# 基于改进 BP 的分子泵故障诊断研究

周阳<sup>1</sup> 袁啸林<sup>2\*</sup> 江明<sup>1\*</sup> 左桂忠<sup>2</sup> 刘鹏<sup>1</sup> 侯吉磊<sup>2</sup> 陈跃<sup>2</sup> 庄会东<sup>2</sup> 成志新<sup>1</sup> (1. 安徽工程大学 高端装备先进感知与智能控制教育部重点实验室 芜湖 241000; 2. 中国科学院等离子体物理研究所 合肥 230031)

# **Molecular Pump Fault Diagnosis Based on Improved BP**

ZHOU Yang<sup>1</sup>, YUAN Xiaolin<sup>2\*</sup>, JIANG Ming<sup>1\*</sup>, ZUO Guizhong<sup>2</sup>, LIU Peng<sup>1</sup>, HOU Jilei<sup>2</sup>, CHEN Yue<sup>2</sup>, ZHUANG Huidong<sup>2</sup>, CHENG Zhixin<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Advanced Perception and Intelligence Control of High-end Equipment, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China; 2. Institute of Plasma Physics, Chinese Academy of Science, Hefei 230031, China)

**Abstract** The molecular pump provides a clean vacuum environment for the EAST device, and its running state affects the smooth development of the EAST experiment. During the operation of the EAST experiment, the molecular pump equipment may suffer from foreign matter falling in or vacuum leakage, causing secondary hazards to the device. Aiming at the problem of low fault diagnosis accuracy and model over-fitting caused by the imbalance of molecular pump fault data set, an algorithm based on the combination of time and frequency domain preprocessing and improved BP was proposed to realize molecular pump fault diagnosis. On the basis of BP neural network, particle swarm optimization (PSO) is introduced and combined with five-fold cross-verification to optimize the model. Firstly, vibration signals of normal, vacuum leakage and foreign body falling faults are collected on a destructive test platform simulating molecular pump fault diagnosis. The experimental results show that the diagnostic accuracy of the proposed improved BP algorithm can reach 96.84%, which is superior to support vector machine (SVM), K-nearest neighbor (KNN) and BP algorithm.

**Keywords** Molecular pump, Time and frequency domain analysis, Particle swarm optimization, Cross validation, Fault diagnosis

摘要 分子泵为 EAST 装置提供洁净的真空环境,其运行状态影响 EAST 实验的顺利开展。由于在 EAST 实验运行过程 中,分子泵设备可能会出现异物坠入或者真空泄漏故障,对装置造成次生危害。针对分子泵故障数据集不平衡导致故障诊断 精度低以及模型过拟合问题,提出一种基于时域频域预处理与改进 BP 相结合的算法,实现分子泵故障诊断。通过在 BP 神经 网络的基础上,引入粒子群算法 (PSO)并结合五折交叉验证优化模型。首先在模拟分子泵故障的破坏性测试平台上,采集正 常态、真空泄漏以及异物坠入故障振动信号,然后对数据进行时域频域特征提取融合,将得到的特征向量集作为优化算法的 输入,对模型进行训练,实现分子泵故障诊断。经实验验证,所提出改进 BP 算法在诊断精确率上可以达到 96.84%,优于支持 向量机 (SVM)、K 近邻(KNN)和 BP 算法。

**关键词** 分子泵 时域频域分析 粒子群算法 交叉验证 故障诊断 中图分类号: TB752<sup>+</sup>.27 文献标识码: A doi: 10.13922/j.cnki.cjvst.202307009

EAST 作为中国研发的世界首个核聚变装置, 通过磁约束进而实现受控核聚变<sup>[1]</sup>。EAST 装置是 中国核聚变能源研究的重要平台,通过对等离子体物理和工程技术的研究,为实验核聚变能源提供重

收稿日期:2023-07-17

基金项目:国家自然科学基金青年基金项目(11905254;12105322);安徽省自然科学基金青年基金项目(2108085QA38)

