文章编号：1007−7294(2026)09−1507−10

基于迁移学习的弹性支承轴系轴承载荷预测方法

郑梓菱，施　亮，潘　逊
（海军工程大学，武汉 430033）

摘要：相较于传统船舶轴系刚性支承方案，弹性支承轴系中的轴承载荷更易受外界扰动影响。针对船舶下水后不同运行状态下轴承载荷难以直接精确获取的问题，本文提出一种基于迁移学习的弹性支承轴系轴承载荷预测方法。该方法重点考虑由气囊隔振器压力变化所引起的垂向扰动力对轴系的影响，通过在轴系安装调试阶段采集特征区域应变与气囊压力数据，结合有限元仿真数据，采用 GA-BP 神经网络算法构建轴承载荷预测模型。实测数据表明，该方法对未训练工况仍具有良好的泛化能力与预测精度，平均误差为 8.8%。

关键词：船舶；弹性支承轴系；迁移学习；轴承载荷
中图分类号：U664.21　　**文献标识码：**A　　**doi:** 10.3969/j.issn.1007−7294.2026.09.010

Transfer learning-based method for predicting bearing loads in elastic support shaft systems

ZHENG Zi−ling, *SHI Liang*, *PAN Xun*
(Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: Compared with the rigid support scheme of traditional ship shafting systems, the bearing load in an elastically supported shafting system is more easily affected by external disturbances. To address the difficulty in accurately obtaining the bearing load under different operating conditions after the ship is launched, this paper proposes a method for predicting the bearing load of elastically supported shafting systems based on transfer learning. This method focuses on the influence of vertical disturbance forces caused by pressure changes in the air spring isolators on the shafting system. It collects strain data from characteristic regions and air spring pressure data during the installation and commissioning phase of the shafting system. These data, together with finite element simulation data, are used to build a bearing load prediction model with a GA-BP neural network algorithm. Validation with measured data shows that this method has good generalization ability and prediction accuracy for untrained operating conditions, with an average error of 8.8%.

Key words: ship; elastically supported shafting system; transfer learning; bearing load

0 引　言

在刚性支承条件下，船舶轴系振动能量会直接传递至船体结构，进而引发多通道振动和声辐射，不利于船舶静音性能的提升。为实现船舶安静化运行，轴系整体弹性支承技术被广泛认为是一种重要手

收稿日期：2026−05−11
作者简介：郑梓菱(2001–)，男，硕士研究生；施　亮(1979–)，男，博士，研究员；
潘　逊(1980–)，男，博士，讲师，通讯作者，E-mail: 0902021012@nue.edu.cn。

段,其结构形式如图1所示。与传统刚性支承推进轴系将轴承及动力设备直接安装于船体不同,该技术将主机、传动轴、推力轴承及推进器等轴系设备集成布置于大型浮筏平台上,并通过底部隔振器与船体弹性连接,从而有效衰减桨–轴系统振动向船体的传递[1−2]。然而,在实际运行过程中,轴系不仅受到推力波动以及船体摇摆、倾斜等外部扰动的影响,还受到气囊压力动态调节引起的支承力持续变化的影响,进而导致筏架结构变形和轴承载荷重新分布。由外部扰动、支承力变化与结构变形共同构成的多因素耦合作用,将进一步影响轴系运行可靠性与服役安全性。

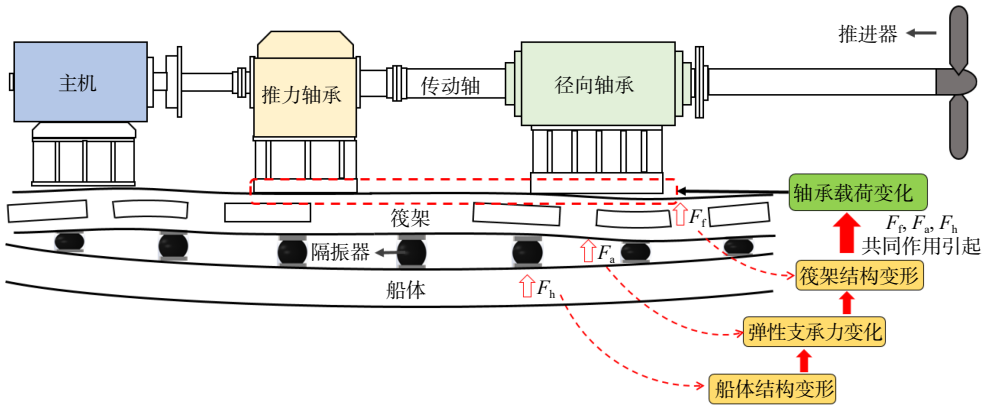


图1 弹性支承轴承载荷变化影响因素

Fig.1 Factors influencing the variation of bearing loads in an elastically supported shaft system

