

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306669

基于 SSA-GB-ELM 的并联式六维加速度传感器非线性解耦*

郝喆¹ 于春战¹ 张佳林¹ 席攀峰¹ 窦琢仑¹ 孙治博²

(1. 北京林业大学工学院 北京 100083; 2. 北京航空航天大学北航学院 北京 100191)

摘要:六维加速度传感器的高精度测量可有效提高底盘防倾翻控制系统的控制效果,但并联式弹性元件的维间耦合会给传感器带来非线性误差,采用极限学习机算法进行标定解耦可以有效提高传感器的测量精度。但传统极限学习机非线性解耦算法精度较低,使用麻雀搜索算法可以获得极限学习机的最佳初始权值、阈值。同时,将最大类间方差法融入到麻雀算法优化的极限学习机中,可以探索六维加速度传感器固有耦合关系,把传统极限学习机黑箱模型转换为灰箱模型,从而提出一种麻雀搜索优化灰箱极限学习机(sparrow search algorithm-gray box-extreme learning machine, SSA-GB-ELM)的解耦算法。通过实验验证,使用该算法的并联式六维加速度传感器非线性解耦精度显著提高, I 类误差最大为 0.023%, II 类误差最大为 0.046%,解耦时间为 1.095 s,可以高效解决六维加速度传感器非线性耦合问题。

关键词:非线性解耦;六维加速度传感器;极限学习机;麻雀搜索算法;最大类间方差

中图分类号: TP212; TH824 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

Nonlinear decoupling of parallel six dimensional acceleration sensor based on grey box extreme learning machine optimized by sparrow search algorithm

Hao Zhe¹ Yu Chunzhan¹ Zhang Jialin¹ Xi Panfeng¹ Dou Zhuolun¹ Sun Zhibo²

(1. School of Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;

2. Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: The high-precision measurement of the six dimensional acceleration sensor can effectively improve the control effect of the chassis anti-rollover control system, but the inter-dimensional coupling of parallel elastic elements can bring nonlinear errors to the sensor. The use of extreme learning machine algorithm for calibration and decoupling can effectively improve the measurement accuracy of the sensor. However, the traditional extreme learning machine nonlinear decoupling algorithm has low accuracy. The use of the sparrow search algorithm can obtain the optimal initial weights and thresholds of the extreme learning machine. At the same time, the maximum between-class variance method is integrated into the sparrow algorithm optimized extreme learning machine, which can explore the inherent coupling relationship of the six dimensional acceleration sensor. By converting the traditional black-box extreme learning machine model into a gray-box model, a decoupling algorithm for sparrow search optimization gray box extreme learning machine (SSA-GB-ELM) is proposed. Through experimental verification, the nonlinear decoupling accuracy of the parallel six dimensional acceleration sensor using this algorithm is significantly improved, with a maximum error of 0.023% for class I errors and 0.046% for class II errors. The decoupling time is 1.095 seconds, which can effectively solve the nonlinear coupling problem of six dimensional acceleration sensors.

Keywords: nonlinear decoupling; six dimensional acceleration sensor; extreme learning machine; sparrow search algorithm; maximum inter-class variance

0 引言

底盘的防倾翻能力是林业车辆行驶稳定性的重要性能指标之一。六维加速度传感器可以测得底盘姿态信息,反馈给基于 TTR 的防倾翻控制系统,根据地形实时调整车辆底盘姿态来控制车辆在复杂地形下平稳行驶。此外,多维传感器因其测量信息丰富还广泛应用于疾病智能诊断、VR 技术、基于视觉的人机交互和惯性导航等领域^[1-4]。但受弹性元件结构影响,维间耦合效应显著影响传感器测量精度,带有误差的输入信息反馈给控制系统会降低系统控制精度,降低或是消除维间耦合是提高多维传感器测量精度、从而实现高精度控制的关键问题。

针对多维传感器弹性元件维间耦合问题,众多学者^[5-6]对其弹性元件结构解耦进行了深入研究,然而设计能完全解耦的弹性元件结构很困难,且加工和装配等因素会给传感器系统带来非线性误差。因此,基于标定数据的解耦算法成为研究热点。

文献[7-8]使用最小二乘法对多维传感器进行线性解耦,但多阶非线性系统下的非线性耦合误差需要进一步深入研究。支持向量回归(support vector regression, SVR)^[9-10]是多维传感器非线性解耦的有效工具,然而 SVR 的性能取决于核函数参数的选择和优化,算法复杂度较高。神经网络作为一种非线性拟合系统,因其对各类传感器非线性解耦具有高度适配性、可靠性而被广泛使用。文献[11-13]使用 BP 神经网络和径向基神经网络对多维传感器进行了非线性解耦,但这种基于梯度的迭代学习算法普遍迭代次数多、收敛速度较慢,限制了该算法进一步应用。文献[14-16]使用极限学习机(extreme learning machine, ELM)对多维传感器进行解耦,该算法收敛速度较快但其初始权值和阈值随机产生,稳定性较差且易陷入局部最优解。针对 ELM 不足之处,文献[17-18]提出使用群体智能优化算法改进极限学习机,提高 ELM 算法的稳定性和预测精度。改进极限学习机可进行多维传感器较高精度的非线性解耦,然而这些基于神经网络的解耦算法均属于黑箱模型,仅从输入、输出角度出发而未考虑传感器内部原理。将多维传感器固有耦合关系引入解耦网络,可以把传统神经网络算法的黑箱解耦模型转换为新的灰箱解耦模型,从而进一步提高解耦性能^[19]。