<sup>\*</sup>联系人: E-mail: xlyuan@ipp.ac.cn; kjjm@ahpu.edu.cn

要的数据来源以及技术支持。同时 EAST 装置也是 中国与国际核聚变能源研究机构合作的重要坚实 基础,为中国在国际核聚变能源研究领域的地位提 升和影响力提供重要支持,推动了中国在核聚变能 源领域的技术创新与发展,为中国在未来能源领域 的发展提供重要技术支持。它可以有效保障高参 数等离子体的运行,为聚变反应提供重要工程应用 基础。然而,作为获取 EAST 装置真空环境的重要 设备分子泵,难免在实验过程中会发生异物坠入或 真空泄露等故障,使分子泵叶片变形甚至碎裂,给 EAST 装置带来次生危害<sup>[2]</sup>。所以,为了减少分子泵 故障对 EAST 装置的损害,需要采取措施来预防和 处理这些故障是非常有必要的。

故障诊断指通过测试、判断等手段,对设备、系 统或工艺出现的故障进行分析和判断,发现问题, 完善改进。通过有效的故障诊断策略,可以及时发 现设备或者系统存在的潜在问题及安全隐患,采取 措施避免事故发生,从而保障人员和设备安全。减 少不必要的维修和更换成本,意义重大。故障诊断 通过三个步骤实现。首先采集正常以及故障振动 信号,然后对数据预处理,实现特征提取,最后构建 故障诊断模型,进行测试集诊断。其中,数据的预 处理以及模型的优劣直接决定故障诊断精度的 高低。

目前信号处理和机器学习的特征提取方法已 普遍用于振动信号分析。机器学习算法利用自主 学习模式,挖掘数据间隐藏杂乱无章的规律,在使 用机器学习模型训练过程中,由于模型参数较多, 网络层次较深,导致训练时间变长。基于时域频域 提取的特征可以节约时间,无需模型的反复训练, 对于分子泵故障诊断非常有利。同时直接对原始 数据处理,最大程度保留数据特征,所以本文提出基 于时域频域方法对数据进行预处理。

目前,国内学者对故障诊断研究取得了一系列 成果。黄竞楠等<sup>[3]</sup>针对故障轴承由于噪声及故障信 息不易提取问题,提出 BP 神经网络融合奇异值分 解与集合经验模式分解的轴承故障诊断策略,结果 表明该方法可用于轴承故障诊断。熊剑等<sup>[4]</sup>针对滚 动轴承信号不稳以及不易提取等问题,提出短时傅 里叶结合改进残差网络方法,实现更高的准确率诊 断。贾凯等<sup>[5]</sup>针对分子泵故障诊断率低问题,提出 时域结合频域的数据处理方法,最后输送到改进 LightGBM 算法,有效实现分子泵高精度检测。慕晓 冬等<sup>[6]</sup>针对航天器测控故障诊断率低问题,提出基 于注意力残差网络 (AM-ResNet)故障诊断策略,使 得航天器测控系统故障检测率得到有效提高。 Zhou 等<sup>[7]</sup>提出了一种基于多模态特征融合的深度 学习方法直接提取时域数据中涉及的异常特征的 潜在频率,实现对旋转机械进行准确诊断。Shuai 等<sup>[8]</sup>研究提出了一种结合形态学特征提取和支持向 量的智能故障诊断策略回归 (SVR) 分类器,在不受 噪声影响的情况下,该方法具有较高的精度。王骁 贤等<sup>[9]</sup>提出通过多传感器信号深度特征融合的方法 实现有效识别电机运行状态。

目前机器学习诊断算法,在数据集是平衡的情况下取得了较好(或很好)的成果。但面对工业实际运行状况,分子泵故障数据是极少的,数据集是不平衡的,导致机器学习算法故障诊断精度低以及模型过拟合问题。针对上述情况,本文提出一种基于时频域预处理与改进 BP 相结合的算法,实现分子 泵故障诊断。

