


图 7 力加载示意图

Fig. 7 Schematic diagram of force loading

设各不确定度分量相互独立,采用均方根法对推拉计计不确定度与加载重复性不确定度进行合成,并取覆盖因子 $k=2$,得到标定装置在各通道的扩展测量不确定度。结果表明,力通道 ($FS=60\text{ N}$) 标定平台的扩展测量不确定度约为 $(F_x/F_y)\pm0.75\% FS$ 和 $(F_z)\pm0.71\% FS$;力矩通道 ($FS=600\text{ N}\cdot\text{m}$) 的扩展测量不确定度约为 $(M_x/M_y)\pm0.77\% FS$ 和 $(M_z)\pm0.94\% FS$ 。

由于力矩对力臂长度和加载位置偏差高度敏感,加载与装配误差在重复加载过程中被放大,导致力矩重复性误差增加,从而使测量不确定度高于力。

4 拟合方法与标定模型构建

智能算法在传感器标定中展现出良好性能,吴凯枫等^[20]采用改进遗传算法-反向传播神经网络(improved genetic algorithm-backpropagation neural network, GA-BP)神经网络提升压力传感器的校准精度。本文通过加载与卸载数据对比,并结合多种拟合方法建立输出与载荷间的映射关系,为评估其是否满足指尖 6 维力传感器的标定精度提供判断依据。

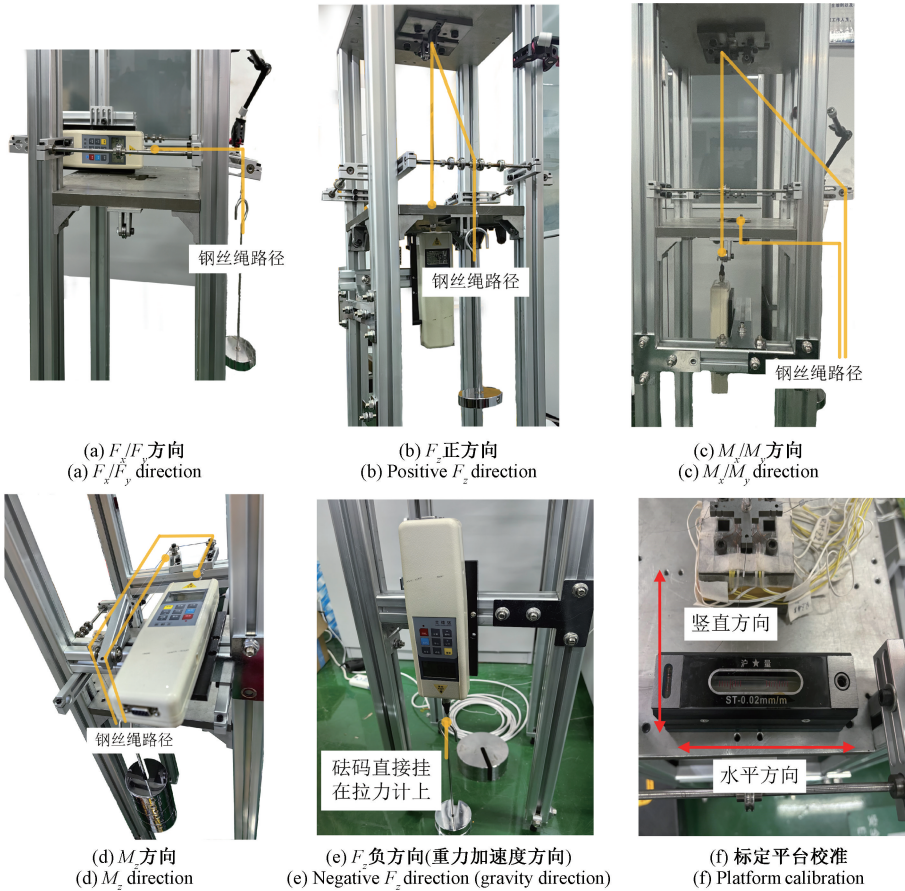


图 8 静态标定实验图

Fig. 8 Static calibration experiment

标定装置的输出特性往往受到结构、耦合误差及环境干扰等因素影响,表现出一定的非线性特征。为了提升标定精度,本文分别采用最小二乘法、粒子群优化的BP神经网络(particle swarm optimization-backpropagation neural network, PSO-BP)与支持向量回归(support vector regression, SVR)方法对标定装置的输出数据进行拟合,并筛选出最优拟合方法。