综合考虑各类算法特性,提出一种优化极限学习机算法应用于六维加速度传感器的非线性解耦。使用麻雀搜索算法寻找极限学习机最佳初始权值、阈值来提高 ELM 的预测稳定性和精度。同时,融入最大类间方差方法来探索传感器固有耦合特性并引入解耦网络,得到一种高精度的非线性解耦模型。将传感器输出电压与映射耦

合贡献值作为非线性解耦模型输入,可以快速解耦出精确加速度值。各种解耦算法的比较结果表明,这种优化的极限学习机兼顾解耦精度和效率,具有极强非线性解耦能力,可以进行六维加速度传感器高精度实时解耦。

1 六维加速度传感器耦合分析

1.1 六维加速度传感器结构耦合来源

六维加速度传感器弹性元件结构如图 1 所示,是一种基于 Stewart 的并联结构,主要由上平台连接体、双悬臂梁弹性体以及下平台连接体 3 部分组成^[20]。由于并联机构固有特性,当传感器受到不同方向的振动时,各弹性分支杆的形变量之间存在不同程度的耦合影响。

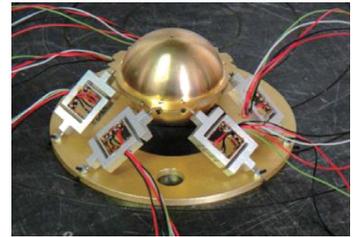


图 1 六维加速度传感器弹性元件结构

Fig. 1 Elastic element structure of six dimensional acceleration sensor

典型并联机构 6-SPS 型结构实际自由度为 6,远小于所有运动副自由度总数 42,这表明机构分支杆与两平台存在相互约束关系,因此该结构受到载荷时各分支杆与两平台间会产生相对运动趋势,分支杆球铰链与平台间存在一定摩擦,使得每个分支杆在承受轴向力的同时也会受到弯扭矩,这就是并联机构的结构耦合。这种结构耦合的表现形式为沿某一方向对六维加速度传感器弹性元件施加振动、加速度等非电物理量信号,如对 x 方向施加一个线加速度载荷矢量,惯性质量块不仅在 x 方向发生移动,还会在 y, z 方向发生移动或转动,测量电路从而会产生相应方向的电信号输出。

1.2 耦合误差评价指标

六维加速度传感器弹性元件并联结构产生的耦合误差可以定义为 I 类、II 类误差两类评价指标^[21]。当只在 x 方向施加载荷时,此时有:

$$e_r = \frac{\alpha_T - \alpha_M}{\alpha_{xfs}} \quad (1)$$

式中: e_r 即为 I 类误差, α_T 为沿 x 方向施加的加速度矩阵, α_M 为最终经过处理得到的实际加速度矩阵, α_{xfs} 为 x 方向加载的满量程矩阵。

若沿单一方向按 x, y, z 3 个方向线加速度、角加速度的顺序进行加载,就可以得到六维加速度传感器的标定

误差矩阵:

$$E_{\pi} = \frac{\alpha_T - \alpha_M}{\alpha_{fs}} = \begin{bmatrix} E_{11} & E_{12} & E_{13} & E_{14} & E_{15} & E_{16} \\ E_{21} & E_{22} & E_{23} & E_{24} & E_{25} & E_{26} \\ E_{31} & E_{32} & E_{33} & E_{34} & E_{35} & E_{36} \\ E_{41} & E_{42} & E_{43} & E_{44} & E_{45} & E_{46} \\ E_{51} & E_{52} & E_{53} & E_{54} & E_{55} & E_{56} \\ E_{61} & E_{62} & E_{63} & E_{64} & E_{65} & E_{66} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中:矩阵对角线元素表示 I 类误差,其余非对角线即为 II 类误差。

2 优化的极限学习机算法

2.1 极限学习机

极限学习机是由 Huang 等^[22]提出的一种基于前馈神经网络构建的机器学习算法。它的输入层、隐含层和输出层均为一层,输入层和输出层的初始权值 ω 、阈值 b 随机产生,训练速度极快,有较强的非线性映射能力。

在使用极限学习机进行六维加速度传感器非线性解耦时,其结构如图 2 所示。六维加速度传感器六通道输出电压 $[U_1 \ U_2 \ U_3 \ U_4 \ U_5 \ U_6]$ 即为神经网络输入,传感器三向线加速度、角加速度 $[\alpha_x \ \alpha_y \ \alpha_z \ \varepsilon_x \ \varepsilon_y \ \varepsilon_z]$ 即为神经网络输出。

