

装备与成套技术

萤火虫优化 BP 神经网络离合器制动器故障诊断

胡 凯, 曹春平, 孙 宇, 王 禹

(南京理工大学 机械工程学院, 江苏 南京 210094)

摘要:为解决高速压力机离合器制动器的故障问题,提出了萤火虫优化 BP 神经网络故障诊断算法,可防止传统的 BP 神经网络算法中容易进入局部最优等问题。介绍了一般离合器制动器故障的类型和原因,并分析了萤火虫优化 BP 神经网络故障诊断算法的基本理论,建立了基于该算法的离合器制动器故障诊断模型。以高速压力机中的离合器制动器为研究对象,采用 Matlab 进行仿真验证。结果表明:萤火虫算法优化 BP 神经网络的故障诊断误差明显小于传统 BP 神经网络和遗传算法优化 BP 神经网络的误差,故障诊断正确率可达 89.167%。

关键词: 高速压力机; 离合器制动器; BP 神经网络; 萤火虫算法; 故障诊断

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2023.06.018

中图分类号: TH165 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-3940 (2023) 06-0124-06

Fault diagnosis on clutch brake based on firefly optimization BP neural network

Hu Kai, Cao Chunping, Sun Yu, Wang Yu

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: In order to solve the fault problem of clutch brake in high speed press, a fault diagnosis algorithm based on firefly optimization BP neural network was proposed, which prevented the problems such as easy entry into local optimum in the traditional BP neural network algorithm. Then, the types and causes of general clutch brake faults were introduced, and the basic theory for fault diagnosis algorithm of firefly optimization BP neural network was analyzed to establish a clutch brake fault diagnosis model based on this algorithm. For the clutch brake in high-speed press, the simulation verification was carried out by Matlab. The results show that the fault diagnosis error of firefly optimization BP neural network is significantly smaller than that of the traditional BP neural network and the genetic algorithm optimization BP neural network, and the correct rate of fault diagnosis reaches 89.167%.

Key words: high-speed press; clutch brake; BP neural network; firefly algorithm; fault diagnosis

离合器制动器是高速压力机最为重要的一部分。它对高速压力机的使用有着关键性的影响,只要发生问题必会降低工厂的正常生产效率和产量,影响企业的经济收益,严重情况下甚至会发生人身安全问题。为了减少由高速压力机故障带来的损失、提高高速压力机故障诊断的智能化水平,构建智能化诊断模型来实现高速压力机的故障诊断具有重要的研究意义。

近年来,人工智能成为世界最前沿的学术领域,并快速地融入各领域。融入了人工智能的机械故障

诊断技术,有望形成中国机械装备健康管理的新方式,也为其高度智能的机械故障诊断技术和设备健康管理带来了全新的探索途径^[1]。杨胜康等^[2]采用多源域深度迁移学习对滚动轴承进行故障诊断,表现出较好的诊断效果。周霞^[3]研究了自适应模糊支持向量机邻近增量算法,将其运用到汽车的液压高速离合器故障诊断中,并进行仿真分析,验证了其可行性。吕楠等^[4]将 BP 神经网络与小波函数相结合,对轴承进行故障诊断,试验结果显示, BP 神经网络可以准确地确定失效类型。但是, BP 神经网络容易陷入局部最优,且初始参数对诊断结果的影响很大。为此,很多学者通过使用全局优化方法对神经网络进行优化,并将其用于故障诊断方面。钱志远^[5]利用遗传算法和 BP 神经网络的方式进行了港口起重机诊断问题,通过仿真分析可知,遗传算法优化的 BP 神经网络可准确地判断其失效状态,

收稿日期: 2022-08-01; 修订日期: 2022-11-06

基金项目: 江苏省科技成果转化专项资金 (BA2021067)

作者简介: 胡 凯 (1996-), 男, 硕士研究生

E-mail: 475427659@qq.com

通信作者: 曹春平 (1976-), 女, 博士, 副教授

E-mail: ccp_alice@163.com

且比传统 BP 神经网络误差小。吕德深等^[6]利用粒子群算法优化神经网络，并对光电检测装置的故障进行诊断，其诊断正确率可以超过 90%，具有较高的正确率。但无论是粒子群算法还是遗传算法，都会在寻优的后期陷入局部最优，导致收敛速度下降。Yang X S^[7]设计了萤火虫算法，并通过模拟试验证明在寻优性方面，萤火虫方法明显优于遗传算法和粒子群方法。