4.1 最小二乘拟合

最小二乘法通过最小化模型预测值与实际观测值之间残差的平方和,从而实现模型参数最优。

考虑到使用最小二乘法直接求解非线性回归方程较为复杂,本文采用多项式回归方法对各方向加载结果进

行拟合建模。如图9所示, F_x 、 F_y 和 F_z 方向采用一元线性回归模型, M_x 、 M_y 和 M_z 方向则采用二次多项式进行拟合。其中,回归斜率反映其灵敏度,截距反映系统的漂零误差。

最小二乘拟合过程简单、计算效率高,且在线性问题中表现出较高的精度,决定系数(R^2)均接近0.99,均方误差(mean squared error, MSE)和平均绝对误差(mean absolute error, MAE)均较低,整体效果拟合良好。然而在存在非线性特征的拟合中,尽管 R^2 较高,但最大误差相对偏大,说明其在处理非线性映射关系时存在局限。本文将其作为基准方法,用于对比后续非线性拟合模型的精度提升效果。

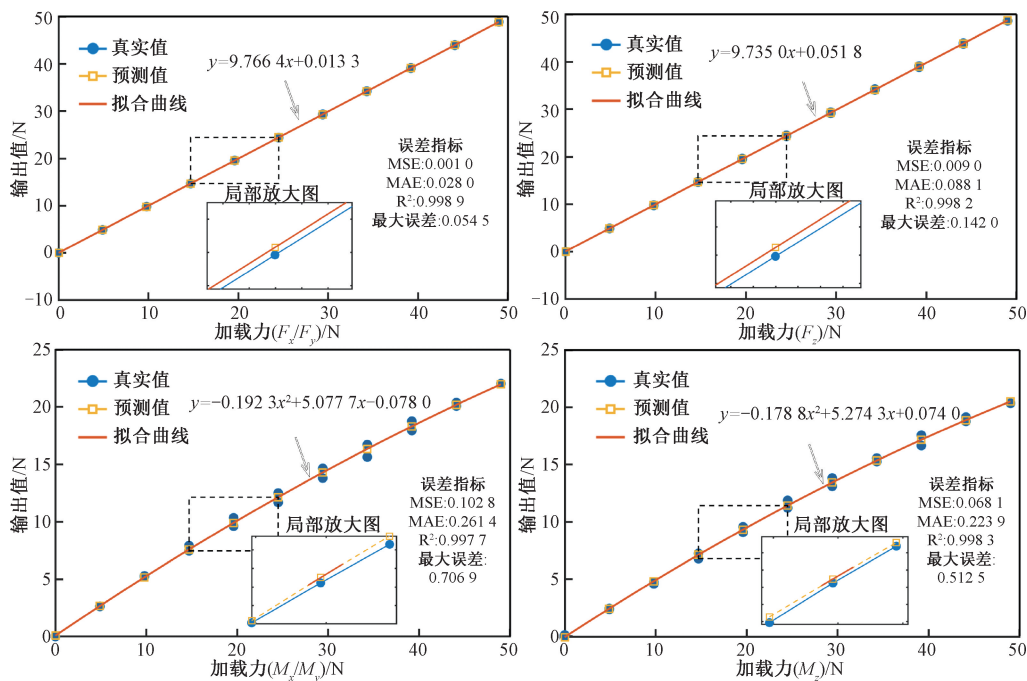


图9 各方向线性拟合曲线

Fig. 9 Linear fitting curves for all directions

通过上述分析可以看出,6个维度的重复性误差较小,说明标定装置在多次加载情况下表现稳定。力方向的线性度和迟滞性都远优于力矩方向, (F_x 、 F_y 、 F_z) 维度的性能指标较好,说明标定装置对力载荷测试中的可靠性较高,使用砝码作为力源确保了加载力的稳定性和可重复性。在扭矩加载方向的线性度和迟滞指标偏高,可能是由于钢丝绳的弹性变形、上下底板之间距离过大以及钢丝绳与多个滑轮之间摩擦力引起的,虽可以通过缩短标定装置中上底板与下底板之间的距离改善力矩方向的线性度和迟滞误差,但为保证标定加载空间,未原始结构尺寸进行测试。