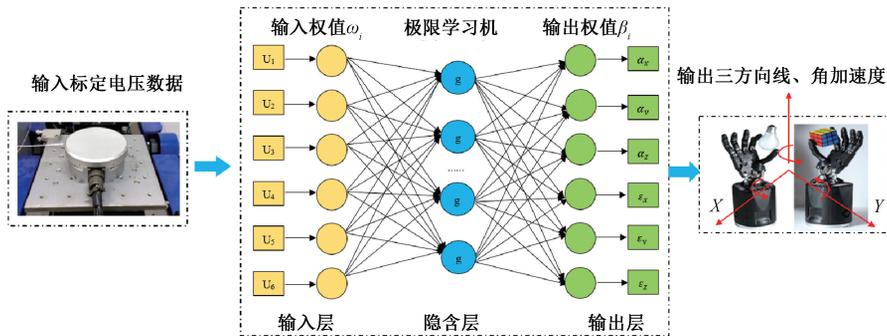


图 2 极限学习机结构

Fig. 2 Structure of extreme learning machine

通过设定解耦输出值与标定理论值的均方根误差 RMSE 作为适应度函数来拟合精确解耦输出, RMSE 越小表示解耦精度越高。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\gamma_i - \alpha_i)^2}{N}} \quad (3)$$

式中: γ 指标定理论值, α 表示解耦输出值。

2.2 麻雀算法优化的极限学习机

1) 麻雀搜索算法

为提高 ELM 算法的解耦效果,可使用麻雀算法优化极限学习机。麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA) 是一种模仿自然界麻雀觅食行为的优化算法。该算法是通过寻找觅食区域的发现者、争夺更好食物的加入者以及警戒危险区域的警戒者——三者的位置更新寻找最佳适应区域。经典极限学习机的初始权值 ω 、阈值 b 随机产生,稳定性较差且易陷入局部最优解。可利用麻雀搜索算法获得极限学习机最佳初始权值和阈值^[23],拟合出更准确网络输出。

2) 麻雀优化极限学习机解耦算法

使用麻雀算法优化极限学习机进行解耦时,首先需

要划分标定数据为训练集、测试集,然后设置 ELM 网络参数并初始化 SSA 种群,通过 SSA 种群内发现者、加入者以及警戒者的位置更新寻找适应度值最小个体对应的最佳初始权值、阈值。将测试集数据输入到具有最佳初始权值、阈值和训练好输出权值的网络,输出解耦后的加速度值。算法解耦实现流程如图 3 所示。

2.3 融合最大类间方差方法的优化极限学习机

1) 最大类间方差法

最大类间方差法是一种使用阈值分类数据的方法。融入该方法的优化 ELM 算法划分六维加速度传感器的高、低耦合效应并将传感器输出电压与映射耦合贡献值作为网络输入来增强数据处理,从而把传统 ELM 黑箱模型转化为灰箱模型,提高解耦性能。

2) 最大类间方差法优化极限学习机算法

利用最大类间方差法可以将六维加速度传感器标定得到的六通道输出电压 $u_i = [u_1 \ u_2 \ u_3 \ u_4 \ u_5 \ u_6]$ 分为高耦合效应和低耦合效应两类。

$$C_i = (u_i - \mu)^2, i = 1, \dots, 6 \quad (4)$$

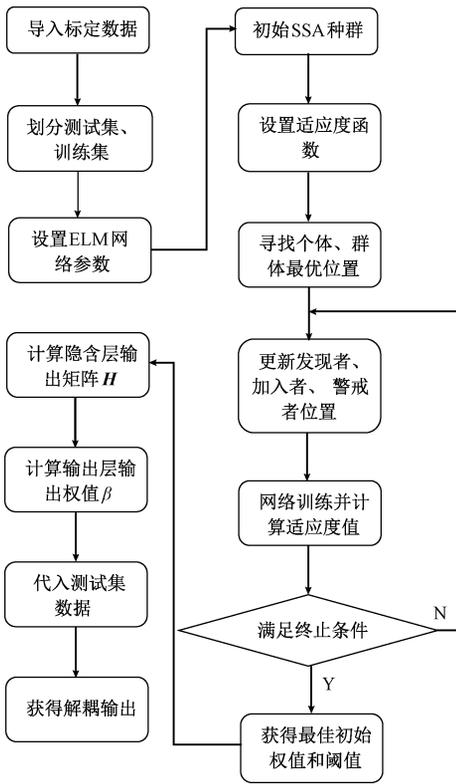


图 3 SSA-ELM 算法解耦流程

Fig. 3 Decoupling process of SSA-ELM algorithm

式中: C_i 表示第 i 分量的耦合贡献值, 并且:

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^N u_i}{N}, N = 6 \quad (5)$$

则传感器耦合效应可表示为 $C_i = [C_1 \ C_2 \ C_3 \ C_4 \ C_5 \ C_6]$ 。求解最大类间方差, 以阈值 T 将传感器分为高、低耦合效应 CL1、CL2。最大类间方差可表示为:

$$G = \omega_1(m_1 - m)^2 + \omega_2(m_2 - m)^2 \quad (6)$$

式中: ω_1 和 ω_2 分别表示 CL1、CL2 的耦合贡献率。 m_1 和 m_2 分别为 CL1 和 CL2 的贡献平均值, m 为总体平均值。

$$\omega_1 = \frac{N_1}{N}, \omega_2 = \frac{N_2}{N} \quad (7)$$

$$N = N_1 + N_2 \quad (8)$$

$$m_1 = \frac{\sum_{i=1}^{N_1} C_i}{N_1}, m_2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_2} C_i}{N_2} \quad (9)$$

$$m = \omega_1 \times m_1 + \omega_2 \times m_2 \quad (10)$$

$$\begin{cases} C_i \in CL1, C_i < t \\ C_i \in CL2, \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中: t 表示分类耦合效应的初始阈值, N_1 和 N_2 分别表示小于和大于 t 的耦合贡献数, G 最大时, 取 $T=t$ 。