基于弹性支承轴系的运行安全性问题,张乐等[3]通过有限元模型,分析了平台结构刚性和隔振器刚度对筏上轴承变位和轴承载荷的影响,认为筏架弹性变形是影响轴系运行安全的主要因素。尹红升等[4]讨论了筏架形变、隔振器刚度等柔性支承因素对轴系校中状态的影响,认为筏架形变因素影响较大,以艉轴承负荷降低为目标,提出了优化调整方法。赵兴乾等[5]通过有限元模型计算了在不同螺旋桨推力载荷作用下及船舶纵倾工况下的轴承载荷变化,结果表明螺旋桨推力作用及纵倾工况均会产生数吨载荷增量。随着筏架结构向大型化与轻量化发展,其弹性变形对筏上轴系校中状态的影响更为复杂,加之弹性支承轴系轴承载荷对船舶环境扰动力更为敏感,这对传统的轴系校核计算精度、轴承载荷动态检测提出了新的挑战,因此急需解决弹性支承条件下轴系运行过程中轴承载荷监测问题[6−8]。

现有针对刚性支承轴系的轴承载荷测量方法已相对成熟,其测量方法可分为直接测量法与间接测量法两大类。直接测量法指通过在轴承处直接安装测力装置以获取载荷值,间接测量法则通过监测轴系的相关响应参数(如位移、应变等),进而反推或解算出轴承载荷。在工程实际中,直接安装测力传感器往往需要额外结构空间,可能影响轴系的对中精度或削弱轴承座的结构强度,甚至引起机械干涉[9]。因此,更多研究者倾向于采用间接测量法识别轴承载荷。朱溢铭[10]针对大型汽轮发电机组轴系,利用静态转轴截面的应变和转轴结构参数计算出的截面弯矩,进而反推得到轴承载荷,但该方法不适用于在线的轴承载荷检测。欧阳武等[11−12]采用有限元法与三弯矩法联合仿真,通过标定试验引入应变修正系数,提高了轴承载荷识别精度。然而该方法需对比每一种工况下的载荷识别值和真实值来进行修正系数的确定,缺乏学习泛化能力。汪骥等[13−14]利用无线应变测试设备构建了轴系运转状态下的截面应变采集系统,利用应变信号数值计算求解运行状态下轴承的最大负荷。该方法为运行轴系的在线载荷测量提供了思路,但应变片粘贴的可靠性不足、无线传输过程中存在的信号干扰,以及温度与环境变化对应变片测量精度的影响,均可能降低应变测量值的准确性与稳定性。与此同时,无线传感器对电池更换的需求也在一定程度上限制了其在长期工况下的持续应用能力。

准确预测弹性支承轴系轴承载荷,不仅可以为抑制其不利影响提供依据,还能够通过有针对性的调节改善其他因素引起的载荷分布不均问题,对轴系健康运维具有重要意义[15]。为此,本文提出一种考虑气囊压力变化所引起的垂向扰动力作用下的弹性支承轴系轴承载荷预测方法。该方法基于迁移学

习，结合有限元模型与实测数据，通过 GA-BP 神经网络算法，在轴系安装调试阶段建立筏架应变、气囊压力与轴承载荷之间的映射关系。据此，在船舶下水后的实际运行中，可通过采集易于获取的筏架表面应变与气囊压力数据，对难以直接测量的轴承载荷进行在线预测，为全寿命周期内弹性支承轴系的合理校中提供一种工程解决方案。

1 有限元模型

本文以某船舶弹性支承轴系试验平台为研究对象，基于有限元软件 ANSYS 建立了三维实体模型，如图 2 所示。该轴系由 6 根轴段及 2 个轴承组成。轴系整体与主机均刚性安装于轻量化设计的筏架上，筏架底部由对称布置的 10 只气囊隔振器支承。平台最大尺寸约为 9 m×3.5 m，轴承通过轴承座固定于筏架，轴系延伸至筏架外的尾部简化为自由端。为模拟轴承的支承特性，在轴承与轴颈的接触界面处引入轴向和径向弹簧单元，以弹簧刚度等效替代轴承对轴系的支承作用。其中，推力轴承简化为两端的 2 个弹簧单元，径向轴承因尺寸较大，采用 6 个弹簧单元进行等效。通过附加于传动轴和筏架上的分布式质量点及大刚度弹簧单元，模拟其他设备对轴系动力学行为的影响。筏架底部的 10 只气囊隔振器，在有限元模型中采用一端连接筏架底部、另一端固定的弹簧单元进行等效模拟，模型主要参数如表 1 所示。

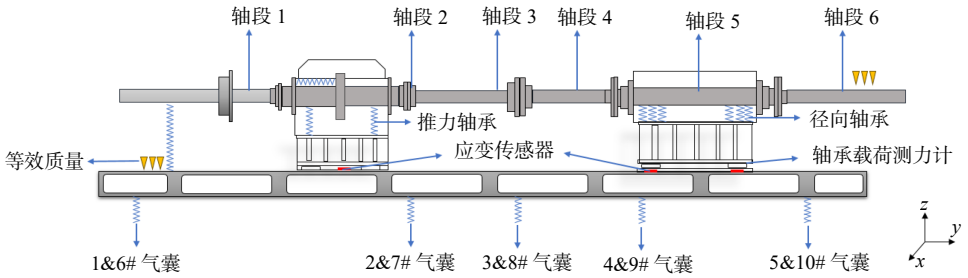


图 2　有限元模型图

Fig.2　Finite element model

表 1　弹簧等效刚度

Tab.1　Equivalent spring stiffness

等效部件	弹簧刚度
气囊隔振器	5.5×10^{2}~1.6×10^{3} N/mm
推力轴承	X方向：1×10^{6} N/mm；Y方向：1×10^{6} N/mm；Z方向：2.8×10^{6} N/mm
径向轴承	X方向：4.8×10^{4} N/mm；Z方向：4.5×10^{5} N/mm