在实际标定过程中,为便于实验操作,未对加载点或者夹具进行严格固定,容易导致在力矩加载过程中产生

偏移或摆动,特别是对称性要求较高、力臂依赖显著的扭矩方向,更容易产生明显的非线性响应并加剧迟滞误差。

4.2 基于 PSO-BP 神经网络拟合

为了提高模型的全局搜索能力并提升拟合精度,本文在标定问题中引入 PSO 算法对 BP 神经网络进行优化。

利用神经网络对标定数据进行处理,如图10所示为 PSO-BP 神经网络的结构框图,网络由3层全连接隐藏层构成,输入层为传感器原始信号,输出层为装置标定后的数据,每层均包括权重 ω 、偏置 b 和激活函数组成的非线性映射单元。

为验证神经网络模型在多通道力学数据建模中的有效性,采用基于粒子群优化的 BP 神经网络对采集的6维

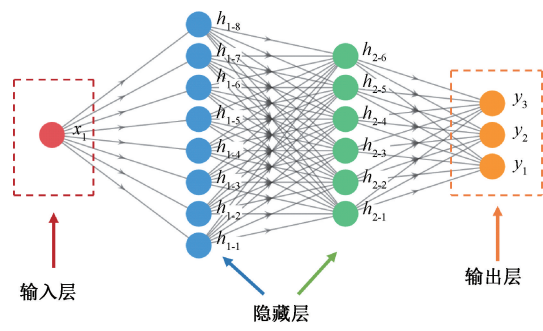


图 10 PSO-BP 神经网络结构框图

Fig. 10 Structure diagram of the PSO-BP neural network

力传感器标定装置的各通道的标定数据进行拟合,结果如图 11 所示。拟合结果显示,PSO-BP 网络能够较好地学习标定装置中输入与输出之间的复杂映射关系,各通道预测值与实际观测值基本重合,尤其在受力方向,拟合曲线与真实输出高度重合,决定系数 R^2 分别达到 0.999 2 (水平方向) 和 0.997 8 (竖直方向),均方误差 (MSE) 和平均绝对误差 (MAE) 均较低,最大误差不超过 0.15 N,说明该模型在处理线性特征数据时表现优异。

