文章编号 1004-924X(2022)03-0274-12

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

孙世政[1*],于竞童[1],韩 宇[1],廖 超[1],党晓圆[2]
(1. 重庆交通大学 机电与车辆工程学院,重庆 400074;
2. 重庆移通学院 智能工程学院,重庆 401520)

摘要:针对三维力传感器维间耦合干扰严重的问题,以双层十字梁结构光纤布拉格光栅三维力传感器为研究对象,提出了基于麻雀搜索算法优化极限学习机(Sparrow Search Algorithm - Extreme Learning Machine,SSA-ELM)的解耦算法。首先,研究了光纤布拉格光栅的传感及测力原理,揭示该三维力传感器波长漂移量和力的映射关系,分析其结构耦合特性;然后,构建标定实验系统进行标定实验;最后,建立了极限学习机非线性解耦模型,利用麻雀搜索算法优化模型,获得网络最佳初始权值和阈值,兼顾解耦精度和效率,寻找极限学习机隐含层节点与SSA迭代次数的最优参数组合,解耦后I类误差最大为1.18%,II类误差最大为1.14%,解耦训练时间为1.778 6 s。为验证解耦效果,将SSA-ELM算法与最小二乘法、极限学习机算法解耦结果对比。实验结果表明:SSA-ELM算法解耦训练速度较快,能更有效地构建三维力的维间耦合关系,降低传感器I,II类误差,具有较好的非线性解耦能力。

关 键 词:光纤布拉格光栅;三维力传感器;维间解耦;极限学习机;麻雀搜索算法;误差分析
中图分类号:TP212.9;TH823 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/OPE.2021.0549

FBG sensor of double-layer cross beam structure based on SSA-ELM three-dimensional force decoupling

SUN Shizheng[1*], YU Jingtong[1], HAN Yu[1], LIAO Chao[1], DANG Xiaoyuan[2]

(1. *School of Mechatronics and Vehicle Engineering*, *Chongqing Jiaotong University*, *Chongqing* 400074, *China*;
2. *School of Intelligent Engineering*, *Chongqing College of Mobile Communication*, *Chongqing* 401520, *China*)
* *Corresponding author*, *E-mail*: *ssz*091011@163.*com*

Abstract: Aiming to address the problem of severe inter-dimensional coupling interference of three-dimensional force sensors, a decoupling algorithm based on the sparrow search algorithm - extreme learning machine (SSA - ELM) is proposed considering a fiber Bragg grating (FBG) three-dimensional force sensor with a double-layer cross beam structure as the research object. First, the sensing and force measurement principle of FBGs is studied, the mapping relationship between wavelength drift and the force of the three-

收稿日期:2021-08-25;**修订日期:**2021-09-22.
基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 52105542);"成渝地区双城经济圈建设"科技创新项目(No. KJCX2020032);上海市轨道交通结构耐久与系统安全重点实验室开放基金资助项目(No. 202004);重庆市教委科学技术研究计划重点项目(No. KJZD-K202002401)

dimensional force sensor is revealed, and its structural coupling characteristics are analyzed. Then, a calibration experiment system is constructed to perform calibration experiments. Finally, a nonlinear decoupling model of extreme learning machine (ELM) is established, and the sparrow search algorithm (SSA) is used to optimize the model to obtain the optimal initial weight and threshold of the network. Considering the decoupling accuracy and efficiency, the optimal number of ELM hidden layer nodes and optimal number of SSA iterations are determined. After decoupling, the maximum type I error is 1.18%, the maximum type II error is 1.14%, and the decoupling training time is 1.778 6 s. At the same time, in order to verify the decoupling effect, the decoupling results of the SSA - ELM algorithm are compared with least squares and ELM algorithm. The experimental results show that the SSA - ELM algorithm has a short decoupling training time, can more effectively construct the dimensional coupling relationship of the three-dimensional force, reduce the type I and II errors of the sensors, and has a good nonlinear decoupling ability.

Key words: fiber Bragg grating; three-dimensional force sensor; inter dimensional decoupling; extreme learning machine; sparrow search algorithm; error analysis

1　引　言

多维力传感器伴随着机器人技术的发展而产生，由于能实现交互力测量反馈，装载在机器人关节、腕部及指尖等部位，完成包装码垛、装注塑成型和打磨焊接等工作。随着工业机器人和智能机器人的广泛应用，多维力传感器不断发展，电容式[1]、压电式[2-3]、电阻应变式[4]、光纤布拉格光栅(Fiber Bragg Grating，FBG)[5]多维力传感器相继问世。受制造和安装误差等因素的影响，多维力传感器系统的输入-输出呈非线性关系，各维度间存在耦合干扰，影响传感器的精度和可靠性。

目前，降低维间耦合的方法有结构解耦和算法解耦两种。在结构解耦方面，国内外学者设计了十字梁结构[6]、Stewart结构[7]、轮辐式结构[8]等经典弹性体结构，并改进上述结构，以期获得较好的测力性能。仲志成等[9]将三组应变花放置于三个圆柱形探头上构成三维地应力传感器，但应变花及FBG布设复杂，维间耦合较大。XIONG等[10]设计了一种改进十字梁弹性体结构，在一根光纤上布设5根光栅，粘贴在弹性梁的正面和侧面，排布简单，但维间耦合较大。在此基础上XIONG等[11]设计了分层感知的弹性体结构，通过设置力矩测量层、吸收层及力测量层，降低了力与力矩之间的耦合干扰，但力测量层轴向力与一对水平正交力相互间仍存在耦合干扰。上述结构存在维间耦合干扰，对制造和安装精度要求较高。

在算法解耦方面，最小二乘法(Least Squares，LS)[12]等线性解耦算法难以消除非线性耦合，而反向传播(Back Propagation，BP)神经网络、径向基函数(Radial Basis Function，RBF)神经网络等算法可以构建非线性神经网络模型[13-14]，因此国内外学者将此类算法用于多维力解耦。姚斌等[15]将3根FBG沿轴向间隔120°粘贴于手术杆末端构成三维力传感器，提出BP神经网络算法进行解耦，但该方法参数选取较困难，解耦能力有限。陈望隆等[16]改进了基于耦合误差建模解耦算法，用于电阻应变式十字梁结构传感器的六维力解耦研究，降低了传感器水平方向维间耦合干扰，但轴向耦合误差达2.69%，解耦能力有限。李映君等[17]将RBF神经网络解耦算法用于四点支撑结构压电式传感器的六维力解耦研究，但RBF神经网络解耦算法存在参数选取困难，泛化性较差的缺点。LIANG等[18]提出极限学习机(Extreme Learning Machine，ELM)解耦算法，在此基础上又提出了基于并行电压的ELM解耦算法[19]，此类算法测力精度高、鲁棒性好、解耦能力较强，但ELM算法训练过程中，隐含层权值和阈值随机产生，稳定性较差且易陷入局部最优解。上述非线性解耦算法能够降低传感器维间耦合，但并未兼顾解耦精度和效率，对解耦算法参数选取困难、易陷入局部最优解等问题要有针对性地进行优化及改进。