使用稀疏二进制数据可以解决大量计算和过拟合问题^[24]。用阈值 T 分类出的稀疏二进制电压耦合贡献指标为:

$$c_i^* = \begin{cases} 0, & C_i < T \\ 1, & C_i > T, i = 1, \dots, 6 \end{cases} \quad (12)$$

融入最大类间方差法的新网络结构如图 4 所示, 传感器六通道电压在并行电压层使用阈值分类出稀疏二进制电压耦合贡献值, 将得到的耦合贡献值与传感器六通道电压作为神经网络并行输入进行解耦, 即 $U_i^* = [u_{1i} \ u_{2i} \ u_{3i} \ u_{4i} \ u_{5i} \ u_{6i} \ c_{1i}^* \ c_{2i}^* \ c_{3i}^* \ c_{4i}^* \ c_{5i}^* \ c_{6i}^*]$, 则神经网络解耦输出为:

$$\begin{cases} \alpha_{xi} = \sum_{j=1}^L \beta_j g(U_{1i}^* \omega_j + b_j) \\ \alpha_{yi} = \sum_{j=1}^L \beta_j g(U_{2i}^* \omega_j + b_j) \\ \alpha_{zi} = \sum_{j=1}^L \beta_j g(U_{3i}^* \omega_j + b_j) \\ \varepsilon_{xi} = \sum_{j=1}^L \beta_j g(U_{4i}^* \omega_j + b_j) \\ \varepsilon_{yi} = \sum_{j=1}^L \beta_j g(U_{5i}^* \omega_j + b_j) \\ \varepsilon_{zi} = \sum_{j=1}^L \beta_j g(U_{6i}^* \omega_j + b_j) \end{cases} \quad (13)$$

式中: L 为隐含层节点数, $i = 1, \dots, n, n$ 为标定实验样本数。

$$U_i^* = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{1i} & \dots & u_{1n} \\ u_{21} & u_{2i} & \dots & u_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{61} & u_{6i} & \dots & u_{6n} \\ c_{11}^* & c_{1i}^* & \dots & c_{1n}^* \\ c_{21}^* & c_{2i}^* & \dots & c_{2n}^* \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{61}^* & c_{6i}^* & \dots & c_{6n}^* \end{bmatrix} \quad \text{表示网络解耦输入矩阵;}$$

$$\alpha_i = \begin{bmatrix} \alpha_{x1} & \alpha_{x2} & \dots & \alpha_{xn} \\ \alpha_{y1} & \alpha_{y2} & \dots & \alpha_{yn} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varepsilon_{z1} & \varepsilon_{z2} & \dots & \varepsilon_{zn} \end{bmatrix} \quad \text{表示网络解耦输出矩阵。}$$

3 六维加速度传感器非线性解耦

3.1 标定实验

六维加速度传感器在进行解耦前需要进行标定实验获取六通道电压数据。传感器标定系统主要由可以施加三方向线、角加速度载荷的标定平台、检测模拟信号的多

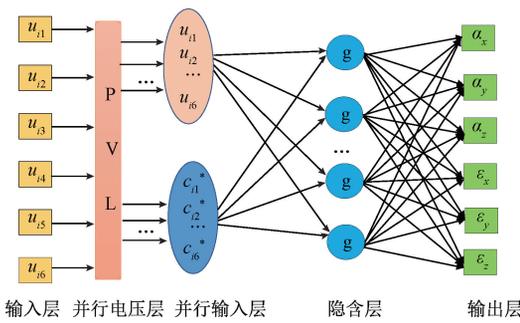


图 4 融入最大类间方差的网络结构

Fig. 4 Network structure incorporating maximum between-class variance

通道动态应变仪、将模拟信号转换为数字信号的采集仪以及数据处理的计算机组成。为了标定的精准与可靠性,在中国计量科学研究院进行了传感器的标定实验,整个标定系统如图 5 所示。



图 5 六维加速度传感器标定系统

Fig. 5 Calibration system for six dimensional acceleration sensors

标定实验的流程如图 6 所示,具体步骤如下:

- 1) 启动并连接系统各组成部分,实验前预热 30 min,观察标定系统初始示值并清零;
- 2) 在量程范围内将各向加速度等间距分为 10 个加载点;
- 3) 依次改变载荷,加载 3 个方向的线加速度、角加速度,并记录电压值;

4) 检查各方向实验数据是否存在异常,若无异常关闭标定系统。

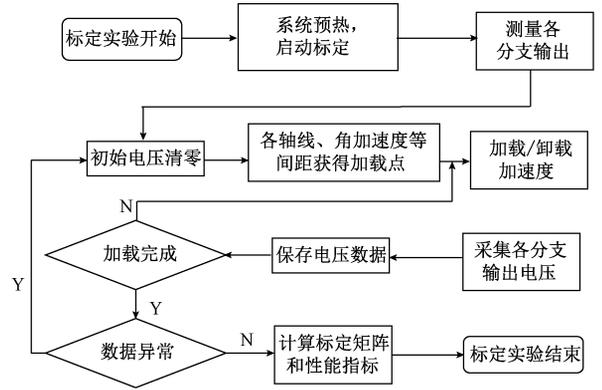


图 6 传感器标定实验流程

Fig. 6 Sensor calibration experiment process

3.2 解耦算法

将最大类间方差法融入麻雀搜索算法优化的极限学习机进行六维加速度传感器非线性解耦,得到一种新解耦算法,即 SSA-GB-ELM 算法,该算法解耦流程如图 7 所示。