有限元模型中利用弹簧单元等效气囊支承，为保证模型训练时输入参数类型一致，需建立气囊气压对弹性支承力的推导关系。在气囊正常工作状态下，通过公式可由弹簧单元的弹性支承力大小解算出其等效的气囊气压。

$$F_z = PS_e \tag{1}$$

式中：P为气囊气压，S_e为气囊有效面积。

弹性支承轴系试验平台中的传感器布置如图 3 所示，CH1-10 代表在筏架上表面的特征区域安装的应变传感器，S1、S2 测点分别代表推力轴承靠近艏部和艉部的载荷，而 W1、W2 分别代表径向轴承靠近艏部和艉部的载荷，气压传感器集成在气囊隔振器中。有限元模型根据弹性支承轴系试验平台中的传感器布置设置对应的数据采集测点，对各支承弹簧支撑处施加垂向支承力，力变化范围设置为 0.5~5 t，最小变化间隔设定为 0.5 t，共生成 100 组数据。生成的有限元仿真数据将作为预测模型的仿真

训练数据，每组有限元仿真数据包括 10 个气囊的等效气压、筏架 10 个特征区域的应变以及 S1、S2、W1 和 W2 四个测点的轴承载荷。表 2 从训练数据中截取了 4#气囊高度变化工况的部分有限元计算样本数据，反映了气囊高度改变产生的垂向扰动力对轴承载荷和筏架应变的影响。

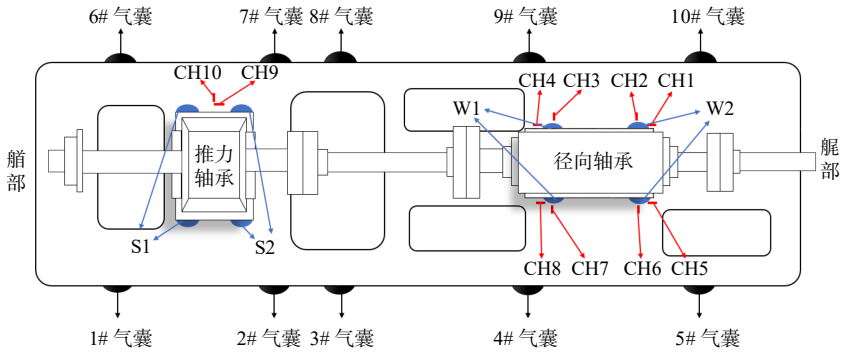


图 3 传感器布置示意图

Fig.3 Schematic diagram of sensor arrangement

表 2 有限元模型仿真数据

Tab.2 Finite element model simulation data

4#气囊处施加	部分应变 /με					轴承载荷 /kg			
垂向力 /t	CH1	CH2	CH7	CH8	CH9	S1	S2	W1	W2
3	30.97	27.67	18.60	12.14	0.20	1427	816	2519	2333
3.5	31.55	28.20	18.76	12.28	0.20	1594	944	2613	2146
4	35.29	31.54	19.81	13.14	0.21	1796	1036	2732	1914
4.5	39.03	34.89	20.86	14.00	0.23	1995	1128	2852	1682
5	42.77	38.23	21.90	14.86	0.24	2196	1217	2972	1449

2 轴承载荷预测模型

弹性支承轴系试验平台如图 4 所示，其中设置 10 个光纤光栅应变传感器、4 个轴承载荷测力装置和 10 个气囊气压传感器，其传感器精度如表 3 所示。



图 4 弹性支承轴系试验平台

Fig.4 Elastically supported shafting system test rig

表 3 各类传感器精度

Tab.3 Accuracy of various sensors

序号	名称	参数	性能
1	力传感器	量程	0~5T
		精度	0.03%F.S
2	压力传感器	量程	0~40Bar
		精度	0.3%F.S
3	光纤光栅传感器	量程	500 με
		分辨率	0.1 με
		精度	0.1%F.S

通过对各气囊独立实施充放气操作，依次设定高度变化值为 0 mm、2 mm、3 mm 及 4 mm，共获取 44 组实测数据。每组实测数据包括 10 个气囊的气压、筏架 10 个特征区域的应变以及 S1、S2、W1 和 W2 四个测点的轴承载荷，其变量类型及测点布置均与有限元仿真数据相对应。

在实际轴系平台完成数据采集后，首先从中抽取 10% 的样本作为测试集 1，该部分数据不参与模

型训练。为进一步保障模型泛化能力评估的客观性，额外选取未参与模型训练与参数调整的独立工况样本构成测试集 2，即将全部 7#气囊充放气工况下的 4 组数据作为测试数据，用以验证模型的泛化能力，其余 36 组数据则作为训练数据。具体数据划分方式如表 4 所示。

表 4 数据集划分

Tab.4 Dataset division

序号	数据名称	样本数	用途
1	仿真数据集	100	预训练模型
2	实测训练集	36	修正模型
3	实测测试集1	4	验证模型预测精度
4	实测测试集2	4	验证模型泛化能力