BP 神经网络可以有效的解决非线性问题<sup>[10]</sup>,是 目前阶段比较成熟的神经网络。BP 算法与其他机 器学习算法最大的特点是信号传递方向与误差传 递方向不一致。信号是向前传递的,而误差是向后 传递的。当神经网络在传递过程中,出现输出结果 与实际结果误差较大时,就会自主改变传播方向, 不断调整权值和阈值,使误差最小。但在 BP 神经 网络训练的过程中,往往存在陷入局部最优解的问 题,不易训练出最优模型。

为了解决这个问题,提出在 BP 神经网络原始的基础上引入 PSO 算法,保障 BP 神经网络在计算过程中,可以很大程度上避免局部最优解,同时结合五折交叉验证算法避免模型过拟合,从而寻找最佳适应度值,得到最优参数,训练出最优神经网络模型,提高分子泵故障诊断的精度。

# 1 算法理论

#### 1.1 BP 神经网络模型

BP 神经网络作为一种常见的人工神经网络, 同时也作为一种监督学习方法,多用于训练神经网 络以进行回归与分类任务<sup>[11]</sup>。图 1 为 BP 神经网络 原理图,包括输入层、输出层和隐含层<sup>[12-13]</sup>。其中 *x*<sub>1</sub>,*x*<sub>2</sub>,…,*x<sub>n</sub>*为输入变量,*y*为输出变量,*k<sub>m</sub>*为隐藏神 经元的输出,存在f为激活函数的映射关系。假设  $v_{ij}$ 为第i个输入变量与第j个隐藏层神经元的权重;  $\theta_j$ 为隐藏层k第j个神经元的阈值,即偏置项。可得  $k_i$ 表达式:

$$k_j = f\left(\sum_{i=1}^n v_{ij} + \theta_j^k\right) \mathbf{j} = 1, 2 \cdots, m$$
 (1)

假设w<sub>i</sub>为第*j*个神经元与y连接的权重, θ'为y的 偏置,存在f为激活函数的映射关系。可得输出y表 达式为:

$$y = f\left(\sum_{j=1}^{m} w_j k_j + \theta^{y}\right) \tag{2}$$



Fig. 1 Schematic diagram of BP neural network

### 1.2 PSO 算法原理

粒子群算法的思想就是类比鸟群通过集体的 信息共享,从而求得问题的最优解<sup>[14-15]</sup>。粒子群算 法具有优良的收敛速度和搜索效率<sup>[16]</sup>。原理如图 2 所示,鸟相当于粒子;森林相当于求解空间;食物的 相当于适应度值;每只鸟所处的位置相当于空间中 的一个解;食物量最多的位置相当于全局的最优解。

假设D维搜索空间中,单个群落包含N个粒子, 单个D维向量由第*i*个粒子表示,记为:

$$X_{id} = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{iD})$$
(3)

单个D维的向量也可表示第*i*个粒子的飞行速度,记为:

$$V_{id} = (v_{i1}, v_{i2}, \cdots, v_{iD})$$
 (4)

个体极值定义为第*i*个粒子群搜索到的最优位置,记为:

$$P_{best} = (P_{i1}, P_{i2}, \cdots, P_{iD})$$
 (5)

全局极值定义为整个粒子群检索到的最优位 置为,记为:

$$P_{d,gbest} = (P_{1,gbest}, P_{2,gbest}, \cdots, P_{D,gbest})$$
(6)

在找到这两个最优值时,粒子需要根据如下公 式来更新自己的速度和位置:

$$v_{id}(t+1) = w \times v_{id}(t) + c_1 r_1 [p_{best}(t) - x_{id}(t)] + c_2 r_2 [p_{d,gbest}(t) - x_{id}(t)]$$
(7)

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1)$$
 (8)