解耦步骤如下:

- 1) 将传感器标定得到的 300 组电压数据按 9 : 1 比例分为训练集、测试集;
- 2) 使用最大类间方差法处理标定电压数据,并将二进制耦合贡献值与六通道电压值一起作为神经网络输入进行训练、测试;
- 3) 设置算法网络参数及适应度函数,隐含层激活函数为 sigmoid 函数,SSA 迭代次数和种群数量均设为 10,其中预警值设为 0.6,发现者和加入者比例分别为 0.7、0.3,警戒者比例为 0.2;
- 4) 将麻雀算法寻优的最佳初始权值、阈值和训练好的输出权值 β 作为测试集网络参数,输入测试集数据,输出解耦后的加速度值。

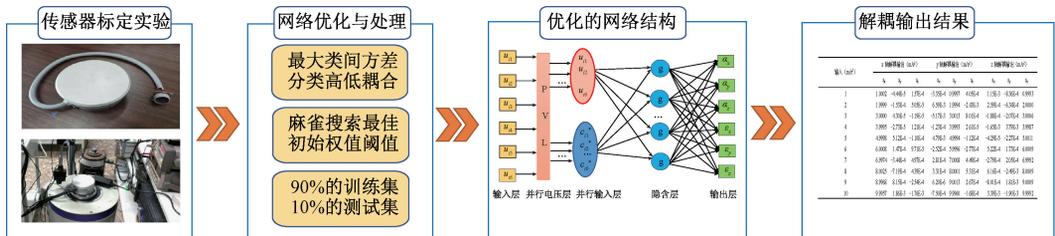


图 7 SSA-GB-ELM 算法解耦流程

Fig. 7 Decoupling Process of SSA-GB-ELM Algorithm

3.3 解耦影响分析

通过多次解耦分析发现,改变隐含层神经元数目对

最终解耦结果有显著影响。图 8 显示了随着隐含层数目增加均方根误差逐渐减少,解耦精度逐渐提高。图 9 显

示了随着隐含层数目增加训练时间也逐渐增加。由于算法计算时间长短代表了解耦效率,解耦效率影响着传感器实时性,必须满足解耦精度的同时保证解耦效率,因此需要探究神经网络最佳隐含层神经元数目。经过进行交叉实验验证,得到隐含层神经元数目与解耦精度、解耦时间的关系如表 1 所示。由表 1 可知,当隐含层神经元数目为 70 时,解耦时间为 1.095 s,均方根误差达到最小,解耦时间较短。综合考虑神经网络解耦精度和解耦时间等性能,选取隐含层神经元数目为 70,此时解耦效果最佳。

表 1 不同隐含层神经元数目的解耦时间与 RMSE

Table 1 Decoupling time and RMSE of the number of neurons in different hidden layers

隐含层神经元数目	解耦时间/s	均方根误差 (RMSE)
25	0.824	$6.752e^{-4}$
30	0.856	$2.341e^{-4}$
35	0.875	$1.569e^{-4}$
40	0.927	$1.264e^{-4}$
45	0.928	$9.308e^{-5}$
50	0.993	$9.397e^{-5}$
55	0.936	$8.580e^{-5}$
60	1.023	$8.714e^{-5}$
65	1.074	$6.989e^{-5}$
70	1.095	$5.725e^{-5}$
75	1.112	$8.818e^{-5}$
80	1.169	$7.024e^{-5}$
85	1.163	$6.914e^{-5}$
90	1.252	$7.098e^{-5}$
95	1.291	$6.291e^{-5}$
100	1.327	$6.217e^{-5}$

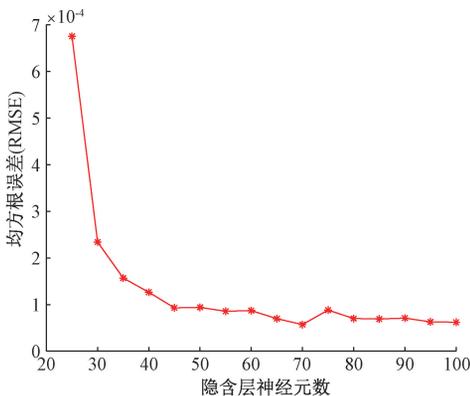


图 8 均方根误差与隐含层神经元数的关系

Fig. 8 Relationship between root mean square error and the number of hidden layer neurons