从图 11 中可以看出,3 个方向的力输出呈现较为明显线性关系,拟合曲线与真实数据高度重合;而在三维力矩的输出中,拟合曲线呈现出一定的非线性关系,尤其是

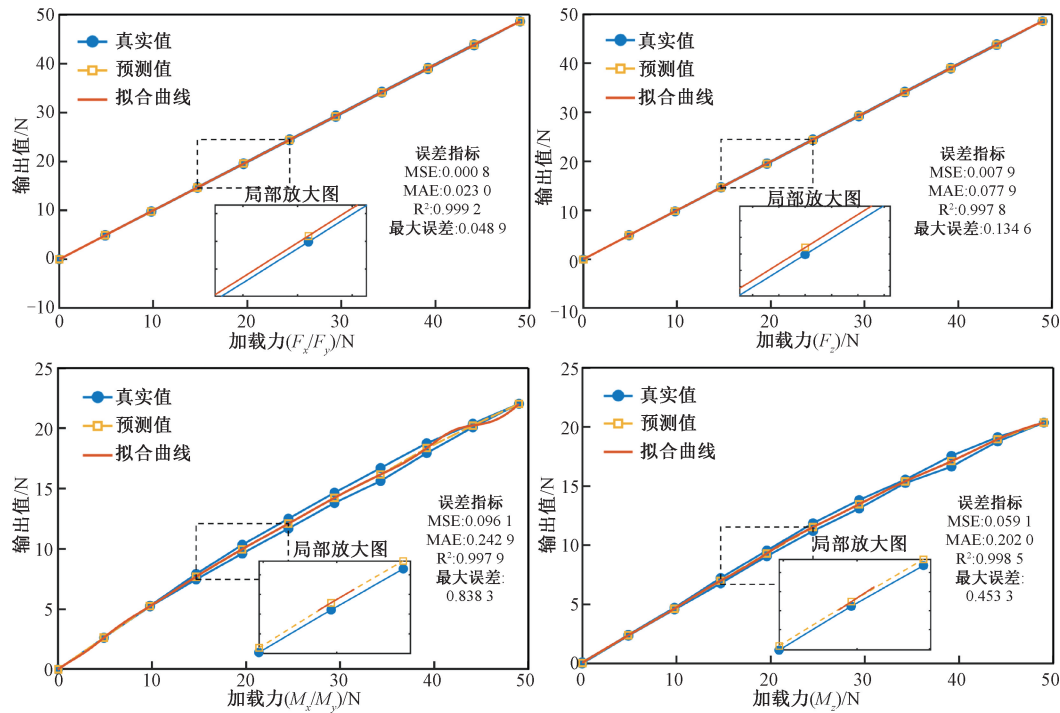


图 11 基于 PSO-BP 神经网络的拟合曲线

Fig. 11 Fitting curves based on PSO-BP neural network

在载荷变化较大的区域,曲线有所弯曲,但整体预测趋势与真实值保持一致,说明模型对非线性特征有良好的拟合能力。

PSO-BP 神经网络在所有通道中均取得了最低的均方误差和平均绝对误差,尤其在受力方向上表现突出。相较于线性拟合方法,PSO-BP 的平均绝对误差降低幅度在 8.20%~17.86%之间,验证了其在非线性拟合问题中的优势和鲁棒性。

4.3 支持向量回归拟合

支持向量机 (support vector machine, SVM) 是一种基于统计学习理论的监督学习方法,最初用于解决二分类问题,随后被扩展至回归分析领域,即支持向量回归。该方法通过引入核函数,将原始输入空间映射到高维特征

空间,在高维空间中构建线性回归模型,从而实现对非线性关系的逼近。

基于前期研究结果,为进一步验证支持向量回归 (SVR) 算法在多方向力/力矩输出拟合中的适用性与准确性,每个方向均通过 3 通道测量数据的平均值进行处理,本文使用线性核函数训练 SVR 模型对 6 个方向的标定数据进行建模与分析。从拟合结果可以看出,所有方向均呈现较好的线性关系,如图 12 所示,其中受力方向的拟合精度较高,其决定系数 (R^2) 接近 0.99,最大误差控制在 2.1 N,表明该方法对线性力输出具有良好拟合精度。而在力矩方向上,模型同样表现出较强的拟合能力,最大误差小于 1.3 N·m,预测值与真实值整体一致,说明所构建的 SVR 模型在多维输出建模中具备较好的

适应性与精度保障。

4.4 拟合结果对比

通过上述 3 种拟合方法对实验数据进行拟合,采用均

方误差 (MSE)、平均绝对误差 (MAE) 以及决定系数 (R^2) 作为评估指标。在相同数据集上分别训练并测试 3 种模型。各方法在不同通道下的拟合性能对比如表 2 所示。