综合考虑结构解耦与算法解耦的相关问题，

本团队前期设计了十字梁结构的二维力传感器[20]，并基于此提出双层十字梁结构的FBG三维力传感器和基于麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm，SSA)优化极限学习机的解耦算法。在结构解耦方面，通过研究FBG传感及测力原理，揭示了该传感器波长漂移量和力的映射关系，为弱耦合三维力传感器设计提供了新的思路；在算法解耦方面，利用SSA优化ELM神经网络模型，获得最佳初始权值和阈值，并兼顾解耦精度和效率选取ELM隐含层节点数和SSA迭代次数参数组合，这对非线性解耦算法优化及改进具有重要的参考价值。SSA-ELM算法具有较好的非线性解耦能力，可用于高精度实时在线解耦。

2　传感器结构耦合特征分析

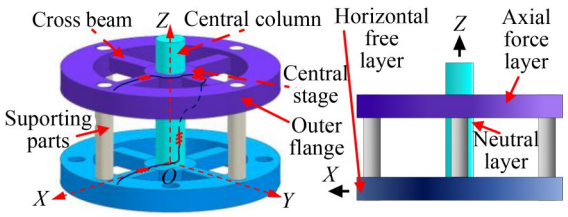
2.1　三维力传感器结构及传感测力原理

2.1.1　传感器结构

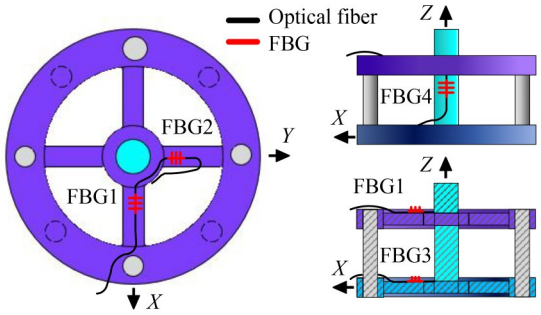
如图1所示，该传感器弹性体为上下分离式结构，由上测量层、下测量层、中心柱、4根支撑柱及4个六角螺母组成。传感器中心柱直径10 mm，中心台直径18 mm，十字梁长度、宽度和厚度分别为17，6和5 mm。

图1(b)为传感器敏感元件FBG布设位置。为方便观察传感器结构，略去x轴方向的支撑柱。FBG1与FBG2分别粘贴在上测量层相邻两根弹性梁靠近中心台处，用于测量一对水平方向正交力。FGB3粘贴在与FBG1粘贴位置同方向的下测量层弹性梁靠近中心台处，用于测量轴向力。FGB4粘贴在中心柱上，用于温度补偿。以中心柱的中心轴为z轴，下测量层中心台圆心为坐标原点O，FBG3粘贴位置的弹性梁上表面中心线为x轴，FBG2粘贴位置同方向的下测量层弹性梁上表面中心线为y轴，建立的传感器三维坐标系如图1(a)～1(b)所示。

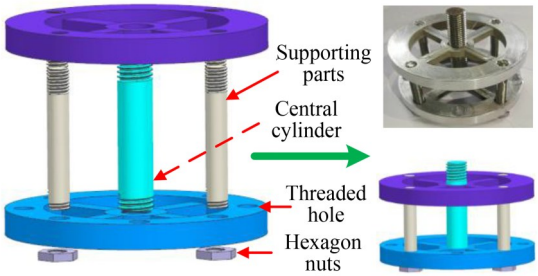
如图1(c)所示，上测量层十字梁间隔90°周向对称排布于中心台和外轮缘之间，外轮缘处四个螺纹孔间隔90°布设，与4个支撑柱顶端相连。中心柱顶端和末端分别加工有螺纹，顶端螺纹与机器人执行器末端相连，可直接感知外力，末端螺纹与下测量层相连。下测量层与上测量层结构大致无异，十字梁间隔90°周向对称排布于中心台和外轮缘之间，其外轮缘处4个通孔和4个螺纹孔间隔45°交替对称布设，通孔与4个支撑柱下端相连，螺纹孔以螺纹连接将传感器装载于机器人腕部。



(a) 传感器弹性体结构
(a) Sensor elastomer structure



(b) 敏感元件FBG布设位置
(b) Location of sensitive components FBG



(c) 传感器拆卸分离示意图
(c) Schematic diagram of sensor removal and separation

图1　三维力传感器结构
Fig. 1　Three-dimensional force sensor structure

2.1.2　FBG传感及测力原理

FBG多维力传感器相对于其他类型多维力传感器具有反应灵敏、FBG布设简便、抗电磁干扰能力强等优点，其传感原理如图2所示。

宽带光源入射光在光纤布拉格光栅上发生透射和反射。反射光因光栅的带阻滤波作用形成，遵循布拉格反射条件[20]，其数学表达式为：

$$\lambda_B = 2n_{eff}\Lambda, \tag{1}$$

式中：λ_B为光纤布拉格光栅的中心波长，n_{eff}为光栅纤芯的有效折射率，Λ为光栅周期。λ_B受轴向

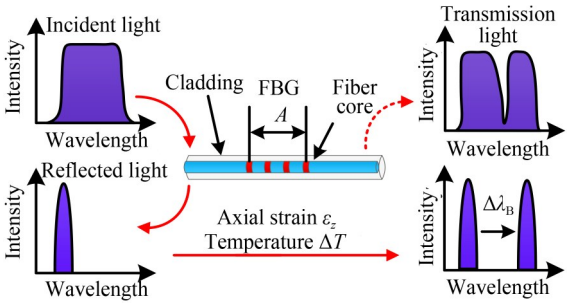


图 2　光纤布拉格光栅传感原理

Fig. 2　Sensing principle of fiber Bragg grating

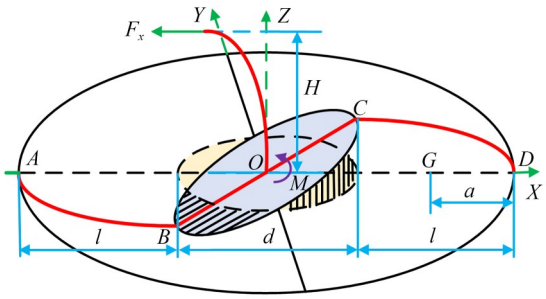


图 3　十字梁水平方向的力学模型

Fig. 3　Horizontal mechanical model of cross beam

应变 ε_z 和温度 ΔT 影响时会发生漂移，三者关系[20]可表示为：

$$\frac{\Delta\lambda_B}{\lambda_B}=(1-P_e)\varepsilon_z+(\alpha_f+\zeta)\Delta T, \tag{2}$$