3.4 解耦结果

限于篇幅,只对 x, y, z 3 个方向线加速度的标定实验数据进行解耦研究。根据传感器使用领域和结构尺寸要求以及材料安全系数,计算取传感器线加速度的最大量

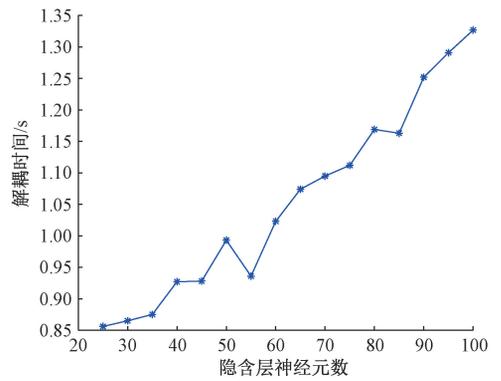


图 9 解耦时间与隐含层神经元数的关系

Fig. 9 Relationship between decoupling time and the number of hidden layer neurons

程为 1 g。对传感器在 x, y, z 3 个方向 1 g 范围内等间距分 10 个加载点,每个加载点施加 10 次线加速度信号,将标定数据应用 SSA-GB-ELM 算法进行训练、测试。测试集得到的 30 组各方向拟合结果以及各方向对另外两方向耦合影响结果如表 2 所示。可以看出解耦的各方向加速度值和标定值几乎一致,且对另外两个方向耦合影响极小,解耦效果显著。

为了验证 SSA-GB-ELM 算法的解耦效果优势,分别用 BP、ELM、SSA-ELM 以及 SSA-GB-ELM 算法进行了解耦并计算、对比了解耦时间、均方根误差、I 类误差、II 类误差等,如表 3 所示。BP 算法由于迭代次数多、收敛速度较慢的特点,解耦时间较长为 1.823 s,而 ELM 算法网络结构简单、权值、阈值随机产生,解耦时间仅为 0.872 s,这表明极限学习机 ELM 相比于 BP 神经网络有更快收敛速度,解耦时间有明显优势,但解耦精度较低。随着对 ELM 算法的优化,SSA-ELM、SSA-GB-ELM 的解耦时间变为 0.969、1.095 s,解耦效率与优化前的 ELM 相差不多,但解耦精度有明显提升。

解耦后计算出的 I 类、II 类误差能够有效说明各算法的解耦精度。观察各算法的最大 I 类、II 类误差可知,基于 BP 算法的最大 I 类、II 类误差为 0.034%、0.567%,这种基于梯度的迭代学习拟合精度较强,但降低 II 类耦合误差的效果不佳。基于 ELM 算法的最大 I 类、II 类误差为 0.138%、0.186%,由于算法权值、阈值的随机性导致解耦精度较低。SSA-ELM 算法解决了 ELM 算法权值、阈值的随机性,此时最大 I 类、II 类误差为 0.062%、0.074%,解耦精度明显提升。而 SSA-GB-ELM 算法在解决了 ELM 算法权值、阈值随机性的同时,探索了传感器固有耦合特性,最大 I 类、II 类误差降为 0.023%、0.046%,解耦精度再次得到显著提升。

对比几种算法解耦后的 I、II 类误差以及解耦时间,SSA-GB-ELM 解耦后的 I、II 类误差均为最小, x, y, z 3 个

方向线加速度 I 类误差为 0.023%、0.023%、0.022%、II 类最大误差为在 y 方向加载时对 x 方向产生的耦合误差,仅为 0.074%,解耦时间较短,仅为 1.095 s。相比于其他几种算法,SSA-GB-ELM 保留了极限学习机解耦时

间短的优势且解耦精度提升显著。综上所述,本文算法解耦效果优势显著,能够高效提升六维加速度传感器的测量精度。此外,作为一种优化神经网络算法具有较好通用性,可以扩展到其他多维传感器非线性解耦过程。

表 2 测试集解耦输出结果

Table 2 Decoupling output results of test set

输入/($m \cdot s^{-2}$)	x 轴解耦输出/($m \cdot s^{-2}$)			y 轴解耦输出/($m \cdot s^{-2}$)			z 轴解耦输出/($m \cdot s^{-2}$)		
	a_x	a_y	a_z	a_x	a_y	a_z	a_x	a_y	a_z
1	1.000 2	-4.44×10^{-5}	1.57×10^{-4}	-3.35×10^{-4}	0.999 7	4.05×10^{-4}	1.15×10^{-3}	-8.36×10^{-4}	0.999 3
2	1.999 9	-1.53×10^{-4}	5.05×10^{-5}	6.59×10^{-3}	1.999 4	-2.43×10^{-3}	2.59×10^{-4}	-6.34×10^{-4}	2.000 0
3	3.000 0	4.30×10^{-5}	-1.19×10^{-5}	-5.17×10^{-3}	3.001 3	8.01×10^{-4}	-1.88×10^{-4}	-2.07×10^{-4}	3.000 6
4	3.999 5	-2.73×10^{-5}	1.21×10^{-4}	-1.23×10^{-4}	3.999 3	2.61×10^{-5}	-1.65×10^{-3}	3.79×10^{-3}	3.998 7
5	4.999 8	5.12×10^{-4}	-1.10×10^{-4}	4.79×10^{-3}	4.999 4	-1.12×10^{-4}	-4.29×10^{-5}	-2.27×10^{-4}	5.001 1
6	6.000 8	1.47×10^{-4}	9.71×10^{-5}	-2.52×10^{-4}	5.999 6	-2.77×10^{-4}	5.22×10^{-4}	1.73×10^{-4}	6.000 9
7	6.997 4	-3.44×10^{-4}	4.97×10^{-4}	2.81×10^{-4}	7.000 8	4.49×10^{-4}	-2.79×10^{-4}	2.05×10^{-4}	6.999 2
8	8.002 5	-7.19×10^{-4}	4.39×10^{-4}	3.31×10^{-4}	8.000 1	5.31×10^{-4}	6.16×10^{-4}	-2.49×10^{-3}	8.000 9
9	8.996 8	8.15×10^{-4}	-2.54×10^{-4}	6.20×10^{-6}	9.001 3	2.67×10^{-4}	-8.01×10^{-4}	1.81×10^{-3}	9.000 9
10	9.995 7	1.86×10^{-3}	-1.76×10^{-3}	-7.50×10^{-4}	9.996 0	-1.68×10^{-4}	3.39×10^{-3}	-1.90×10^{-3}	9.999 2