针对萤火虫算法在局部和全局优化、鲁棒特性等领域方面的特殊优点^[8]，本文结合了萤火虫算法和 BP 神经网络，利用萤火虫计算方法对 BP 神经网络中的权重和阈值加以调整，使其达到最优，并将其运用于 JL21G-63 型高速压力机离合器制动器的故障诊断中，结果表明，该方法能够快速准确地对离合器制动器的故障进行诊断。

1 离合器制动器常见的故障

JL21G-63 型高速压力机在冲压生产线上的使用越来越多，其主要的技术参数如表 1 所示。

表 1 JL21G-63 型高速压力机主要参数

Table 1 Main parameters of JL21G-63 high-speed press

参数	数值	参数	数值
滑块公称力/kN	630	公称力行程/mm	1.5
滑块行程/mm	30	行程次数	200~350
电动机功率/kW	11	最大装模高度/mm	260
装模高度调节量/mm	50	压力机气压/MPa	0.5

其传动原理如图 1 所示。

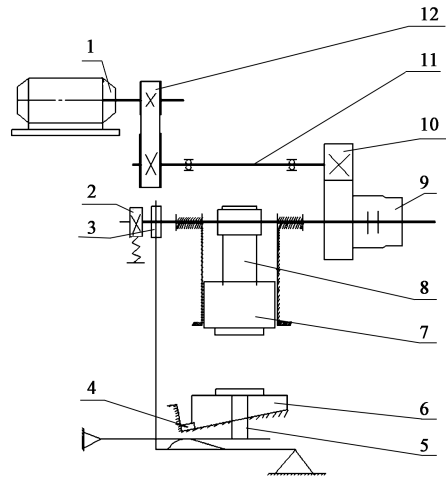


图 1 JL21G-63 型高速压力机传动原理图
1. 电动机 2. 制动器 3. 凸轮 4. 楔块 5. 顶杆 6. 工作台
7. 滑块 8. 连杆 9. 离合器 10. 齿轮 11. 传动轴 12. 带轮
Fig. 1 Transmission principle diagram of JL21G-63 high-speed press

离合器制动器对高速压力机来说是最重要的部分，若发生故障必将影响企业生产效率，快速准确地判断离合器制动器的失效情况、判断故障原因及采取合适的维修在生产中具有重要的意义。JL21G-63 型高速压力机的离合器制动器由主动部分、从动部分、压紧机构和制动部分等组成。其主动部件有飞轮、离合盖、压盘和气缸等；从动部件则是由摩擦片和从动盘等构成；压紧机构主要由弹簧和主动部分等构成；制动部分主要由摩擦圆盘、缸体和制动弹簧等构成。离合器制动器的故障原因有：离合不工作、离合发热抱死、离合漏气、制动器温度过高、溜车、离合器脱开后猛烈撞击等^[9]。造成这些故障的原因也有很多：离合器孔与离合器轴配合较松、离合器缸内压缩空气不足或离合器接触不稳导致离合器漏气；工作键的拉力减振簧过松、折断、操作键柄折断或破损等也可造成离合器不能运行；制动器弹簧过松导致离合器脱开的强烈撞击；刹车过紧导致制动器过度发热；离合器接触不稳或离合气缸内压缩空气不足致使溜车；弹簧质量差、离合器齿圈的内齿加工变形或离合器活塞与飞轮配合间隙小致使离合器发热抱死等^[9]。选取最常见的离合器制动器故障原因，如表 2 所示。

表 2 离合器制动器常见故障及原因

Table 2 Common faults and causes of clutch brake

序号	故障类型	原因
1	离合器脱开时剧烈冲击	制动器弹簧太松
2	溜车	制动器摩擦块磨损
3	制动器温度过高	制动器过紧
4	离合器漏气	离合气缸内压缩空气不足
5	离合器发热抱死	离合器活塞与飞轮配合间隙小
6	离合器不工作	工作键的拉力弹簧过松或断裂

2 萤火虫算法

萤火虫算法（Firefly Algorithm, FA）的基本思想为：某一范围内随机有闪亮的萤火虫个体，而这种个体也会被其他个体发出的光所吸引，发光得越亮，吸引力就越大。发光较亮的个体随机“移动”，其他个体则向发光较亮的个体进行“聚集”，在聚集和移动过程中，任何一个萤火虫的飞行位置都因为其实时区域中最亮发光个体的变化而发生变化，最后每个萤火虫个体都将在发光最亮的个体中集合。依据萤火虫思想可以解决工程中的寻优问题。