式中：P_e 为弹光系数，α_f 为热膨胀系数，ζ 为热光系数。为揭示该三维力传感器波长漂移量和力的映射关系，构建十字梁水平方向的力学模型[20]，如图 3 所示。

将中心台简化为刚体，当中心柱受 x 方向作用力 F_x 时，中心台处受 XOY 平面沿逆时针方向力矩 M 作用。FBG 粘贴位置 G 点与外轮缘内壁 D 点的距离为 a，d 为中心台直径，l 为弹性梁长度，H 为中心柱高度。沿 x 方向作用力 F_x 与 FBG1 和 FBG4 中心波长漂移量的关系[20]可确定为：

$$\frac{\Delta\lambda_{B1}}{\lambda_{B1}}-\frac{\Delta\lambda_{B4}}{\lambda_{B4}}=(1-P_e)\frac{F_xHh}{2EI}\left[\frac{3l^2d+4l^3}{2(3l^2d+3ld^2+4l^3)}-\left(\frac{1}{d}-\frac{3l^2d+4l^3}{3l^2d^2+3ld^3+4l^3d}\right)(l-a)\right], \tag{3}$$

式中：h 为弹性梁厚度，I 为弹性梁极惯性矩，E 为弹性模量。由于传感器的弹性体结构对称，沿 y 方向作用力 F_y 与 FBG1 和 FBG4 中心波长漂移量的关系可确定如下：

$$\frac{\Delta\lambda_{B2}}{\lambda_{B2}}-\frac{\Delta\lambda_{B4}}{\lambda_{B4}}=(1-P_e)\frac{F_yHh}{2EI}\left[\frac{3l^2d+4l^3}{2(3l^2d+3ld^2+4l^3)}-\left(\frac{1}{d}-\frac{3l^2d+4l^3}{3l^2d^2+3ld^3+4l^3d}\right)(l-a)\right]. \tag{4}$$

当中心柱受沿 z 方向作用力 F_z 时，四个弹性梁的形变相同，等效于在 B，C，E，F 点对每个弹性梁施加沿 z 方向 $F_z/4$ 作用下的形变，十字梁的轴向力学模型如图 4 所示。

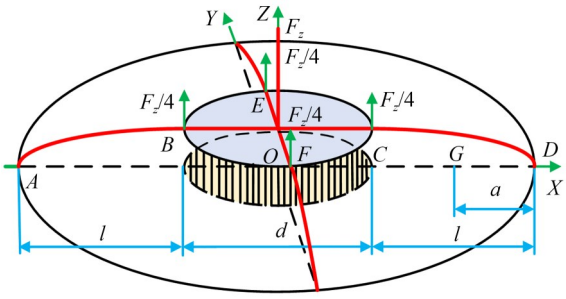


图 4　十字梁轴向力学模型

Fig. 4　Axial mechanical model of cross beam

图 4 中，FBG 粘贴位置 G 点与外轮缘内壁 D 点的距离为 a。沿 z 方向作用力 F_z 与 FBG3 和 FBG4 中心波长漂移量的关系如下：

$$\frac{\Delta\lambda_{B3}}{\lambda_{B3}}-\frac{\Delta\lambda_{B4}}{\lambda_{B4}}=\left(1-P_e\right)\frac{F_z(l-a)h}{4\times 2EI}. \tag{5}$$

2.2　传感器结构耦合分析

为深入分析弹性体结构的耦合特性，如图 5 所示，构建传感器标定实验系统。该系统由传感器、力学加载平台、光纤光栅解调仪（波长为

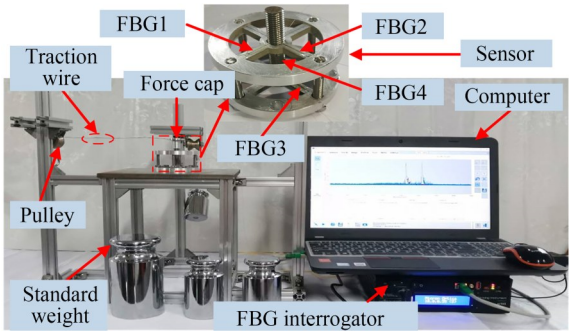


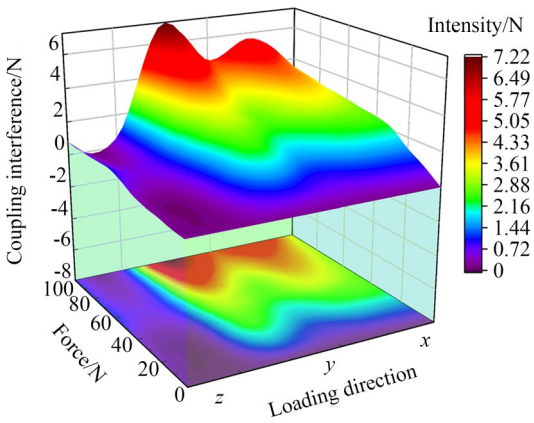
图 5　传感器标定实验系统

Fig. 5　Sensor calibration experimental system

1 460～1 620 nm，频率为 1 KHz，解调精度为 1 pm）及上位机组成，实验环境温度 25 ℃，湿度 70%。将 FBG 三维力传感器装载于力学加载平台，采用牵引丝-砝码重锤式方法加载单维力。传感器中心柱顶端与传力帽通过螺纹连接，传力帽上部有一凹槽深 2 mm，用于固定牵引丝并通过滑轮与砝码加载水平力（F_x，F_y），传力帽顶部端面通过圆盘放置砝码，加载轴向力 F_z。其中砝码采用钢镀铬定制，精度在 M1 级，牵引丝线径为 0.6 mm，可承受最大拉力为 253 N。首先将系统空载静置 3 min，稳定后利用光纤光栅解调仪获取 FBG 初始中心波长数据并在上位机中记录，接着向传感器施加 10～100 N 的校准力（F_x，F_y 及 F_z），各方向校准力加载步进均为 10 N，加载后静置 3 min，在稳定后记录各加载点相应的 FBG 中心波长漂移量，重复 3 次加载、卸载过程，取 3 次实验数据平均值为最终实验数据，每个记录的数据组都包括各方向不同加载力情况下 30 组波长漂移量与加载力数据。在实验过程中，波长漂移量受到温度 ΔT 与轴向应变 ε_z 的交叉影响，为降低环境温度对波长漂移量的干扰，利用 FBG4 进行温度补偿。由于 FBG4 粘贴于弹性体中性层，其波长漂移量仅受温度 ΔT 影响，且 4 根 FBG 因环境温度变化而产生的波长漂移量一致，因此将 FBG1，FBG2 和 FBG3 与 FBG4 的波长漂移量差值作为各方向输出波长漂移量，可实现温度补偿。整理波长漂移量数据，由式（3）至式（5）计算得到输出三维力预测值，与真实值比较得到图 6 传感器耦合干扰情况。