N代表粒子群规模, *i*(*i* = 1,2,…*N*)代表粒子序 号; *D*代表粒子维度; *d*(*d* = 1,2,…*D*)代表粒子维度序 号; *t*代表迭代次数; *w*代表惯性权重; *c*<sub>1</sub>代表个体学 习因子; *C*<sub>2</sub>代表群体学习因子; *r*<sub>1</sub>,*r*<sub>2</sub>代表区间在[0,1] 内的随机数<sup>[17-18]</sup>; *v<sub>id</sub>*(*t*)代表粒子*i*在第*t*次迭代中第*d* 维的速度向量; *x<sub>id</sub>*(*t*)代表粒子*i*在第*t*次迭代中第*d*维 的位置向量; *P<sub>beat</sub>*(*t*)代表粒子*i*在第*t*次迭代中第*d*维 的历史最优位置, *P<sub>dsbest</sub>*(*t*)代表粒子在第*t*次迭代中 第*d*维的历史最优位置。通过粒子群算法较快的收 敛速度以及高效的全局搜索能力,同时对于 BP 神 经网络的初始化参数不敏感等优势,由助于提高 BP 神经网络的性能与泛化能力,从而更好的提升分 子泵故障诊断的精度。



图2 粒子群算法原理图

Fig. 2 Schematic diagram of particle swarm optimization algorithm

# 1.3 交叉验证原理

交叉验证是一种统计分析方法,将数据分成 K组,按K-1与1的比例提取训练集与验证集,重 复K次,获取K组训练模型状态,再利用相关评价 指标,选定其中误差最小的一组来定义最优模型。 本文实验选取五折交叉验证避免模型训练出现过 拟合现象,来提高模型预测精度。

# 1.4 改进 BP 算法流程图

针对分子泵在不同故障类型状态下,由于数据 集不均衡导致故障诊断精度低问题,提出在 BP 神 经网络的基础上引入粒子群与五折交叉验证算法 来优化诊断模型,提高分子泵故障诊断的精度。改 进 BP 算法流程如图 3 所示。



# $X_k = \sum_{n=1}^{N-1} x(n) W_N^{nk}$ 其中 $k = 0, 1, \dots N - 1, W_N = e^{-j\frac{2\pi}{N}}$ 是旋转因子, $X_k$ 为频

域值.x(n)为时域采样点,n为时域采样点的序列索 引,k为频域值的索引,N为转换的采样点数量。

#### 表1 时域统计特征

| Tab. 1 Time domain statistical feature | es |
|--|----|
|--|----|

| 时域特征参数 | 表达式  | 类别  |
|--------|--|-----|
| 最大值    | $X_{\max} = \max\left(x_i\right)$  | 有量纲 |
| 最小值    | $X_{\min} = \min(x_i)$   | 有量纲 |
| 峰峰值    | $X_{ff} = X_{\max} - X_{\min}$   | 有量纲 |
| 平均值    | $X_{\text{mean}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i$                       | 有量纲 |
| 方差     | $X_{\text{var}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - X_{\text{mean}})^2$  | 有量纲 |
| 标准差    | $X_{\rm std} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - X_{\rm mean})^2}$ | 有量纲 |
| 均方根    | $X_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i^2}$                      | 有量纲 |
| 波形因子   | $X_{ff} = \frac{X_{RMS}}{ \overline{X} }$                                | 无量纲 |
| 峰值因子   | $X_{cf} = \frac{X_{\max}}{X_{RMS}}$                                      | 无量纲 |
| 脉冲因子   | $X_{pf} = \frac{X_{\max}}{ \overline{X} }$                               | 无量纲 |

本文选用频率均值、频率重心、频率标准差三 种状态频域特征描述分子泵振动状态信息,与时域 特征结合,多层面反应信号特征,可以有效提高故 障诊断的精度。具体表达式如表 2, 单个周期 FFT 变换频谱长度与基波对应频谱幅度分别由 L 和 fi 代表。

### 表 2 频域统计特征

Tab. 2 Frequency domain statistical features





Fig. 3 Flow chart of improved BP algorithm

首先,初始化 BP 神经网络结构和种群参数,通 过五折交叉验证得到最小误差作为适应度值。在 没有达到设定的最大迭代次数前,不断更新调整当 前粒子的速度与位置,形成新的种群,并结合五折交 叉验证计算最佳适应度值。直到迭代次数完成,输出 改进 BP 算法的最优权值阈值参数,模型训练结束。