对 7#气囊充放气工况进行对比，当气囊压力变化引起气囊载荷变化时，不同测点的轴承载荷变化如表 5 所示。

表 5 气囊载荷改变对轴承载荷影响

Tab.5 Effect of air spring load change on bearing load

7#气囊充放气工况	气囊支承力 /t	S1测点载荷 /kg	S2测点载荷 /kg	W1测点载荷 /kg	W2测点载荷 /kg
工况1	5.73	2650	118	2076	2112
工况2	3.92	1870	427	1966	2266
变化率	−31.5%	−29.5%	261.3%	−5.3%	7.3%

由表 5 可知，当 7#气囊支承力下降时，各测点轴承载荷均发生了不同程度变化，说明气囊载荷变化会引起轴系载荷重分布。其中，S1 测点载荷增幅最大，而 W1 和 W2 测点变化相对较小。这表明不同测点对局部气囊载荷变化的响应存在明显差异。在实际运行过程中，各气囊气压需要根据工况动态调节，长期服役时还可能因漏气导致支承力下降，从而进一步引发轴承载荷波动和重分布，并对轴系运行稳定性和安全性产生影响。

7#气囊安装于筏架中部且周围结构的局部刚度更高，其气压变化产生的扰动力对两个轴承的影响更为明显。本文采用的迁移学习方法，旨在将有限元模型中表征的气囊压力、特征区域应变与轴承载荷之间的映射关系，迁移至实际轴系的对应关系中，从而提升预测模型的学习效率与预测性能，并显著降低目标模型对大量实测样本数据的依赖[16]。为明确本文迁移学习模型的建模过程，定义源域数据集与目标域数据集分别为

$$D_{\mathrm{s}}=\{(x_i^{\mathrm{s}},y_i^{\mathrm{s}})\}_{i=1}^{N_{\mathrm{s}}},\quad D_{\mathrm{t}}=\{(x_j^{\mathrm{t}},y_j^{\mathrm{t}})\}_{j=1}^{N_{\mathrm{t}}} \tag{2}$$

其中，x 表示模型输入特征向量，由气囊压力及特征区域应变构成；y 表示轴承载荷输出向量，即

$$\begin{aligned} x&=[p_1,p_2,\cdots,p_m,\varepsilon_1,\varepsilon_2,\cdots,\varepsilon_n]^{\mathrm{T}}\\ y&=[S_1,S_2,W_1,W_2]^{\mathrm{T}}\end{aligned} \tag{3}$$

本文中，源域 D_{s} 为有限元仿真样本，目标域 D_{t} 为试验平台实测样本。尽管两域具有相同的特征表征形式，但由于有限元建模简化、边界条件理想化及实际结构非线性等因素的影响，二者数据分布存在差异，因此需采用迁移学习方法实现由仿真域向实测域的知识迁移。在明确模型输入特征与输出变量后，为提高网络训练稳定性并减小不同物理量量纲差异对模型收敛过程的影响，首先对样本数据进行归一化处理。本文采用最小-最大归一化方法，其表达式为

$$x^{*}=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{4}$$

其中，x 为原始数据，$x_{\max}$ 与 $x_{\min}$ 分别为该变量对应样本中的最大值和最小值，x^{*} 为归一化后的数据。网络输出结果经计算后，再通过反归一化映射回实际物理空间，从而得到最终的轴承载荷预测值。在此基础上，进一步建立源域预训练模型和目标域修正模型。设源域任务和目标域任务分别为

$$T_{\mathrm{s}}=\{X_{\mathrm{s}},Y_{\mathrm{s}},f_{\mathrm{s}}(\cdot)\},\ \ T_{\mathrm{t}}=\{X_{\mathrm{t}},Y_{\mathrm{t}},f_{\mathrm{t}}(\cdot)\} \tag{5}$$

其中，$f_{\mathrm{s}}(\cdot)$和 $f_{\mathrm{t}}(\cdot)$分别表示源域与目标域中输入特征到轴承载荷的映射关系。本文采用双阶段迁移学习策略：首先利用有限元仿真数据训练源域预训练模型，学习输入特征与轴承载荷之间的基础映射；随后利用少量实测样本对预测结果进行修正，以提高目标域下的预测精度。第一阶段建立基于 GA-BP 神经网络的源域预训练模型，其映射关系为

$$\hat{y}^{(0)}=f_{\mathrm{s}}(x;\theta_{\mathrm{s}}) \tag{6}$$

其中，θ_{s}为预训练模型参数，$\hat{y}^{(0)}$为未修正的轴承载荷预测值。对应损失函数为

$$\mathcal{L}_{\mathrm{s}}(\theta_{\mathrm{s}})=\frac{1}{N_{\mathrm{s}}}\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{s}}}\left\|f_{\mathrm{s}}(x_i^{\mathrm{s}};\theta_{\mathrm{s}})-y_i^{\mathrm{s}}\right\|_2^2 \tag{7}$$