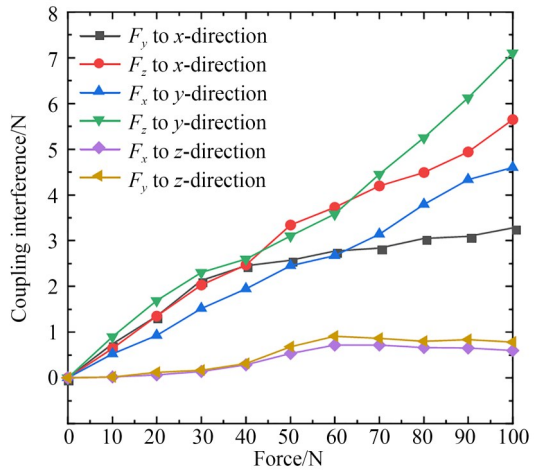
维间耦合干扰使未加载方向存在输出力。施加 F_x 与施加 F_y 时耦合干扰情况相似，随着施加载荷的增加，两方向耦合干扰逐步增大且增长率相近，其中 x 方向受 F_y，F_z 的最大耦合干扰分别为 3.27 N 和 5.65 N，y 方向受 F_x，F_z 的最大耦合干扰分别为 4.61 N 和 7.11 N。而施加 z 方向作用力时，整体耦合干扰水平较小，该方向受 F_y，F_z 的最大耦合干扰分别为 0.72 N 和 0.91 N。

实验结果表明，该结构三维力传感器轴向受到耦合干扰较低、测力精度较高，但水平方向（x 方向和 y 方向）仍存在一定维间耦合干扰，因此需通过算法解耦进一步降低上述耦合干扰。



(a) 耦合干扰整体水平

(a) Overall situation of coupling interference



(b) 耦合干扰细节

(b) Details of coupling interference

图 6　力传感器各方向耦合干扰

Fig. 6　Coupling interference in all directions of force sensor

3　SSA-ELM 算法描述

3.1　极限学习机

极限学习机[19-20]是一类前馈神经网络算法，其初始权值 $\boldsymbol{w}$ 和阈值 $\boldsymbol{b}$ 随机产生，学习过程仅计算输出矩阵 $\boldsymbol{H}$ 和输出权重 $\boldsymbol{\beta}$，具有较强的非线性解耦能力。

如图 7 所示，ELM 采用输入层、隐含层及输出层的非线性神经网络模型。本文双层十字梁结构 FBG 传感器的输入层信息为三维波长漂移量 $\Delta\boldsymbol{\lambda}_{n\times3}$；对应的输出层信息为三维力 $\boldsymbol{F}_{n\times3}$，其运算公式为：

$$\boldsymbol{F}_{n\times3}=\boldsymbol{H}_{n\times s}\boldsymbol{\beta}_{s\times3}, \tag{6}$$

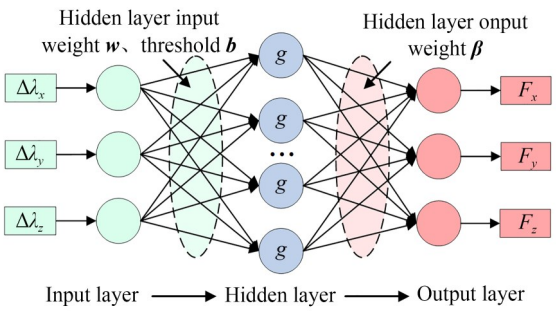


图 7　极限学习机网络结构

Fig. 7　ELM network structure

式中：$\boldsymbol{\beta}_{s\times3}$是输出权值的矩阵；$\boldsymbol{H}_{n\times s}$是隐含层输出矩阵，其运算公式为：

$$\boldsymbol{H}_{n\times s}=g(\Delta\boldsymbol{\lambda}_{n\times3}\cdot\boldsymbol{w}_{3\times s}+\boldsymbol{b}_{n\times s}),\tag{7}$$

式中：$g(\Delta\boldsymbol{\lambda},\boldsymbol{w},\boldsymbol{b})$为非线性分段连续激活函数；$\boldsymbol{w}_{3\times s}$是输入层与隐含层之间的权值；$\boldsymbol{b}_{n\times s}$是隐含层阈值；$\Delta\boldsymbol{\lambda}_{n\times3}\cdot\boldsymbol{w}_{3\times s}$表示内积。由式(6)和式(7)可得输入三维波长漂移量$\Delta\boldsymbol{\lambda}_{n\times3}$与输出三维力$F_{n\times3}$关系为：

$$F_{n\times3}=g(\Delta\boldsymbol{\lambda}_{n\times3}\cdot\boldsymbol{w}_{3\times s}+\boldsymbol{b}_{n\times s})\boldsymbol{\beta}_{s\times3}.\tag{8}$$

同理，可以得到第j个输入波长漂移量$\Delta\boldsymbol{\lambda}_{j\times3}$与第$j$个输出三维力$F_{j\times3}$的关系为：

$$F_{j\times3}=\sum_{i=1}^{s}\beta_i g(\Delta\boldsymbol{\lambda}_{j\times3}\cdot w_i+b_i),\tag{9}$$

式中：β_i是隐含层输出权值的第i行；w_i是隐含层输入权值的第i列；b_i是隐含层阈值的第i列。

3.2　基于麻雀搜索算法优化极限学习机

麻雀搜索算法[21]是模拟自然界麻雀觅食行为的优化算法，通过模拟麻雀觅食与反捕食行为的过程求取最优解，收敛速度快且不易陷入局部最优解。由于ELM的初始权值和阈值随机产生，本文提出SSA寻求最佳初始权值和阈值。设置适应度函数为预测数据与原始数据的均方误差(Mean Square Error，MSE)，适应值计算公式如下：

$$f_{\mathrm{it}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-y_i)^2,\tag{10}$$

式中：$\hat{y}_i$为第i个样本输出预测值，y_i为第i个样本输出真实值，n为样本数量。

在优化迭代的过程中发现者位置更新描述为：

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}X_{i,j}^{t}\,^{\frac{-i}{\alpha\cdot r_{\max}}} & \text{if } R_2<S_{\mathrm{T}}\\ X_{i,j}^{t}+Q\cdot\boldsymbol{L} & \text{if } R_2\geqslant S_{\mathrm{T}}\end{cases},\tag{11}$$