首先, 亮度 $I(r)$ 的定义为:

$$I(r) = I_0 e^{-\gamma r^2} \quad (1)$$

式中: I_0 为萤火虫位置的原始发光亮度, 与目标函数值有关, 其自身发光亮度越高, 目标函数值也就越高; γ 为发光亮度吸收系数; r 为任意两个萤火虫 i 和 j 在它们的位置 X_i 和 X_j 上的间距, 也称为笛卡尔距离。

r 的计算公式如下:

$$r = \|X_i - X_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d (X_{i,k} - X_{j,k})^2} \quad (2)$$

式中: $X_{i,k}$ 、 $X_{j,k}$ 为萤火虫 i 和萤火虫 j 的空间坐标 X_i 、 X_j 的第 k 维坐标值; $k=1, \dots, d$; d 为问题的维度。

定义吸引度 $\beta(r)$, 因为萤火虫的吸引度与亮度成正比, 因此:

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (3)$$

式中: β_0 为 $r=0$ 时的吸引度。

萤火虫 i 会向着比它更亮的其他萤火虫 j 的方向移动:

$$X'_i = X_i + \beta_0 e^{-\gamma r^2} (X_j - X_i) + \alpha \left(rand - \frac{1}{2} \right) \quad (4)$$

式中: X'_i 为萤火虫 i 移动后的位置; α 为步长因子; $rand$ 为在 $[0, 1]$ 均匀分布的随机实数; 等式右侧第 2 项表示萤火虫对光强的吸引力, 第 3 项为随机扰动项。

通过式 (4) 得到最亮的萤火虫的位置更新方程式如下:

$$X'_{besti} = X_{besti} + \alpha \left(rand - \frac{1}{2} \right) \quad (5)$$

式中: X_{besti} 为最亮的萤火虫位置; X'_{besti} 为最亮的萤火虫的更新后的位置。

3 离合器制动器故障诊断的设计

3.1 故障特征参数的选取和数据预处理

当设备发生故障时, 必定会影响设备运行的特征参数。根据历史故障信息选取最能体现离合器制动器故障原因特征参数作为样本集。在本次高速压力机离合器制动器故障诊断中, 选取离合器温度、主机电流、离合器气压、制动器气压、主轴转速和润滑油压力为输入特征参数。为了统一量纲, 在 Matlab 中利用 Mapminmax 函数对离合器制动器的故障特征参数进行归一化, 得到处理后的样本数据。Mapminmax 函数表达式如下^[10]:

$$z = \frac{(z_{\max} - z_{\min})(b - b_{\min})}{(b_{\max} - b_{\min})} + z_{\min} \quad (6)$$

式中: b 为输入故障特征参数数据; b_{\max} 、 b_{\min} 为输入

故障特征参数数据中的最大值和最小值^[11]; z 为归一化后样本数据输出值; z_{\max} 和 z_{\min} 为故障样本设定的归一化后样本数据的最大值和最小值, $z_{\max}=1$, $z_{\min}=-1$ 。

3.2 离合器制动器故障类型

在建立萤火虫优化 BP 神经网络故障诊断模型之前, 应首先判断离合器制动器的故障情况, 确定神经网络的期望输出。根据离合器制动器常见的故障现象确定其故障类型有 6 种: 离合器脱开时剧烈冲击 (1, 0, 0, 0, 0, 0)、溜车 (0, 1, 0, 0, 0, 0)、制动器温度过高 (0, 0, 1, 0, 0, 0)、离合器漏气 (0, 0, 0, 1, 0, 0)、离合器发热抱死 (0, 0, 0, 0, 1, 0)、离合器不工作 (0, 0, 0, 0, 0, 1)。