表 3 解耦算法的结果比较

Table 3 Comparison of decoupling algorithm results

解耦算法	解耦时间/ s	均方根误差(RMSE)	平均误差/%			I 类误差/%			II 类误差/%	
			a_x	a_y	a_z	a_x	a_y	a_z	MAX	
BP	1.823	$1.013e^{-3}$	a_x	0.020	0.392	0.413	0.020	0.015	0.034	$0.567(a_z - a_y)$
			a_y	0.175	0.015	0.016				
			a_z	0.301	0.567	0.034				
ELM	0.872	$3.233e^{-4}$	a_x	0.086	0.033	0.101	0.086	0.114	0.138	$0.186(a_y - a_z)$
			a_y	0.075	0.114	0.186				
			a_z	0.047	0.048	0.138				
SSA-ELM	0.969	$1.302e^{-4}$	a_x	0.026	0.021	0.039	0.026	0.062	0.050	$0.074(a_y - a_z)$
			a_y	0.051	0.062	0.074				
			a_z	0.031	0.042	0.050				
SSA-GB-ELM	1.095	$5.725e^{-5}$	a_x	0.023	0.011	0.003	0.023	0.023	0.022	$0.046(a_y - a_x)$
			a_y	0.046	0.023	0.006				
			a_z	0.021	0.019	0.022				

4 结 论

本文提出一种融入最大类间方差法的麻雀搜索算法优化极限学习机的非线性解耦算法,建立了 SSA-GB-ELM 神经网络解耦模型,并对六维加速度传感器进行了非线性解耦。由解耦结果可知,该算法在保留了 ELM 极限学习机收敛速度快、解耦效率高等优点的同时,I、II 类误差显著降低,显著提高了解耦精度。综上,SSA-GB-ELM 作为一种优化后的极限学习机算法,可以进行六维加速度传感器高效、高精度实时非线性解耦,为六维加速度传感器进一步的高精度测量应用奠定理论基础。

参考文献

[1] LIU T, GOU G, GAO F, et al. Multichannel flexible pulse perception array for intelligent disease diagnosis system[J]. ACS Nano, 2023; 1-36.

[2] HU J, QIU Y, WANG X, et al. Flexible six-dimensional force sensor inspired by the tenon-and-mortise structure of ancient Chinese architecture for orthodontics [J]. Nano Energy, 2022, 96: 107073.

[3] HUA G, WANG F, ZHANG J. Study on impact test system of manipulator based on six axis force sensor and intelligent controller [J]. Journal of Sensors, 2022, 2022.