式中：t代表当前迭代数，$r_{\max}$表示最大迭代次数，$X_{i,j}$表示第i个麻雀在第j维中的位置，$\alpha\in(0,1]$是随机数，R_2和S_{T}分别表示预警值和安全值。Q是服从正态分布的随机数，$\boldsymbol{L}$为全1矩阵。$R_2<S_{\mathrm{T}}$时，发现者在该位置处大范围搜索具较好适应度值的位置；$R_2\geqslant S_{\mathrm{T}}$时，该发现者将按正态分布随机更新位置。

加入者位置更新描述为：

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}Q^{\frac{X_{\mathrm{worst}}^{t}-X_{i,j}^{t}}{i^2}}, & \text{if } i>\dfrac{n}{2}\\ X_{\mathrm{p}}^{t+1}+\left|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{p}}^{t+1}\right|\cdot\boldsymbol{A}^{+}\cdot\boldsymbol{L}, & \text{Otherwise}\end{cases},\tag{12}$$

式中：X_{p}为目前发现者所占的最优位置，X_{worst}表示全局最差的位置；$\boldsymbol{A}$表示一个$1\times d$的矩阵，值为1或-1，$\boldsymbol{A}^{+}=\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}})^{-1}$。当$i>n/2$时，加入者会按正态分布随机更新位置，否则加入者会移动到当前最优位置附近，参与较好适应度值位置的搜寻。

随机选择的警戒者位置更新描述为：

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}X_{\mathrm{best}}^{t}+\beta\cdot\left|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{best}}^{t}\right| & \text{if } f_i>f_{\mathrm{g}}\\ X_{i,j}^{t}+K\cdot\left(\dfrac{\left|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{worst}}^{t}\right|}{(f_i-f_w)+\varepsilon}\right) & \text{if } f_i=f_{\mathrm{g}}\end{cases}.\tag{13}$$

式中：X_{best}^{t}是当前全局最优位置；β是步长控制参数，是服从均值为0，方差为1的正态分布的随机数；随机数$K\in[-1,1]$；f_i为当前麻雀个体的适应度值；f_{g}和f_{w}分别是当前最佳和最差的适应度值；ε是无限接近于0的常数。警戒者会从较差适应度位置向当前最好适应度位置移动。

3.3　算法实现

麻雀搜索算法优化极限学习机的解耦流程如图8所示。S1将传感器输入力大小与输出波长漂移量数据样本集划分为训练集和测试集，并进行归一化处理；S2设置ELM网络参数与初始化SSA种群；S3设置适应度函数(式(10))，根据适应度大小评价个体和种群位置优劣，利用SSA寻找使适应度值最小的最优位置；S4更新SSA中发现者、加入者及警戒者位置进行寻优(式(11)至式(13))；S5利用样本训练集对ELM网络模型进行训练并计算适应度值，判断是否满足终止条件，若满足则输出当前最小适应度值对应的

最佳初始权值和阈值，否则返回执行S4；S6利用S5得到的最佳初始权值和阈值，计算出ELM隐含层输出矩阵$\boldsymbol{H}$及输出层权重。构建SSA-ELM神经网络模型（式(6)～式(9)）；S7输入测试集样本，获得传感器三维作用力的输出信息。

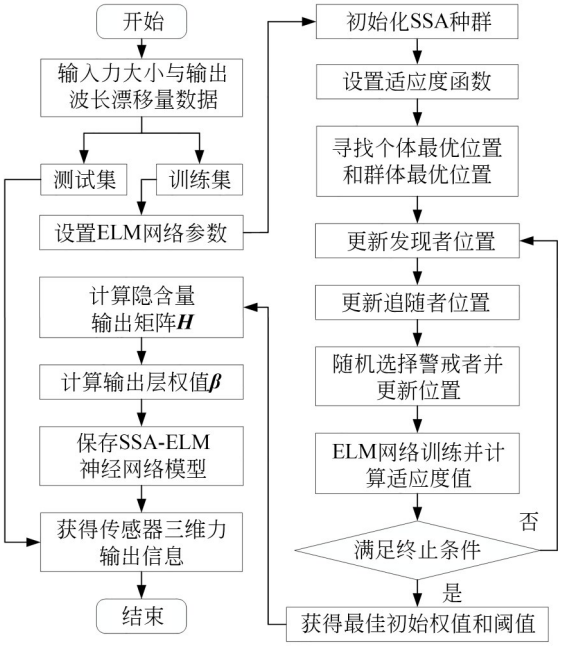


图8　SSA-ELM算法解耦流程

Fig. 8　Decoupling flow chart of SSA-ELM algorithm

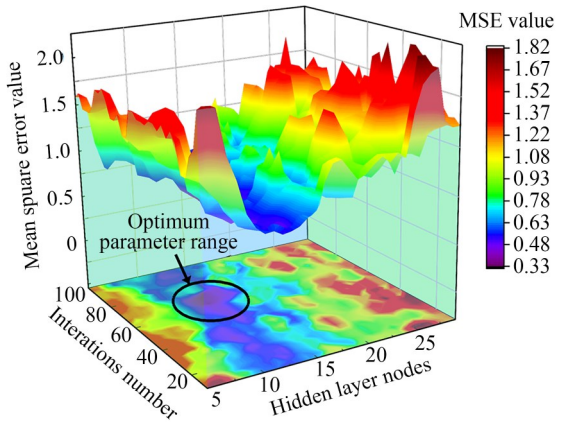
4　实　验

4.1　解耦实验测试方案

首先对标定实验获得的波长漂移量与加载力样本数据进行归一化处理，将80%的数据组用于训练SSA-ELM神经网络，20%未经训练的数据组用于测试该网络的解耦精度。训练集和测试集数据组均包括全解集区间各方向不同加载力情况下波长漂移量与加载力数据。然后构建了ELM神经网络非线性解耦模型，其中输入层信息为波长漂移量，节点数为3，输出层信息为三维力，节点数为3，sigmoid为隐含层激活函数，SSA中种群数量为20，预警值ST为0.6，发现者比例为0.7，加入者比例为0.3，两者中随机分布的警戒者比例为0.2；以预测值和真实值的MSE和解耦训练时间T_d为评价指标，探究ELM隐含层节点数与SSA迭代次数参数组合对解耦精度和效率的影响规律，确定该参数组合的最优取值范围，并根据该范围将SSA迭代次数设置为70。在该迭代次数下，探究ELM隐含层节点数对MSE和T_d的影响规律，确定ELM隐含层节点数为13。以MSE为适应度函数，利用SSA寻找并返回ELM最佳初始权值和阈值，通过训练集训练SSA-ELM神经网络模型并保存，利用测试集测试网络模型性能，处理数据用于解耦精度及误差分析。