3.3 萤火虫优化 BP 神经网络故障诊断模型

采用上述的萤火虫算法, 可以建立萤火虫优化 BP 神经网络 (FA-BP) 的离合器制动器故障诊断模型, 如图 2 所示。

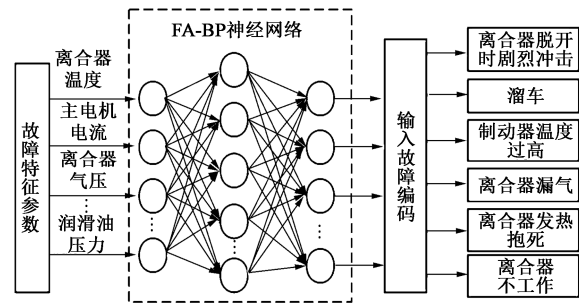


图 2 FA-BP 神经网络离合器制动器故障诊断模型

Fig. 2 Fault diagnosis model of FA-BP neural network for clutch brake

通过高速压力机离合器制动器故障类型确定输入与输出参数, 对 FA 算法中种群初始化, 然后再确定 BP 神经网络的结构。萤火虫每个个体都对应 BP 神经网络中的阈值与权值^[12]。计算萤火虫适应度 f_{fitness} , 如式 (7) 所示:

$$f_{\text{fitness}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{p=1}^N (h_p - h_m)^2} \quad (7)$$

式中: h_p 为所有第 p 个训练向量的实际输出值, $p=1, \dots, N$; h_m 为所有训练向量的预测值; N 为训练的个数。

通过改变萤火虫位置、萤火虫亮度及决策半径等来选择最优的萤火虫个体, 然后对最初的权值与阈值进行替换, 从而得到最优解的 BP 神经网络。将离合器制动器的测试集数据代入到训练后的 BP 神经网络中, 当满足要求时, 输出结果确定离合器制动器的故障类型。图 3 为萤火虫优化 BP 神经网络算法流程图。

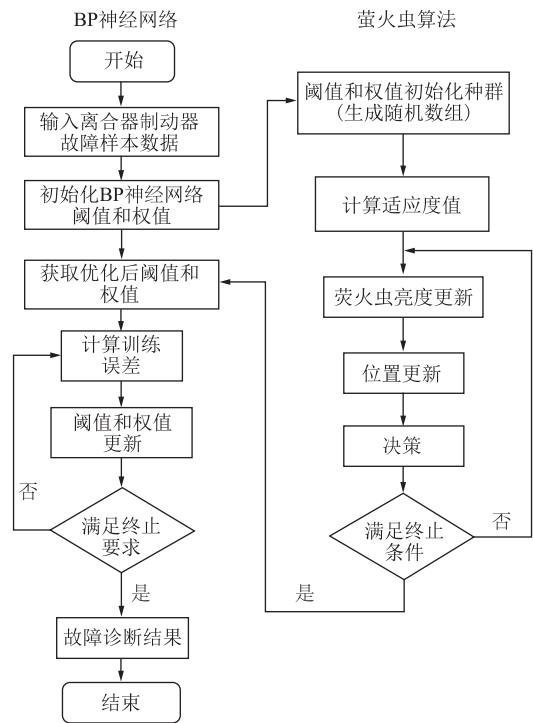


图 3 FA-BP 神经网络算法流程图
Fig. 3 Flow chart of FA-BP neural network algorithm

3.4 离合器制动器故障诊断

高速压力机离合器制动器故障诊断的具体步骤如下。

(1) 在历史故障信息中选取故障类型为离合器脱开时剧烈冲击、溜车、制动器温度过高、离合器漏气、离合器发热抱死、离合器不工作各 20 组特征数据，共 120 组，并进行归一化处理。其中，将随机选取 100 组故障特征数据作为训练数据，其余为测试数据。

(2) 根据所选定的离合器制动器的故障特征参数为 6 个、故障类型为 6 种，确定为 6-18-6 结构的 BP 神经网络。因此，萤火虫个体编码长度为 216。将种群数量定为 50，迭代最高次数为 500，误差临界值为 0.01，发光亮度吸收系数 $\gamma=1.0$ ，最高吸引度 $\beta=1.0$ ，步长因子 $\alpha=0.02$ 。

(3) 基于初始参数建立 FA-BP 神经网络离合器

制动器诊断模型，用随机选取的 100 组故障数据训练模型来计算模型误差，即种群个体的适应度大小。

(4) 按照适应度值大小，进行萤火虫个体位置更新替换，找到最佳的萤火虫个体，将最好的适应度的个体位置作为最优的 BP 神经网络参数^[12]，将确定离合器制动器故障数据与故障类型最佳的对应关系。