- [4] WANG J, LIU X, LIU F, et al. The great wall vibration monitoring of traffic and natural hazards using MEMS accelerometers[J]. *Sensors*, 2023, 23(4): 2179.
- [5] LV Z, SONG Z, RUAN D, et al. Flexible capacitive three-dimensional force sensor for hand motion capture and handwriting recognition [J]. *Functional Materials Letters*, 2022, 15(6): 2250026.
- [6] 蒲明辉,冯向楠,罗国树,等. 基于结构解耦的新型电容式力矩传感器设计[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(2):10-17.
PU M H, FENG X N, LUO G SH, et al. Design of a new capacitive torque sensor based on structural decoupling [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(2): 10-17.
- [7] 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-axis force sensor [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2022.
- [8] 姚斌,张建勋,代煜,等. 用于微创外科手术机器人的多维力传感器解耦方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(1):147-153.
YAO B, ZHANG J X, DAI Y, et al. Research on decoupling method of multi-dimensional force sensor for minimally invasive surgical robot [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(1): 147-153.
- [9] 赵文祥,邱先群,刘国海,等. 基于支持向量机广义逆的直线永磁游标电机内模解耦控制[J]. *控制与决策*, 2016, 31(8):1419-1423.
ZHAO W X, QIU X Q, LIU G H, et al. Internal model decoupling control of linear permanent magnet vernier motor based on support vector machine generalized inverse [J] *Control and Decision*, 2016, 31(8): 1419-1423.
- [10] ZHAO W, LI Z, ZHANG H, et al. A decoupled calibration method based on the multi-output support vector regression algorithm for three-dimensional electric-field sensors[J]. *Sensors*, 2021, 21(24): 8196.
- [11] 钱牧云,齐瑜,魏新园. 基于神经网络的光纤布拉格光栅触觉信号解耦研究[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 41(8):44-51.
QIAN M Y, QI Y, WEI X Y. Study on decoupling of fiber Bragg grating tactile signal based on neural network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 41(8): 44-51.
- [12] 李文杰,孙晓,李西宸,等. 基于聚苯胺/聚乙烯醇水凝胶的柔性传感器信号解耦算法研究[J]. *湖南工业大学学报*, 2022, 36(3):30-35.
LI W J, SUN X, LI X CH, et al. Research on signal decoupling algorithm of flexible sensor based on polyaniline/polyvinyl alcohol hydrogel [J]. *Journal of Hunan University of Technology* 2022, 36(3): 30-35.
- [13] LI T, ZHENG H, PAN A, et al. BP method with rectified linear unit-based nonlinear decoupling for 3-axis FBG force sensor [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 21(3): 2972-2979.
- [14] LIANG Q K, WU W N, COPPOLA G, et al. Calibration and decoupling of multi-axis robotic Force/Moment sensors [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2018, 49:301-308.
- [15] 徐家琪,伍万能,孙炜,等. 优化极限学习机算法及其在力信息解耦中的应用[J]. *传感技术学报*, 2019, 32(10):1487-1492.
XU J Q, WU W N, SUN W, et al. Optimal limit learning machine algorithm and its application in force information decoupling [J]. *Journal of Sensing Technology*, 2019, 32(10): 1487-1492.
- [16] 张雨甜,李斐然,田汉,等. 无人车辆底盘集成动力学系统解耦控制研究[J]. *汽车工程*, 2021, 43(11):1673-1709.
ZHANG Y T, LI F R, TIAN H, et al. Research on decoupling control of integrated dynamics system of unmanned vehicle chassis [J]. *Automotive Engineering*, 2021, 43(11):1673-1709.
- [17] 马飞燕,李向新. 基于改进麻雀搜索算法? 核极限学习机耦合算法的滑坡位移预测模型[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(5):1786-1793.
MA F Y, LI X X. Landslide displacement prediction model based on improved sparrow search algorithm and kernel limit learning machine coupling algorithm [J]. *Science and Technology and Engineering*, 2022, 22(5): 1786-1793.
- [18] 丁阳征,贾建芳. 改进 PSO 优化 ELM 预测锂离子电池剩余寿命[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(2):72-78.
DING Y ZH, JIA J F. Improving PSO and optimizing ELM to predict the remaining life of lithium ion batteries [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(2): 72-78.
- [19] LIANG Q K, LONG J Y, COPPOLA G, et al. Novel decoupling algorithm based on parallel voltage extreme learning machine (PV-ELM) for six-axis F/M sensors[J]. *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, 2019(57):303-314.

- [20] 孙治博,刘晋浩,于春战.一种六维加速度传感器测量属性分析[J].仪器仪表学报,2016,37(2):467-473.
SUN ZH B, LIU J H, YU CH ZH. Measurement attribute analysis of a six-dimensional acceleration sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37 (2): 467-473.
- [21] 钱朋安.六轴加速度传感器静、动态特性若干问题的研究[D].合肥:中国科学技术大学,2005.
QIAN P AN. Research on some problems of static and dynamic characteristics of six-axis acceleration sensor [D]. Hefei: Doctoral Dissertation of China University of Science and Technology, 2005.
- [22] HUANG G B. Learning capability and storage capacity of two-hidden-layer feed forward networks [J]. IEEE Trans on Neural Netw, 2003, 14 (2) :274-281.
- [23] 孙世政,于竞童,韩宇,等.基于 SSA-ELM 的双层十字梁结构光纤布拉格光栅传感器三维力解耦[J].光学精密工程,2022,30(3):274-285.
SUN SH ZH, YU J T, HAN Y, et al. Three-dimensional force decoupling of double-cross beam fiber Bragg grating sensor based on SSA-ELM [J]. Optical Precision Engineering, 2022, 30 (3) : 274-285.
- [24] FAN C X, TIAN L, MING Y, et al. Sparse projections matrix binary descriptors for face recognition [J]. Neurocomputing, 2018, 297:8-21.

作者简介



郝喆, 2021 年于北京林业大学获得学士学位,现为北京林业大学硕士研究生,主要研究方向为并联式六维加速度传感器。

E-mail: 1196611832@qq.com

Hao Zhe received his B. Sc. degree from Beijing Forestry University in 2021. Now he is a M. Sc. candidate at Beijing Forestry University. His main research interest includes parallel six dimensional acceleration sensor.



于春战(通信作者),1997 年于山东工程学院获得学士学位,2005 年于燕山大学获得硕士学位,2013 年于北京邮电大学获得博士学位,现为北京林业大学副教授,主要研究方向为多维传感器、林草智能机器人、林业车辆稳定性检测和失稳预警及防沙固沙装备。

E-mail: yczvicky@bjfu.edu.cn

Yu Chunzhan(Corresponding author) received his B. Sc. degree from Shandong University of Technology in 1997, M. Sc. degree from Yanshan University in 2005, and Ph. D. degree from Beijing University of Posts and Telecommunications in 2013. Now he is an associate professor in Beijing Forestry University. His main research interests include multi-dimensional sensors, intelligent robots for forestry and grassland, stability detection and instability warning for forestry vehicles, sand prevention and sand fixing equipment.