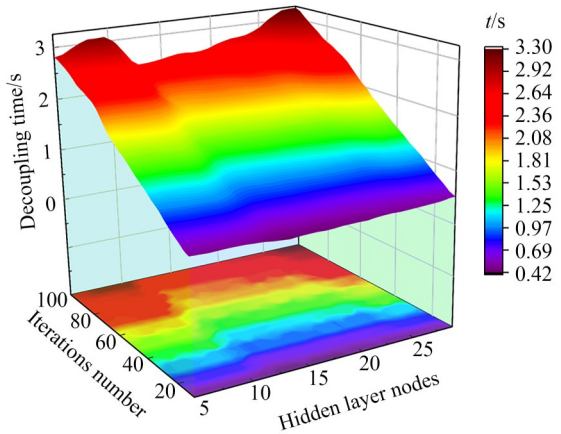
4.2　解耦效率分析

与解耦精度一样，解耦效率也是表征传感器测力性能和非线性解耦能力的重要因素。在解耦实验参数选取过程中，ELM隐含层节点数和SSA迭代次数取值都对算法解耦精度和效率有



(a) 不同参数组合与均方误差关系

(a) Relationship between different parameters and MSE



(b) 不同参数组合与解耦训练时间的关系

(b) Relationship between different parameters and T_d

图9　不同参数组合对解耦精度和效率的影响

Fig. 9　Influence of different parameters on decoupling accuracy and efficiency

较大影响，因此以预测值和真实值的MSE（式(10)）为解耦精度的评价指标，以解耦训练时间T_d为解耦效率的评价指标，在迭代次数10～100，隐含层节点数5～29的范围内，寻找两个参数的最佳组合。不同参数组合对解耦精度和效率的影响如图9所示。

由图9(a)可知，当隐含层节点数取值在10～15，迭代次数取值在60～80时，MSE最低。由图9(b)可知，隐含层节点数不变，T_d随着迭代次数的增加而平稳增加；迭代次数不变，T_d快速下降，并在隐含层节点数11～24内缓慢上升，最后快速上升。迭代次数过少会导致训练不充分，故先确定迭代次数为70。在该迭代次数下，隐含层节点数与MSE和T_d的关系如图10所示。MSE随隐含层节点数增加，呈缓慢减小-缓慢增加的趋势，并在隐含层节点数为13时，取得最小值0.269 7；T_d随隐含层节点数的增加呈陡降-缓慢增加-陡增的趋势，在隐含层节点数为12时解耦时间最短，为1.746 3 s。综合考虑解耦精度和解耦效率，隐含层节点数应取13，该点处T_d为1.778 6 s。得益于ELM算法极快的解耦训练速度与SSA优秀的寻优能力，SSA-ELM算法在保证解耦精度的同时，解耦效率较高，解耦训练时间为1.778 6 s，可用于实时在线解耦。

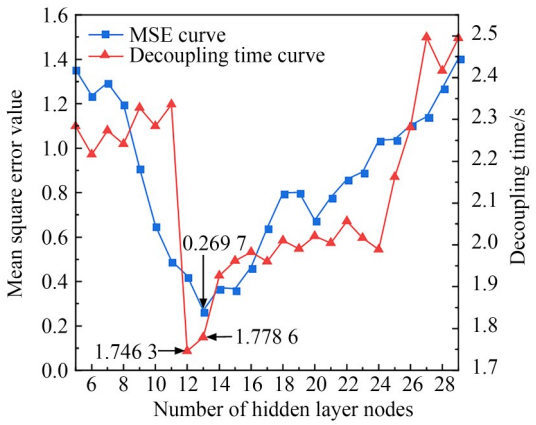


图10　隐含层节点数与均方误差及解耦训练时间的关系

Fig. 10　Relationship between hidden layer nodes, MSE and T_d

4.3　耦合干扰对比分析

SSA-ELM算法训练完成后，得到解耦前后各方向耦合干扰对比，如图11所示。

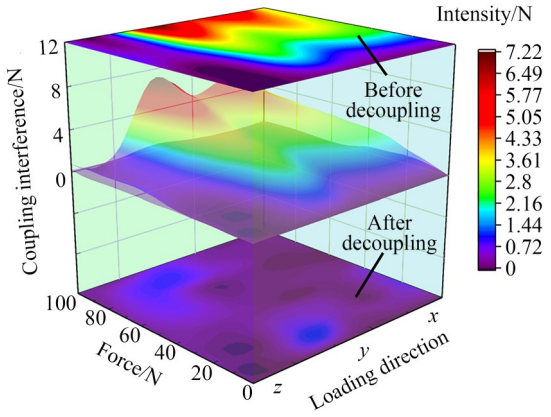


图11　耦合干扰整体水平对比

Fig. 11　Overall situation comparison of coupling interference

图11中，顶部和底部分别为解耦前后耦合干扰曲面投影。解耦后传感器整体耦合干扰大幅降低，耦合平面基本与耦合干扰值为0处的水平面重合，解耦前耦合干扰较高的x和y方向输出力值明显降低。解耦前后各方向耦合干扰对比如图12所示。

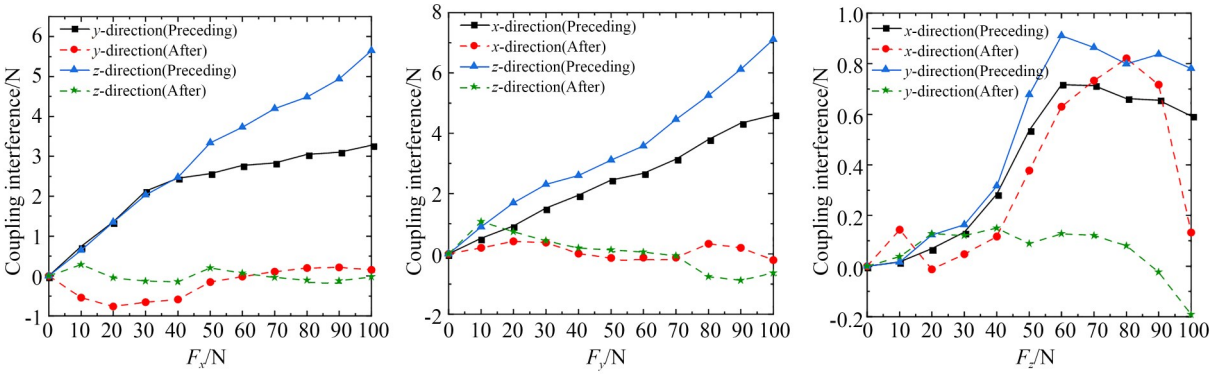
由图12可知，单独施加某一方向力时，其余两个未加载方向的输出力值在解耦后明显减少。解耦后传感器单独施加F_x时，y和z两个方向的最大耦合力输出值分别降低了76.8%，94.9%；单独施加F_y时，结果类似，x和z两个方向的最大耦合力输出值分别降低了90.8%，84.9%；单独施加z方向的力时，x方向最大耦合力输出值增加了12.7%，y方向降低了79.1%，由于传感器为轴向弱耦合结构，z方向受其他方向耦合干扰较低，解耦后测力性能更加优秀。以上数据表明，该解耦算法能有效地降低各方向的耦合干扰。