因此，本文双阶段迁移学习模型可统一表示为

$$\hat{y}=g(f_{\mathrm{s}}(x;\theta_{\mathrm{s}});\theta_{\mathrm{t}}) \tag{8}$$

该模型通过引入源域仿真先验知识，缓解了目标域实测样本不足对模型训练的限制，并利用实测数据实现对预测偏差的进一步修正，从而提高了轴承载荷预测的准确性与泛化能力。轴承载荷预测模型的构建流程如图 5 所示。

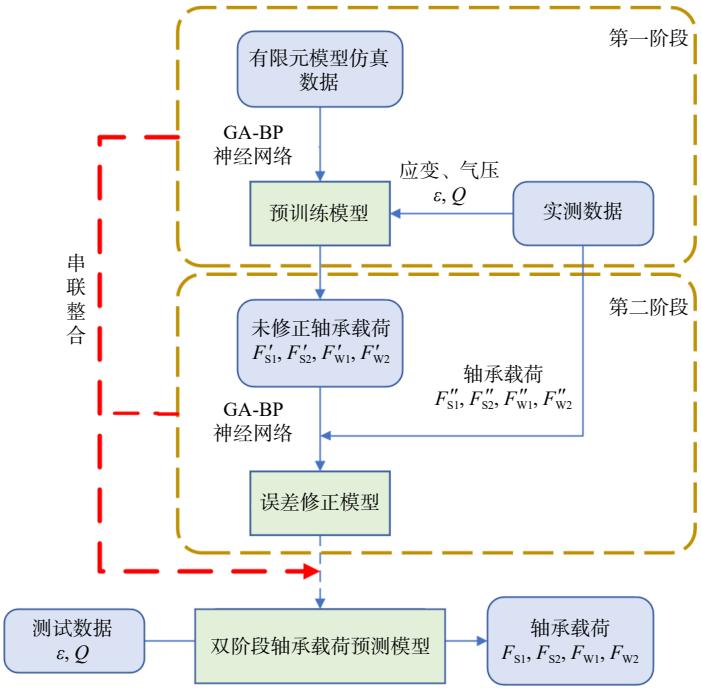


图 5 双阶段轴承载荷预测模型建立流程图

Fig.5 Flowchart of the two-stage prediction model for bearing load increments

首先，利用有限元仿真数据（包括气囊压力、特征区域应变及对应的轴承载荷）对第一阶段的 GA-BP 神经网络进行训练，得到预训练模型。该模型学习了有限元仿真模型中气囊压力、特征区域应变与轴承载荷之间隐含的映射关系，为后续迁移提供基础。其次，将训练数据中气囊压力Q''与特征区域应变ε''输入至上述预训练模型，得到初步的未修正轴承载荷F'_{S1}、F'_{S2}、F'_{W1}、F'_{W2}。随后，以该未修正轴承载荷F'_{S1}、F'_{S2}、F'_{W1}、F'_{W2}与实际测量的轴承载荷F''_{S1}、F''_{S2}、F''_{W1}、F''_{W2}之间的误差作为优化目标，构建第二阶段的 GA-BP 神经网络模型。以未修正轴承载荷F'_{S1}、F'_{S2}、F'_{W1}、F'_{W2}作为第二阶段神经网络模型输入，以实际测量的轴承载荷F''_{S1}、F''_{S2}、F''_{W1}、F''_{W2}作为神经网络模型输出，训练得到误差修正模型。最后，将训练完成的预训练模型与误差修正模型串联整合，形成双阶段轴承载荷预测模型。双阶段轴承载荷预测模型神经网络拓扑图如图 6 所示，将测试数据中的气囊压力Q与特征区域应变ε输入双阶

段轴承载荷预测模型，得到预测的轴承载荷值。并与实测的载荷值比较，测试双阶段轴承载荷预测模型的精度。

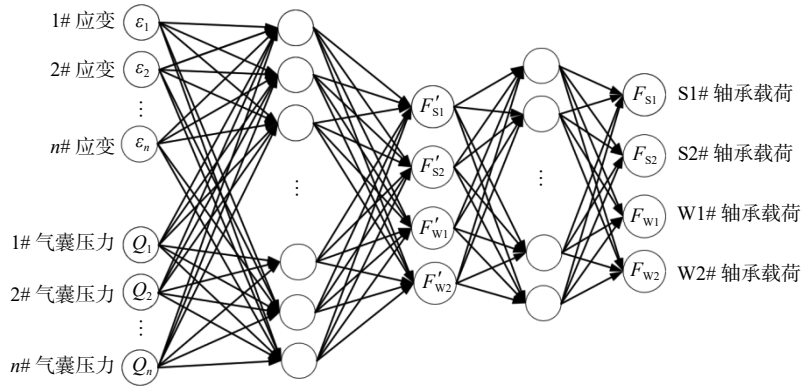


图 6　双阶段轴承载荷预测模型神经网络拓扑图

Fig.6　Neural network topology of the two-stage prediction model for bearing load increments

遗传算法通过模拟自然进化过程对网络参数进行优化，首先对网络参数进行实数编码并初始化种群，随后以均方误差(MSE)作为适应度函数，评估种群中个体的性能。算法采用排序选择策略、单点交叉操作和随机变异操作对种群进行迭代进化，不断生成新一代种群以逼近更优解。当满足预设终止条件时，输出适应度最高个体所对应的网络参数，作为下一阶段模型训练的初始参数[17]。GA-BP 神经网络结构不仅有效避免传统 BP 算法容易陷入局部极小值的问题，而且显著缩短模型参数调整所需时间，提升模型的泛化能力与预测稳定性。神经网络参数如表 6 所示，选用 ReLU 函数作为激活函数并采用双隐层结构。