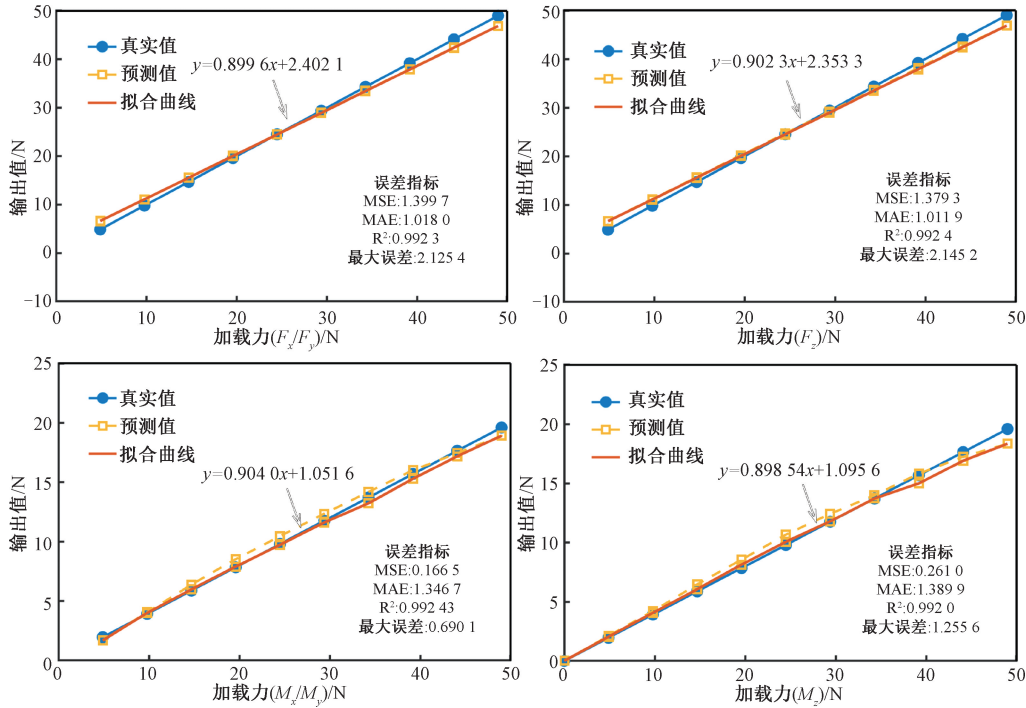


图 12 基于 SVR 的拟合曲线
Fig. 12 Fitting curves based on SVR

表 2 3 种方法的拟合性能对比

Table 2 Comparison of fitting performance of three methods

通道	方法	MSE	MAE	R^2	通道	方法	MSE	MAE	R^2
F_x/F_y	最小二乘法	0.001 0	0.028 0	0.998 9	F_z	最小二乘法	0.009 0	0.088 1	0.998 2
	PSO-BP	0.000 8	0.023 0	0.999 2		PSO-BP	0.007 9	0.077 9	0.997 8
	SVR	1.399 7	1.018 0	0.992 3		SVR	1.379 3	1.011 9	0.992 4
M_x/M_y	最小二乘法	0.102 8	0.261 4	0.997 7	M_z	最小二乘法	0.068 1	0.223 9	0.998 3
	PSO-BP	0.091 6	0.242 9	0.997 9		PSO-BP	0.059 1	0.202 2	0.998 5
	SVR	0.166 5	1.346 7	0.992 4		SVR	0.261 0	1.389 9	0.992 0

结果表明,PSO-BP 神经网络模型在各项指标上均表现最优,以 F_z 方向为例, R^2 接近 0.99,最大误差不超过 0.15 N,拟合精度提升约 1.7%,最大误差降低超过 60%,均显著优于最小二乘法;且 MSE 与 MAE 明显低于线性最小二乘法和 SVR 模型,能够更准确地反映标定装置的输入输出映射关系。PSO-BP 模型在各通道中的 MAE 相较线性拟合均有所降低,幅度在 8.20%~17.86%之间,分别为 F_x/F_y 通道 17.86%、 F_z 通道 11.58%、 M_x/M_y 通道 8.20%、 M_z 通道 15.64%,显著提升了模型的拟合精度与标定可靠性。虽然 PSO-BP 训练过程相对耗时,但其在多维非线性建模和误差控制方面表现出明显优势。6 维力、力矩传感器标定数据通常具有较强的非线性特征