(5) 如果训练误差达到最终条件时，BP 神经网络训练完毕，否则返回执行步骤 3。

(6) 在训练好的 FA-BP 神经网络中输入 20 组测试集，当满足要求时输出离合器制动器的诊断结果，确定离合器制动器的故障类型与原因。

4 模型仿真与验证

4.1 仿真结果

将输入的特征参数 ($b_1, b_2, b_3, b_4, b_5, b_6$) 进行归一化处理，其中， b_1 为离合器温度， b_2 为主机电流， b_3 为离合器气压， b_4 为制动器气压， b_5 为主轴转速， b_6 为润滑油压力，如表 3 所示。得到归一化后的样本数据 z ，然后带入到诊断模型中输出诊断结果 ($y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6$)， $y_1 \sim y_6$ 为网络输出代号，如表 4 所示。选出一组实际测试样本数据对应的测试输出结果与期望输出值进行对比检验，输出结果越接近期望输出结果，其诊断结果越准确，也就越能确定故障的类型。

表 3 测试样本输入数据
Table 3 Input data for test sample

序号	$b_1/^{\circ}\text{C}$	b_2/A	b_3/MPa	b_4/MPa	$b_5/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	b_6/MPa
1	78.62	15.36	0.56	0.67	78.64	0.63
2	75.68	9.52	0.49	0.26	75.36	0.51
3	76.63	8.53	0.47	0.78	120.36	0.49
4	69.25	8.94	0.13	0.71	80.36	0.49
5	120.23	8.67	0.45	0.62	80.62	0.54
6	80.45	9.02	0.51	0.67	84.36	0.14

表 4 测试输出结果
Table 4 Output result for test

序号	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	故障类型
1	0.9857	0.0342	0.0037	-0.0211	-0.0354	0.0247	离合器脱开时剧烈冲击
2	0.0496	0.9914	0.0054	-0.0341	0.0296	0.0346	溜车
3	0.0294	-0.0117	1.0931	0.0197	0.0586	-0.0356	制动器温度过高
4	-0.0497	0.0024	0.0313	0.9543	0.0125	-0.0256	离合器漏气
5	-0.0851	0.0183	0.0253	-0.0541	0.9758	0.0489	离合器发热抱死
6	0.0259	0.0453	-0.0257	-0.0468	0.0796	1.1286	离合器不工作

在 FA 优化 BP 神经网络的过程中, 最佳个体适应函数曲线如图 4 所示, 可以看出, 在经过 35 次左右迭代后适应度值为 0.9870, 说明萤火虫优化算法在很短的时间内就可以找到最优的权值和阈值, 证明了算法的可行性。

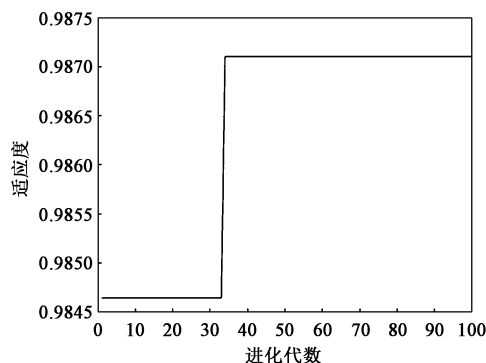


图 4 萤火虫算法适应度进化曲线

Fig. 4 Fitness evolution curve of FA

最后, 随机选取 100 组故障数据, 用萤火虫优化 BP 神经网络方法确定离合器与制动器的故障类型, 图 5 为测试样本诊断结果图。

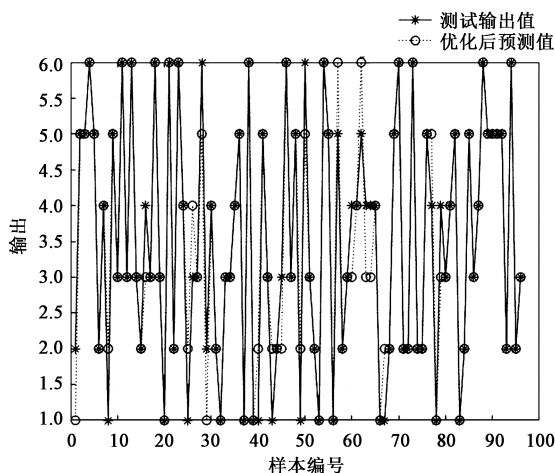


图 5 测试样本故障诊断结果

Fig. 5 Fault diagnosis results of test samples

由图 5 可以看出, 测试样本中总共有 100 组故障数据, 能够准确地预测出的故障的次数大约在 90 次左右, 因此, 用此模型对测试集进行高速压力机离合器制动器故障诊断的结果准确率为 89.167%。