#### 数据预处理 2

#### 2.1 时域频域分析

信号的分析主要可分为时域分析、频域分析和 时频域分析<sup>[19]</sup>。基于传统的时频域特征提取方法, 可以提取最直接的信号特征,是一种快速且高效的 特征提取计算方法。时域特征统计表达式如表1所 示,其中N代表一个周期内采样点数,X代表样本数 据, x<sub>i</sub>表示当前周期内第i个数据样本。

本文选取最大值、最小值、峰峰值等10种时域 特征来描述振动信号状态信息,如表1所示。仅仅 依据时域统计特征,很难完整反映分子泵振动信号 的特征,所以结合频域分析,更好反映数据隐藏的 特征。时域信号和频域信号参数通过快速傅里叶 (FFT)相互转化, FFT 的数学表达式如(9)所示:

(9)

# 3 改进 BP 的故障诊断框架

#### 3.1 故障诊断流程

分子泵故障诊断流程如图 4 所示。首先, 对实 验平台采集的振动数据做预处理, 提取时域频域特 征, 组成特征向量集, 按一定比例提取测试集, 输送 到初始化状态的模型, 通过五折交叉验证算法得到 最小误差作为适应度值, 根据是否达到最大迭代次 数, 不断更新粒子种群参数, 并结合五折交叉验证 计算最佳适应度值, 完成模型训练; 最后, 将预处理 好的测试特征向量集输入已经训练好的模型, 通过 相关评价指标判断模型诊断结果的好坏。



# 3.2 故障诊断实验

此实验在搭建的模拟分子泵破坏性测试平台 上开展,为EAST装置的前期模拟试验阶段。在分 子泵中,流动的气体分子与电机驱动的旋转叶片或 者转子发生剧烈碰撞,导致泵内气体分子不断失去 动能,最终被抽出真空室,从而为后期实验提供高 真空的运行环境。为了保障分子泵电机的正常运 转,机械泵需要提前启动,待工作一段时间,让装置 获得一个较低的真空环境大概10Pa左右,再打开 分子泵继续抽真空,从而获得一个高真空运行环境。

分子泵破坏性测试平台示意图如图 5 所示。 该系统主要由抽气系统,真空腔体、针阀、传感器、 信号发生器、钨粉坠入系统以及上位机组成。系统 涉及仪器设备型号: 久泰真空分子泵、久泰真空分 子泵电源、普发真空计、NI-9232 采集板卡、cDAQ-9189 以太网机箱、加速度传感器、RIGOL 信号发生 器以及 Windows 11 64 位上位机系统环境,该系统 有效的保障了故障诊断实验的顺利开展。



Fig. 5 Schematic diagram of the experimental platform

#### 3.2.1 数据集及样本生成

此实验采集3种分子泵运行状态的振动信号。 (1)在分子泵处于正常状态运转时,采集分子泵正常 振动信号;(2)在分子泵正常状态运行下,打开泄气 阀,泄气至100 Pa,采集轻度真空泄漏故障振动信号; (3)在分子泵正常状态运行下,打开泄气阀,泄气至 250 Pa,采集中度真空泄漏故障振动信号;(4)在分 子泵正常状态运行下,采集钨粉坠入系统故障振动 信号;

设置采样频率为1KHz。在采集钨粉异物坠入 实验时,信号发生器峰峰值设为15V,频率设为 2.25KHz,手动触发信号,循环数设为9000,通过多 次触发,对钨粉进行流量标定,计算得每触发一次 流量为 0.00618 g, 本实验共触发 352 次, 共坠入 2.17536 g。

采集正常数据 20000 个, 真空泄漏 100 Pa 故障 数据 8000 个, 真空泄漏 250 Pa 故障数据 6000 个, 钨粉坠入故障数据 4000 个。经过时频域特征提取, 得到 2000 组正常振动特征数据, 800 组轻度真空泄 漏故障数据, 600 组中度真空泄漏故障振动特征数 据, 400 组钨粉坠入故障振动特征数据, 将训练集与 测试集按 8:2 划分。实验平台如下图 6 所示。