和不同通道之间的耦合关系,尤其在力矩输出中更为明显。传统的最小二乘法由于建模能力受限,在多维复杂数据场景下难以获得较高的预测准确性。基于线性核函数的支持向量回归 (SVR) 模型在整体拟合过程中表现出较好的稳定性,但受限于线性假设,其对强非线性特征的表达能力有限。相比之下,PSO-BP 神经网络通过多层非线性映射结构在一定程度上具备描述复杂输入-输出关系的能力,从而在该类数据条件下获得较好的拟合精度和控制能力。在所采用的数据集和实验条件下,SVR 预测精度和误差控制性能较 PSO-BP 神经网络略有差异。

综上所述,PSO-BP 神经网络在应对具有明显非线性和通道耦合特征的 6 维力、力矩标定数据时,表现出更优

的整体拟合效果和误差控制性能,可作为为标定装置建模与解耦的最优方法。

5 结 论

相较于现有主要基于线性模型或单一非线性方法的6维力标定方法,本文从工程实现上取得了显著进展,通过对标定装置的性能验证和平台计量性能的系统评估,为6维力标定技术的实际应用提供了更加可靠的基础。在标定建模方面,本文通过系统对比了多种代表性建模方法,在统一实验条件和数据集下,客观评估了不同模型的性能。在非线性映射建模中,PSO-BP神经网络展示了其在误差较大或非线性特征明显的通道中的优越性,显著提高了拟合精度和标定可靠性。

随着对标定精度要求的不断提高,如何进一步提升标定装置的稳定性和精度,尤其是在不同温度、湿度等环境条件下的适应性,将是未来研究的重点。此外,还可通过引入更高效的建模方法和优化算法,进一步提升标定装置的智能化与自动化水平。

参考文献

- [1] 孟星佑. 面向机器人灵巧手的多功能人机交互传感系统[D]. 苏州:苏州大学,2022.
MENG X Y. Multi-functional human-machine interaction sensing system for robot dexterous hand [D]. Suzhou: Soochow University, 2022.
- [2] 戴裕强,王鹏,张昌明,等. 基于堆叠学习的六维力传感器解耦方法研究[J]. 仪表技术与传感器,2025(3):20-24.
DAI Y Q, WANG P, ZHANG CH M, et al. Research on six-dimensional force sensor decoupling method based on stacked learning [J]. Instrument Technology and Sensors, 2025 (3): 20-24.
- [3] DAI Y Q, WANG P, HAN J K, YAN ZH P. Design and optimization of elastic structure of miniature six-dimensional force/torque sensor [C]. 2023 IEEE 16th International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI), Harbin, China, 2023: 79-83.
- [4] 陈伟. 基于辐梁式六维力传感器的犁耕负荷测试技术研究[D]. 北京:中国农业科学院,2024.
CHEN W. Research on plowing load testing technology based on a radial beam type six-degree-of-freedom force sensor [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2024.
- [5] 李化. 新型六维力传感器结构优化与静态标定研究[D]. 唐山:华北理工大学,2018.
LI H. Research on structural optimization and static calibration of a new type of six-degree-of-freedom force sensor [D]. Tangshan: North China University of Science and Technology, 2018.
- [6] 许子健. 六维力传感器微弱信号处理与解耦方法研究[D]. 合肥:安徽大学,2023.
XU Z J. Research on weak signal processing and decoupling method of six-dimensional force sensor [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2023.
- [7] 王志军,张小涛,李梦祥. 基于多项式拟合的六维力传感器解耦算法研究[J]. 工程设计学报,2023,30(5): 571-578.
WANG ZH J, ZHANG X T, LI M X. Research on decoupling algorithm of six-dimensional force sensor based on polynomial fitting [J]. Journal of Engineering Design, 2023, 30(5): 571-578.
- [8] 韩康,陈立恒,李行,等. 高灵敏度大量程六维力传感器设计[J]. 仪器仪表学报,2019,40(9):61-69.
HAN K, CHEN L H, LI X, et al. Design of high-sensitivity and large-range six-dimensional force sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 61-69.
- [9] 陈昌俊. 六维力传感器标定技术研究[D]. 杭州:浙江理工大学,2022.
CHEN CH J. Research on calibration technology of six-dimensional force sensor [D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2022.
- [10] 郝喆,于春战,张佳林,等. 基于SSA-GB-ELM的并联式六维加速度传感器非线性解耦[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(10):106-114.
HAO ZH, YU CH ZH, ZHANG J L, et al. Nonlinear decoupling of parallel six-dimensional accelerometer based on SSA-GB-ELM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37 (10): 106-114.
- [11] 陈小丽,张波,李杰,等. 非接触电感式角位移传感器的设计与校准[J]. 仪器仪表学报,2022,43(2): 36-42.
CHEN X L, ZHANG B, LI J, et al. Design and calibration of non-contact inductive angular displacement sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(2): 36-42.
- [12] NITSCHKE J, KUMME R, TUTSCHR. Dynamic characterization of multi-component sensors for force and moment [J]. Journal of Sensors and Sensor Systems, 2018,7(2):577-586.
- [13] 任杰. 动支撑情况下应变式力传感器动态补偿方法与噪声处理问题研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2022.
REN J. Research on dynamic compensation methods and noise processing of strain-gauge force sensor under