表 6　神经网络参数

Tab.6　Parameters of neural network

参数名称	取值	参数名称	取值
种群规模	20	第一阶段学习率	0.000 35
最大进化代数	2000	第二阶段学习率	0.005
交叉概率	0.8	动量因子	0.79
变异概率	0.1		

如图 7 所示，适应度曲线随进化代数增加呈稳定下降趋势，并于第 31 代趋于收敛，表明遗传算法成功寻得 BP 网络全局最优的初始超参数组合。

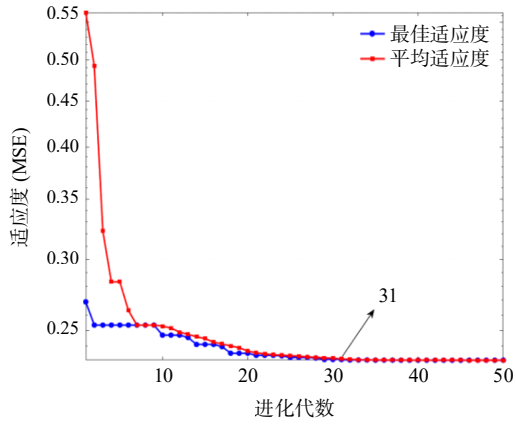


图 7　遗传算法适应度曲线

Fig.7　Fitness curve of the genetic algorithm

3 试验分析

为对比双阶段轴承载荷预测模型的迁移学习效果，将单独采用有限元仿真数据训练的GA-BP神经网络模型命名为有限元数据模型，并将双阶段轴承载荷预测模型命名为双阶段模型。为验证GA-BP神经网络算法的准确性，选取两种常用的机器学习算法，SVR算法和随机森林算法作为对比，采用同样的建模过程构建对比模型，三种模型在随机选取的实测测试集1上的预测误差如表7所示。其中，平均绝对误差(MAE)表征预测值与实测值之间平均绝对偏差的大小，平均相对误差(MRE)表征该偏差相对于实测值的平均比例，二者数值越小表示模型预测精度越高，在各测点均保持较低水平则说明模型具有较好的预测稳定性。

表7 不同算法模型在测试集1的预测效果对比

Tab.7 Comparison of prediction performance of different algorithm models on Test Set1

模型算法	误差类型	S1载荷测点	S2载荷测点	W1载荷测点	W2载荷测点	4测点平均误差
SVR算法	MAE（kg）	324.6	141.1	80.2	122.8	167.2
	MRE	30.3%	14.4%	8.2%	6.8%	14.9%
随机森林算法	MAE（kg）	924.4	164.7	438.9	475.1	750.8
	MRE	146.2%	12.7%	29.2%	43.8%	68.0%
BP神经网络	MAE（kg）	117.8	98.4	80.2	75.9	93.1
	MRE	12.8%	8.0%	4.1%	4.5%	7.4%

由表7可知，三种模型在轴承载荷预测中的性能存在明显差异。其中，BP神经网络在4个测点上的预测误差整体最小，平均相对误差最低，表明其具有较好的预测精度和稳定性；SVR模型次之，在部分测点上具有较好的预测效果，但在W1测点上的预测偏差相对较大；随机森林模型整体误差最大，预测效果相对较差。综合比较可知，BP神经网络更适合用于本文的轴承载荷预测建模。图8进一步对比了基于GA-BP神经网络建立的有限元数据模型与双阶段模型在实测测试集2上的预测效果，表8为两种模型在测试集2的预测误差对比。