4.4　解耦精度与误差分析

为进一步表征传感器的测力精度性能，需定义其I，II类误差[17]。其中I类误差也称线性度误差，它表示在测量范围内传感器加载单维力方向上力的输出预测值与真实值的偏差程度。定义I类误差为：

$$\sigma_{\mathrm{I}} = \left| \frac{e_{i(\max)}}{y_{i(F,S)}} \right|, \tag{14}$$

式中：$y_{i(F,S)}$为传感器i方向满量程值；$e_{i(\max)}$为i方



(a) x方向
(a) x-direction

(b) y方向
(b) y-direction

(c) z方向
(c) z-direction

图 12　解耦前后各方向耦合干扰对比

Fig. 12　Comparison of coupling interference in all directions before and after decoupling

向施加力时，该方向输出预测值与真实值之间的最大偏差。

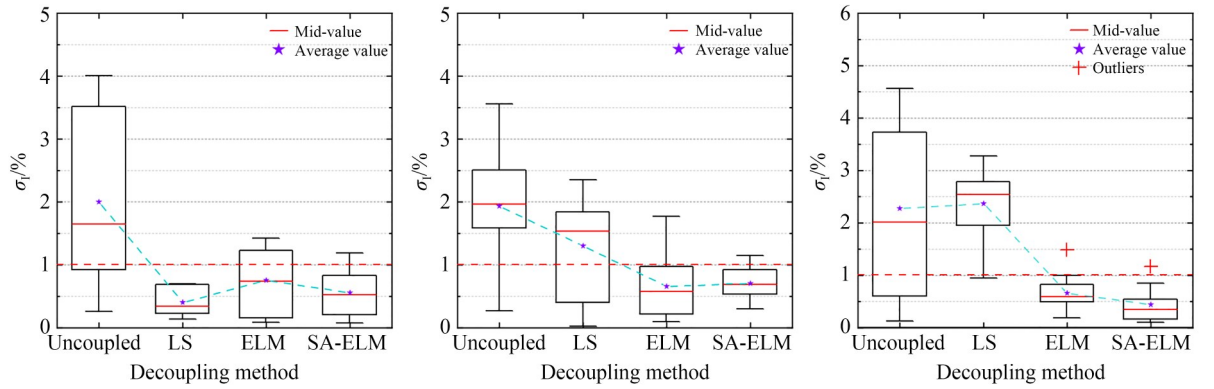
II类误差反映传感器加载单维力时，未加载方向耦合干扰的影响程度，也称耦合误差。定义II类误差为：

$$\sigma_{\mathrm{II}}=\sqrt{\frac{\left|y_{ji(\max)}\right|^2+\left|y_{ki(\max)}\right|^2}{y_{i(F.S)}{}^2}},\qquad(15)$$

式中：$y_{ji(\max)}$与$y_{ki(\max)}$分别表示在j和k方向施加单维力时，i方向耦合干扰的最大值。

根据标定实验获得的数据及两类误差的定义，对三维力传感器解耦前后的测力精度进行分析，将LS，ELM和SSA-ELM算法整体I，II类误差数据进行对比，如图13所示。

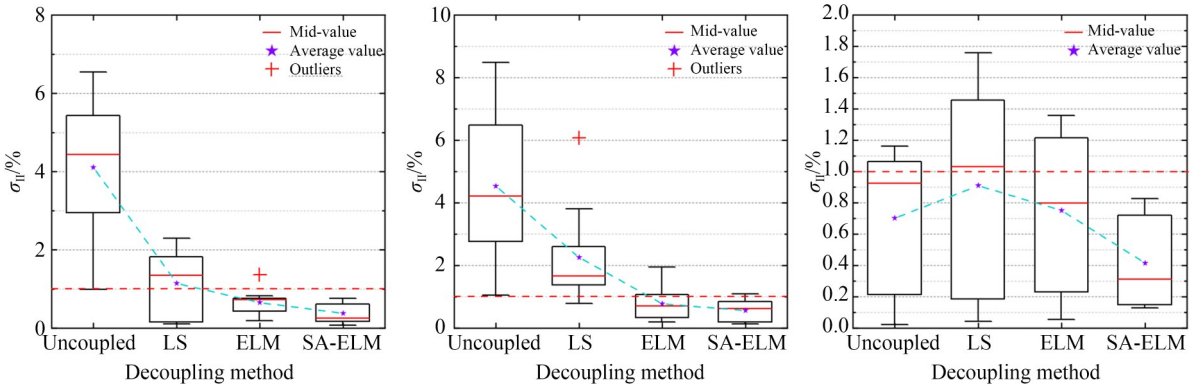
相对于LS和ELM解耦算法，SSA-ELM算法各方向整体II类误差最低，其中x方向II类误差的平均值和中值分别为0.37%，0.25%；y方向II类误差的平均值和中值分别为0.54%，0.62%；z方向II类误差的平均值和中值分别为0.41%，0.31%。而各算法整体I类误差都较低，其中LS算法x方向I类误差的平均值和中值最小，分别为0.40%，0.35%；ELM算法y方向I类误差的平均值和中值最小，分别为0.66%，0.58%；SSA-ELM算法z方向I类误差的平均值和中值最小，分别为0.44%，0.35%。综上所述，相比LS及ELM算法，SSA-ELM算法的误差数据更加集中，各方向I，II类误差的平均值和中值较低，且II类误差的降低更加显著，证明该算法可以有效地构建三维力之间的维间耦合关系，具有较好的非线性解耦能力。



(a) x方向I类误差
(a) x-direction type I error

(b) y方向I类误差
(b) y-direction type I error

(c) z方向I类误差
(c) z-direction type I error



(d) x方向II类误差
(d) x-direction type II error

(e) y方向II类误差
(e) y-direction type II error

(f) z方向II类误差
(f) z-direction type II error

图 13　各算法 I，II类误差对比

Fig. 13　Comparison of type I and II errors of each decoupling algorithm

SSA-ELM 与 LS，ELM 算法各方向的最大 I，II类误差如表 1 所示。LS 解耦算法在各方向上的最大 I 类误差为 3.28%，最大 II 类误差为 6.21%，解耦能力较弱，仅比解耦前的 I 类、II类误差下降 28.1%，26.7%。ELM 算法的解耦能力相对于 LS 有所提升，最大I类误差为 1.65%，最大II类误差为 1.91%，比解耦前的 I 类、II类误差下降 63.8%，77.4%。SSA-ELM 的解耦能力最强，最大 I 类误差为 1.18%，最大 II 类误差为 1.16%，比解耦前的 I 类、II类误差下降 74.1%，86.5%。数据表明，传感器I，II类误差降低明显，SSA-ELM 算法解耦效果理想，测力精度较高。