dynamic support [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2022.

[14] 付立悦. 多维力传感器的静态性能研究[D]. 南京: 东南大学, 2021.

FU L Y. Research on static and dynamic performance of multi-dimensional force sensors[D]. Nanjing: Southeast University, 2021.

[15] 杨睿. 应变式多维力传感器动态校正中的关键问题研究与动态校正方法改进[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2019.

YANG R. Research on key issues in dynamic calibration of strain-type multi-dimensional force sensors and improve-ment of dynamic calibration methods [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2019.

[16] 张紫嫣, 卢文科, 左锋, 等. 基于分段线性插值法的应变片式扭矩传感器的温度补偿[J]. 电子测量技术, 2022, 45(8): 143-147.

ZHANG Z Y, LU W K, ZUO F, et al. Temperature compensation of strain-gauge torque sensor based on piecewise linear interpolation [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(8): 143-147.

[17] WANG P, DAI Y Q. The design, calibration, and decoupling of a strain-based 6-D force/torque sensor for fingertips[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 1-12.

[18] 王进斌. 工业机器人应变式六维力传感器标定技术研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2021.

WANG J B. Research on calibration technology of strain-gauge six-dimensional force sensor for industrial robots[D]. Chongqing: Chongqing University, 2021.

[19] 王佳瑞. 六维力传感器结构优化设计及其标定解耦研究[D]. 杭州: 浙江科技大学, 2024.

WANG J R. Structural optimization design and

calibration decoupling of six-dimensional force sensor[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Science and Technology, 2024.

[20] 吴凯枫, 张立新, 阚希, 等. 基于改进 GA-BP 神经网络的压力传感器校准方法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(2): 38-44.

WU K F, ZHANG L X, KAN X, et al. Calibration method of pressure sensor based on improved GA-BP neural network [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(2): 38-44.

作者简介



吴佳敏, 2024 年于陕西理工大学获学士学位, 现为陕西理工大学硕士研究生, 主要研究方向为六维力传感器标定方法研究。
E-mail: 15135235214@ 163. com

Wu Jiamin received a B. Sc. degree from Shaanxi University of Technology in 2024, and is currently a M. Sc. student at Shaanxi University of Technology. His research focuses on the calibration methods for six-dimensional force sensors.



王鹏(通信作者), 2017 年毕业于西安交通大学机械工程专业, 获工学博士学位, 现为陕西理工大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为多维力传感器及其应用研究、应变计动态特性测试方法及系统研究。
E-mail: wangpeng1851@ 163. com

Wang Peng (Corresponding author), graduated in 2017 from Xi' an Jiaotong University with a Ph. D. in Mechanical Engineering. He is currently an associate professor and M. Sc. supervisor at Shaanxi University of Technology. His main research focuses on multi-dimensional force sensors and their applications, as well as strain gauge dynamic characteristics testing methods and systems.