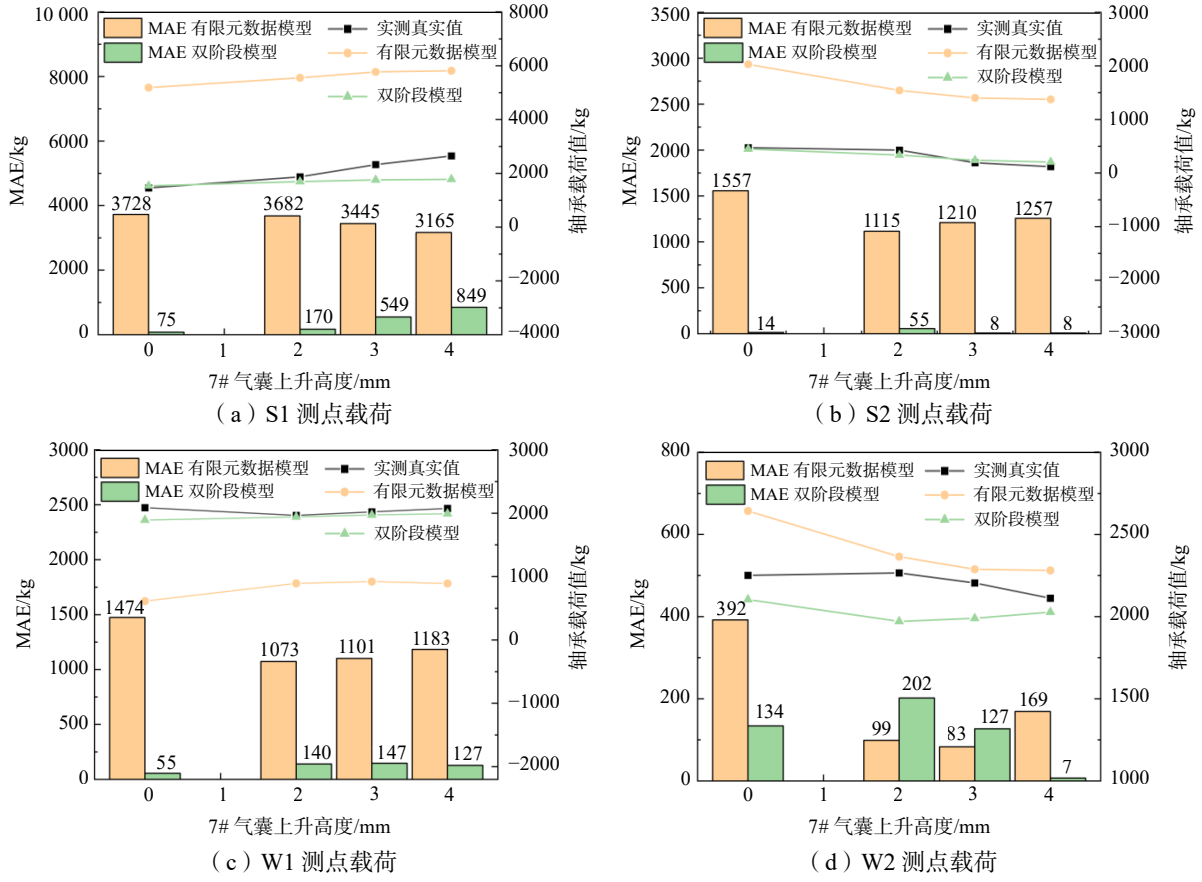
表8 两种模型在测试集2的预测误差对比

Tab.8 Comparison of prediction errors of two models on Test Set2

模型算法	误差类型	S1载荷测点	S2载荷测点	W1载荷测点	W2载荷测点	4测点平均误差
有限元数据模型	MAE（kg）	3505	1285	1208	186	1270
	MRE	179.9%	571.2%	59.1%	8.3%	166.6%
双阶段模型	MAE（kg）	411	21	117	118	152
	MRE	17.5%	6.7%	5.8%	5.2%	8.5%

结果表明，双阶段模型在实测测试集2上的预测效果明显优于有限元数据模型，与实测值的吻合度更高，MAE和MRE均显著降低，说明所提出的双阶段迁移学习方法能够在保留有限元仿真先验信息的基础上，利用实测数据有效修正模型偏差，从而提高预测精度和稳定性。有限元数据模型虽经遗传算法优化，但受有限元建模中理想化简化及边界条件设定误差的影响，其对气囊压力变化所引起的垂向扰动力的响应与真实系统仍存在偏差，导致部分测点预测误差较大，甚至超出设计载荷±20%的允许范围，但仍能在一定程度上反映轴承载荷的变化趋势。相比之下，双阶段模型通过引入实测数据对仿真结果进行修正，在S1、S2、W1和W2四个测点上的最大误差为17.5%，最小误差为5.2%，平均误差为8.8%，表明其对未参与训练的工况仍具有较好的预测能力。其中，W2测点在有限元数据模型原有较高精度的基础上仍保持了良好的拟合效果，说明双阶段修正并未破坏原有有效信息；而S1测点误差相对较大，则与推力轴承艏部周围设备布置复杂、筏架轻量化挖孔等结构特征在有限元建模中被适当简化

有关。同时，实测载荷随气囊气压变化存在一定突变，也进一步增大了该测点的预测难度。由于测试集 2 由未参与模型训练和参数调整的独立工况样本构成，因此上述结果也在一定程度上验证了该模型具有较好的泛化能力。



（a）S1 测点载荷　（b）S2 测点载荷

（c）W1 测点载荷　（d）W2 测点载荷

图 8　两种模型在测试集 2 的预测效果对比

Fig.8　Comparison of prediction performance between two models on Test Set2

4 结　语

本文针对由气囊压力变化所引起的垂向扰动力作用下的弹性支承轴系轴承载荷变化，提出了一种基于 GA-BP 神经网络与迁移学习相结合的预测方法。该方法融合有限元仿真数据与少量实测样本，实现了在数据样本较少条件下对轴承载荷的预测，通过试验研究验证本研究提出的方法对未训练工况仍具备良好的泛化能力，证明了所提方法的可行性。该方法可用于工程实践中全寿命周期内弹性支承轴系轴承载荷的监测，为轴系状态评估与载荷调控提供数据支持。但未来仍需进一步研究以提高其在复杂扰动与突变工况下的预测精度与稳健性。

参　考　文　献：

[1] 何江洋，何　琳，徐　伟，等. 船舶推力轴承弹性支承的轴系纵振减振性能研究[J]. 船舶力学，2017，21(5)：613–620.