3.2.2 改进 BP 神经网络模型构建 改进 BP 神经网络参数设置如表 3 所示。13 个 特征作为输入,输入层节点数为 13; 隐藏层节点数

设为 6; 输出为 4 分类, 输出层节点数为 4; 学习率设 为 0.002; 目标误差设为 0.00001; 最大训练次数设 为 500; 最大迭代次数设为 75; 种群数量设为 8。

| 表 3 改进 BP 神经网络参数设 | 置 |
|-------------------|---|
|-------------------|---|

Tab. 3 Parameter settings of improved BP neural network

| 参数  | 设置    | 参数     | 设置      |
|-----|-------|--------|---------|
| 输入层 | 13    | 目标误差   | 0.00001 |
| 隐藏层 | 6     | 最大训练次数 | 500     |
| 输出层 | 4     | 最大迭代次数 | 75      |
| 学习率 | 0.002 | 种群数量   | 8       |

# 4 实验结果分析与方法对比

#### 4.1 实验结果分析

在分子泵主体外部安装加速度传感器,全方位 (X轴、Y轴、Z轴)监测采集分子泵振动信号。如 图 7、图 8 所示,是分子泵在正常状态、钨粉坠入故 障态以及真空泄漏故障态四种状态下运行的 Y 轴 时域、频域图。时域图可以直观的显示信号的波形 振幅等信息,观察信号的瞬时变化情况,由时域图 7 可知,分子泵在故障态下,电机负载运行,振动幅度 明显高于正常状态且故障态振动信号毛刺明显增 加。为了更好的分析振动信号的特征,通过引入频



- 图7 四种状态时域图。(a)正常状态时域图,(b)异物坠入状态时域图,(c)真空泄露100 Pa 状态时域图,(d)真空泄露250 Pa 状态时域图
- Fig. 7 Time domain diagram of four states. (a) Time domain diagram of normal state, (b) time domain diagram of foreign body fall state, (c) time domain diagram of vacuum leakage 100 Pa state, (d) time domain diagram of vacuum leakage 250 Pa state



图8 四种状态频域图。(a)正常状态频域图,(b)异物坠入状态频域图,(c)真空泄露100 Pa状态频域图,(d)真空泄露250 Pa状态频域图

Fig. 8 Frequency domain diagram of four states. (a) Frequency domain diagram of normal state, (b) frequency domain diagram of foreign body fall state, (c) frequency domain diagram of vacuum leakage 100 Pa state, (d) frequency domain diagram of vacuum leakage 250 Pa state

域图,如图 8 所示,可以更直观显示不同频率成分的 贡献状况,相较于正常态,在故障态下固有频率处 幅度发生变化。

由图 9 分析可得, 开始随着搜索的进行, 惯性 权重 w线性地减小, 在搜索过程中, 粒子群算法能 够在全局范围内寻找到较好的区域。在迭代的前 期阶段,适应度曲线下滑较快,而在搜索后期,粒子 群算法能够在极值点周围做精细的搜索,使得算法 有较大的概率向全局最优解位置收敛,从而寻找到 网络最佳的权值和阈值,训练出最优的模型。

图 10 为 4 种分子泵状态分类可视化图,图 11 为 4 种分类的混淆矩阵。其中类别 1 代表分子泵正





常状态; 类别 2 代表分子泵钨粉坠入状态; 类别 3 代 表分子泵真空泄漏 250 Pa 状态, 类别 4 代表分子泵 真空泄漏 100 Pa 状态。由图可以分析出: 类别 1 中 1 个识别为类别 4; 类别 2 实现全识别; 类别 3 中 20 个识别为类别 4; 类别 4 中 3 个识别为类别 3, 整体 诊断准确率达 96.84%。实验结果表明, 改进 BP 的 神经网络模型, 有效实现对分子泵故障的高准确 分类。

图 12 为 4 种类别的 ROC 曲线图,可以看出 4 种曲线都靠近左上角,且曲线下方所围面积 AUC 值都接近 1,曲线 1 和曲线 2 的 AUC 值等于 1,充分 说明改进的 BP 神经网络分类器性能优越,可以实 现对分子泵不同状态进行有效诊断。