表 1　解耦算法最大 Ⅰ，Ⅱ 类误差对比

Tab. 1　Comparison of maximum type I and type II errors of decoupling algorithm　　(%)

Decoupling algorithm	x-direction		y-direction		z-direction	
	Type Ⅰ error	Type Ⅱ error	Type Ⅰ error	Type Ⅱ error	Type Ⅰ error	Type Ⅱ error
Before decoupling	3.81	6.53	3.56	8.47	4.56	1.16
LS	0.70	3.00	2.35	6.21	3.28	1.88
ELM	1.42	1.01	1.37	1.91	1.65	1.47
SSA-ELM	1.18	0.80	1.14	1.14	1.16	0.84

5　结　论

本文提出了基于 SSA-ELM 的解耦算法。该算法以一种双层十字梁结构光纤光栅三维力传感器为研究对象，揭示该三维力传感器波长漂移量和力的映射关系，分析其结构耦合特性并进行标定实验，建立了 SSA-ELM 神经网络模型解耦。解耦后I类误差最大为 1.18%，II类误差最大为 1.14%，解耦训练时间为 1.778 6 s。实验结果表明：SSA-ELM 解耦算法的解耦训练速度较快，测力精度高，不易陷入局部最优解，能更有效地构建三维力的维间耦合关系，降低了传感器I，II类误差，具有较好的非线性解耦能力，可用于高精度实时在线解耦。

参考文献：

[1] 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 novel capacitive type torque sensor based on structural decoupling[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(2): 10-17. (in Chinese)

[2] 徐兴盛，李映君，王桂从，等. 轮辐结构压电式六维力传感器设计[J]. 光学 精密工程，2020，28(12)：2655-2664.
XU X SH, LI Y J, WANG G C, *et al*. Design of six-axis force piezoelectric sensor with spoke structure [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28 (12): 2655-2664. (in Chinese)

[3] 刘俊，徐军领，李敏，等. 垫圈式压电六维力传感器静态灵敏度解析[J]. 光学 精密工程，2019，27(4)：901-910.
LIU J, XU J L, LI M, *et al*. Static sensitivity analysis of washer-type piezoelectric six-axis force sensor [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(4): 901-910. (in Chinese)

[4] HU S S, WANG H Y, WANG Y, *et al*. Design of a novel six-axis wrist force sensor [J]. *Sensors*, 2018, 18(9): 3120.

[5] 邬如靖，韩少峰，广晨汉，等. 具有微力感知的眼科手术器械的设计与实现[J]. 机械工程学报，2020，56(17)：12-19.
WU R J, HAN SH F, GUANG CH H, *et al*. Design and implementation of A micro-force sensing instrument for ophthalmic surgery[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56 (17): 12-19. (in Chinese)

[6] 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 H, *et al*. Design of a six-axis force sensor with large range and high sensitivity [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(9): 61-69. (in Chinese)

[7] 高波，王晨，屈文轩，等. 基于局部去耦的重载Stewart 6维力传感器精度与刚度的综合优化设计[J]. 机器人，2017，39(6)：838-843.
GAO B, WANG CH, QU W X, *et al*. The accuracy and stiffness comprehensive optimal design of the heavy load Stewart six-axis force sensor based on partial decoupling method [J]. *Robot*, 2017, 39 (6): 838-843. (in Chinese)

[8] 冯李航，王东，徐扬，等. 运动-力解耦的多维轮力传感器研究[J]. 仪器仪表学报，2017，38(5)：1240-1248.
FENG L H, WANG D, XU Y, *et al*. Motion-force decoupling wheel force transducer[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38 (5): 1240-1248. (in Chinese)

[9] 仲志成，赵斌，林君，等. 基于光纤传感技术的三维地应力传感器[J]. 光学 精密工程，2018，26(2)：325-335.
ZHONG ZH CH, ZHAO B, LIN J, *et al*. Three dimensional *in situ* stress sensor based on optical fiber sensing technology [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(2): 325-335. (in Chinese)

[10] XIONG L, JIANG G Z, GUO Y X, *et al*. A three-dimensional fiber Bragg grating force sensor for robot [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18 (9): 3632-3639.

[11] XIONG L, GUO Y X, JIANG G Z, *et al*. Six-dimensional force/torque sensor based on fiber Bragg gratings with low coupling[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68 (5): 4079-4089.

[12] 周山，刘利平，高建宇，等. 三维力传感器静态解耦方法的研究[J]. 电子测量与仪器学报，2020，34(8)：181-187.
ZHOU SH, LIU L P, GAO J Y, *et al*. Research on static decoupling algorithm for 3-axis wrist force sensor[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(8): 181-187. (in Chinese)

[13] WANG J C, ZOU B, LIU M F, *et al*. Milling force prediction model based on transfer learning and neural network[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2021, 32(4): 947-956.

[14] LIU Q, LI D Y, GE S S, *et al*. Adaptive bias RBF neural network control for a robotic manipulator[J]. *Neurocomputing*, 2021, 447: 213-223.

[15] 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. (in Chinese)

[16] 陈望隆，杨述焱，胡权，等. 面向运动力学测量的无线六维力传感器[J]. 仪器仪表学报，2019，40(4)：129-136.
CHEN W L, YANG SH Y, HU Q, *et al*. Wireless six-dimensional force sensor for motion mechanics measurement[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(4): 129-136. (in Chinese)

[17] 李映君，韩彬彬，王桂从，等. 基于径向基函数神经网络的压电式六维力传感器解耦算法[J]. 光学 精密工程，2017，25(5)：1266-1271.
LI Y J, HAN B B, WANG G C, *et al*. Decoupling algorithms for piezoelectric six-dimensional force sensor based on RBF neural network[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(5): 1266-1271. (in Chinese)

[18] 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.

[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] 孙世政，廖超，李洁，等. 基于光纤布拉格光栅的二维力传感器设计及实验研究[J]. 仪器仪表学报，2020，41(2)：1-9.
SUN SH ZH, LIAO CH, LI J, *et al*. Design and experiment study of two-dimensional force sensor based on fiber Bragg grating[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(2): 1-9. (in Chinese)

[21] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.

作者简介：

孙世政(1986—)，男，山东烟台人，副教授，硕士生导师，2012年于重庆理工大学获得硕士学位，2015年于合肥工业大学获得博士学位，主要从事精密仪器与机械、智能传感技术的研究。
E-mail：ssz091011@163.com