He J Y, He L, Xu W, et al. Study on longitudinal vibration reduction performance of ship thrust bearing elastic support[J]. Journal of Ship Mechanics, 2017, 21(5): 613–620. (in Chinese)

[2] 卜文俊, 何　琳, 施　亮. 船舶推进装置气囊隔振系统对中可控性问题研究[J]. 振动与冲击, 2015, 34(5): 56–60.
Bu W J, He L, Shi L. Alignment controllability of air spring isolation system for marine propulsion device[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(5): 56–60. (in Chinese)

[3] 张　乐, 徐　伟, 李正民. 弹性支承对船舶轴系的影响分析[J]. 舰船科学技术, 2020, 42(7): 81–84.
Zhang L, Xu W, Li Z M. Analysis of the influence of elasitc mounting on marine propulsion shaft[J]. Ship Science and Technology, 2020, 42(7): 81–84. (in Chinese)

[4] 尹红升, 刘金林, 施　亮, 等. 船舶柔性推进轴系校中特性研究[J]. 推进技术, 2022, 43(4): 401–409.
Yin H S, Liu J L, Shi L, et al. Research on alignment characteristics of ship flexible propulsion shafting[J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(4): 401–409. (in Chinese)

[5] 赵兴乾, 帅长庚, 徐　伟, 等. 船舶艉部整体隔振系统中轴承载荷增量研究[J]. 工程力学, 2019, 36(S1): 311–315.
Zhao X Q, Shuai C G, Xu W, et al. Research on bearing load increment in an integrated stern vibration isolation system of ships[J]. Engineering Mechanics, 2019, 36(S1): 311–315. (in Chinese)

[6] Zhang Y, Xu W, Li Z, et al. Alignment and safety analysis of marine propulsion shafting using intelligent floating raft system[J]. Journal of Marine Science and Technology, 2020(prepublish): 1–8.

[7] Deng Y, Li Y, Zhu H, et al. Displacement values calculation method for ship multi-support shafting based on transfer learning[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(1): 36.

[8] He L, Xu W, Bu W, et al. Dynamic analysis and design of air spring mounting system for marine propulsion system[J]. Journal of Sound and Vibration, 2014, 333(20): 4912–4929.

[9] Flaherty A L, Salant R F. Elastohydrodynamic analysis of reverse pumping in rotary lip seals with microundulations[J]. Journal of Tribology, 2008, 116(1): 56–62.

[10] 朱溢铭. 单支撑大型汽轮发电机组轴系动力特性研究[D]. 南京: 东南大学, 2019.
Zhu Y M. Study on dynamic characteristics of large single-support turbo-generator rotor system[D]. Nanjing: Southeast University, 2019. (in Chinese)

[11] 刘祺霖, 欧阳武, 闫琦隆. 舰船推进轴系轴承载荷识别与标定方法[J]. 船舶力学, 2023, 27(7): 1075–1083.
Liu Q L, Ouyang W, Yan Q L. Identification and calibration method of bearing load for marine propulsion shafting[J]. Journal of Ship Mechanics, 2023, 27(7): 1075–1083. (in Chinese)

[12] 闫琦隆, 欧阳武, 刘祺霖. 舰船水润滑轴承等效支点预测及轴系迭代校中[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2022, 43(5): 689–696.
Yan Q L, Ouyang W, Liu Q L. Equivalent support point prediction of ship water-lubricated bearing and iterative alignment of shafting[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2022, 43(5): 689–696. (in Chinese)

[13] 汪　骥, 樊　荣, 李　瑞, 等. 基于应变波形的船舶推进轴系负荷测量方法研究[J]. 造船技术, 2016, 5: 17–20+6.
Wang J, Fan R, Li R, et al. Research on load measurement method of ship propulsion shafting based on strain waveform[J]. Marine Technology, 2016, 5: 17–20+6. (in Chinese)

[14] 汪　骥, 张　晨, 李　瑞, 等. 船舶推进轴系运转状态下轴承负荷测量方法研究[C]//2019 年船舶结构力学学术会议, 武汉, 2019.
Wang J, Zhang C, Li R, et al. Research on bearing load measurement method for ship propulsion shafting under operating conditions[C]//Proceedings of the Conference on Ship Structural Mechanics, Wuhan, 2019. (in Chinese)

[15] Zheng Y J, Yu S L, Song Q, et al. Co-evolutionary fuzzy deep transfer learning for disaster relief demand forecasting[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2022, 10(3): 1361–1373.

[16] 谷志明, 付　宇, 李　珍, 等. 艉轴大跨距轴系校中计算[J]. 船舶力学, 2024, 28(3): 435–441.
Gu Z M, Fu Y, Li Z, et al. Shafting alignment calculation of large span propeller shafts[J]. Journal of Ship Mechanics, 2024, 28(3): 435–441. (in Chinese)

[17] 林煌旭, 孔　选, 陆将男, 等. 基于 GA-BP 算法的汽车前端框架翘曲变形优化及验证[J]. 工程塑料应用, 2025, 53(1): 90–97.
Lin H X, Kong X, Lu J N, et al. Optimization and verification of warpage deformation of automobile front-end framework based on GA-BP algorithm[J]. Engineering Plastics Application, 2025, 53(1): 90–97. (in Chinese)