4.2 不同模型的对比

为了验证上文中萤火虫优化 BP 神经网络算法的优越性, 对传统 BP 神经网络、萤火虫优化的 BP 神经网络、遗传算法优化的 BP 神经网络在离合器制动器故障诊断方面进行比较训练, 训练误差曲线如图 6 所示。图 6 为传统 BP 神经网络、遗传算法

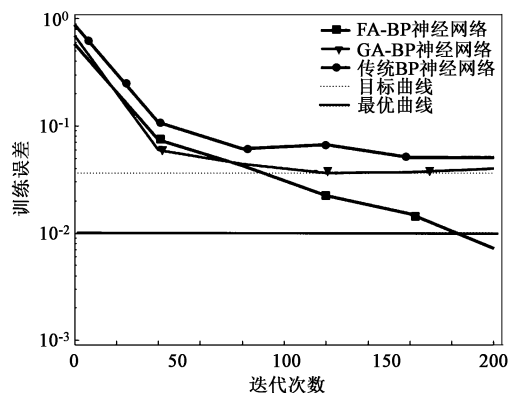


图 6 不同算法的训练误差曲线对比

Fig. 6 Comparison of training error curves for different algorithms

优化 BP 神经网络 (GA-BP) 以及萤火虫优化 BP 神经网络 (FA-BP) 输出的误差收敛情况。

通过 500 多次的迭代, 传统 BP 神经网络仍未能满足期望误差, 从而产生了局部最优; 在 248 次迭代后遗传算法优化 BP 神经网络达到了最大期望误差, 而萤火虫优化 BP 神经网络在 163 次迭代后就达到了最大期望误差。由此可知, 与传统 BP 神经网络训练和遗传算法优化 BP 神经网络训练相比, 经过萤火虫优化 BP 神经网络训练的收敛速率较快, 效率最高。

3 种高速压力机离合器制动器的故障诊断方法结果对比如表 5 所示。

表 5 传统 BP 神经网络、遗传算法优化 BP 神经网络、萤火虫优化 BP 神经网络对比

Table 5 Comparison of traditional BP neural network, genetic algorithm optimization BP neural network and firefly optimization BP neural network

诊断方法	迭代次数	消耗时间 t/s
传统 BP 神经网络	500	8.5
GA-BP 神经网络	248	5.4
FA-BP 神经网络	160	3.2

通过观察与对比可以证明, 萤火虫优化 BP 神经网络的训练误差收敛速率显然比传统 BP 神经网络的更高。

5 结论

(1) 分析出高速压力机离合器制动器常见的故障类型与原因, 为智能诊断做准备。

(2) 建立了萤火虫优化 BP 神经网络算法模型,

其中BP神经网络的权值与阈值使用萤火虫算法实现寻优优化,然后运用该算法模型对离合器制动器的故障进行诊断,仿真数据表明,其可以快速准确地完成故障诊断,诊断结果的准确率可达89.167%。

(3)与传统BP神经网络和遗传算法优化BP神经网络相比,萤火虫优化BP神经网络误差较小,收敛速度快,可更好地应用于离合器制动器的故障诊断。

参考文献:

- [1] 李洪,刘培邦,汤胜楠,等.机械装备智能故障诊断研究现状与发展趋势[J].电子技术应用,2021,(S1):380-389.
Li H, Liu P B, Tang S N, et al. Research status and development trend for intelligent fault diagnosis of mechanical equipment [J]. Application of Electronic Technique, 2021, (S1): 380-389.
- [2] 杨胜康,孔宪光,王奇斌,等.基于多源域深度迁移学习的机械故障诊断[J].振动与冲击,2022,41(9):32-40.
Yang S K, Kong X G, Wang Q B, et al. Mechanical fault diagnosis based on multi-source deep transfer learning [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41 (9): 32-40.
- [3] 周霞.基于支持向量机的汽车液压离合器的故障诊断[J].液压与气动,2012,249(5):113-115.
Zhou X. Trouble shooting of vehicle hydraulic clutch based on fuzzy support vector machine [J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2012, 249 (5): 113-115.
- [4] 吕楠,姚平喜.基于BP神经网络的滚动轴承故障诊断[J].煤矿机械,2020,41(8):172-173.
Lyu N, Yao P X. Fault diagnosis of rolling bearing based on BP neural network [J]. Coal Mine Machinery, 2020, 41 (8): 172-173.
- [5] 钱志远.遗传算法优化BP神经网络港口起重机故障诊断[J].机械制造与自动化,2019,48(1):172-175.
Qian Z Y. Optimizing BP neural network based on genetic algorithm for fault diagnosis of port crane [J]. Machine Building & Automation, 2019, 48 (1): 172-175.
- [6] 吕德深,梁承权.粒子群优化神经网络的光电探测设备故障诊断[J].激光杂志,2020,41(9):216-220.
Lyu D S, Liang C Q. Application of PSO neural network in fault diagnosis of photoelectric detection equipment [J]. Laser Journal, 2020, 48 (9): 216-220.
- [7] Yang X S. Firefly algorithms for multimodal optimization [A]. International Symposium on Stochastic Algorithms [C]. Japan: Springer, 2009.
- [8] 王慧,符鹏,宋宇宁.基于萤火虫优化BP神经网络方法的传感器温度补偿策略[J].机械强度,2020,42(1):109-114.
Wang H, Fu P, Song Y N. Temperature compensation strategy of pressure sensor based on BP neural network optimized by glowworm swarm optimization [J]. Journal of Mechanical Strength, 2020, 42 (1): 109-114.
- [9] 周超.基于振动特征提取的热模锻压力机传动系统故障诊断研究[D].南京:南京理工大学,2019.
Zhou C. Research on Fault Diagnosis of Transmission System of Hot Forging Press Based on Vibration Feature Extraction [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2019.
- [10] 张坚,双远华,胡建华,等.基于改进的BP神经网络无缝钢管连轧制力的预测[J].锻压技术,2022,47(5):153-160.
Zhang J, Shuang Y H, Hu J H, et al. Prediction on rolling force in continuous rolling of seamless steel pipe based on improved BP neural network [J]. Forging & Stamping Technology, 2022, 47 (5): 153-160.
- [11] Yi L Z, Jiang G L, Zhang G Y, et al. A fault diagnosis method of oil-immersed transformer based on improved harris hawks optimized random forest [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2022, 17 (4): 2527-2540.
- [12] 吕明.基于萤火虫优化BP神经网络的数控机床故障诊断[J].机械设计与研究,2014,30(6):77-80,89.
Lyu M. Research on CNC machine fault diagnosis based on the GSO-BP neural network [J]. Machine Design and Research, 2014, 30 (6): 77-80, 89.

2023 上海锻压技术与装备展在上海成功举办

由中国机械工程学会塑性工程分会、中国机械总院集团北京机电研究所有限公司主办的“2023 上海锻压技术与装备展”于2023年6月11日至14日在上海国家会展中心成功举办。

湖北三环锻造有限公司、扬力集团股份有限公司、中国机械总院集团北京机电研究所有限公司、重庆大江杰信锻造有限公司、武汉威领锻造视觉科技有限公司、营口锻压机床有限责任公司、湖州机床厂有限公司、浙江阿波罗工具有限公司、拉斯科成型技术有限公司、江苏太平洋精锻科技股份有限公司等锻压行业的知名企业参加了此次展会。大连交通大学连续挤压教育部工程研究中心、中北大学集成精密成形中心、北方工业大学辊弯成形技术研发团队、中国机械总院集团北京机电研究所有限公司及太原理工大学先进金属复合材料成形技术与装备教育部工程中心展示了各自的研究和实践成果。此外,展会同期举办了“锻压技术与装备高质量发展论坛”,邀请了上海交通大学李细锋教授、中北大学薛勇教授、太原理工大学刘元铭副教授、中国机械总院集团北京机电研究所有限公司袁超博士、扬力集团股份有限公司马龙主任和武汉威领锻造视觉科技有限公司王星总经理等做了精彩的学术、技术报告。

此次展会聚焦锻压领域的新材料、新技术、新装备、智能制造和检测技术,覆盖锻造生产全产业链,并再度携手中国国际模具技术和设备展览会和上海热处理装备与技术展览会,成功为展商、观众提供了一个新技术、新工艺的信息交流平台,为各企业搭建了一个品牌宣传、开拓市场、技术交流、扩大贸易往来的合作桥梁。

中国机械工程学会塑性工程分会