### 4.2 方法对比

为了更好的验证本文改进算法诊断的有效性, 分别与 SVM、KNN、BP 算法进行对比。引入 Accuracy (准确率), Recall (召回率), Precision (精 确率)指标作为评价指标。

如表 4 所示,改进 BP 的神经网络算法在准确 度上分别高于 SVM、KNN、BP, 3.37%, 3.37%, 0.82%;在类别 1 的召回率高 KNN, 0.26%;在类别 3 的召回率分别高 SVM、KNN、BP, 37.89%, 16.56%, 11.57%;在类别 4 召回率分别高 KNN、BP, 7.94%, 0.65%。在类别 1 的精度上高 SVM, 2.55%;在类别 2 的精度上高 BP, 1.25%;在类别 3 的精度上分别高 KNN、BP, 14.10%, 1.18%。在类别 4 的精度上分别高 SVM、KNN、BP, 13.09%, 6.43%, 2.33%。所以, 可得改进的 BP 诊断算法相较于传统的算法有明显 的优越性,更适用于分子泵故障诊断研究。

| 表 4 | 诊断结果对比 |  |
|-----|--------|--|
|     |        |  |

Tab. 4 Comparison of diagnostic results

| 诊断方法   | 类别  | Accuracy | Recall  | Precision |         |
|--------|-----|----------|---------|-----------|---------|
| SVM    | 1   | 02 (02)  | 100.00% | 97.51%    |         |
|        | 2   |          | 100.00% | 100.00%   |         |
|        | SVM | 3        | 93.68%  | 64.06%    | 100.00% |
|        | 4   |          | 98.79%  | 77.99%    |         |
| KNN    | 1   |          | 99.49%  | 100.00%   |         |
|        | 2   | 93.68%   | 100.00% | 100.00%   |         |
|        | 3   |          | 75.78%  | 85.09%    |         |
|        | 4   |          | 90.91%  | 82.87%    |         |
| BP     | 1   |          | 99.75%  | 100.00%   |         |
|        | 2   | 96.05%   | 100.00% | 98.77%    |         |
|        | 3   |          | 79.17%  | 95.96%    |         |
|        | 4   |          | 97.5%   | 86.19%    |         |
| 改进的 BP | 1   | 96.84%   | 99.75%  | 100.00%   |         |
|        | 2   |          | 100.00% | 100.00%   |         |
|        | 3   |          | 88.33%  | 97.09%    |         |
|        | 4   |          | 98.13%  | 88.20%    |         |

# 5 结论

本文通过模拟分子泵破坏性实验平台,采集不同种类故障振动信号,模拟 EAST 分子泵故障类型。 通过时频域数据预处理,并在 BP 神经网络模型的 基础上引入粒子群算法与五折交叉验证来优化模型,从而实现对分子泵故障高准确诊断。

基于振动信号的传统时域频域特征提取方法, 有效还原数据的真实原貌,而且提取效率高,适用 于分子泵故障诊断研究。粒子群算法与五折交叉 验证的引用,解决 BP 神经网络容易陷入局部最小 值的问题,提高了诊断精度。同时,通过方法对比, 本文所提基于改进 BP 的神经网络算法明显优于 SVM、KNN 以及 BP 算法。充分说明,本文算法更 适用于分子泵故障诊断,为 EAST 探索一种新的诊 断方式,为核聚变装置中稳定可靠的真空泵系统铺 平了道路。

#### 参考文献

- Li Jiangang. The status and progress of tokamak research[J]. Physics, 2016, 45(2): 88-97 (李建刚. 托卡 马克研究的现状及发展 [J]. 物理, 2016, 45(2): 88-97(in Chinese))
- [2] Yuan Xiaolin, Jia Kai, Chen Yue, et al. A support vector machine framework for fault detection in molecular pump[J]. Journal of Nuclear Science and Technology. 2022, 60: 72–82
- [3] Huang Jingnan, Wang Shaohong, Ma Chao. Fault diagno-

sis of rolling bearing based on SVD-EEMD and BP neural network[J]. Journal of Beijing Information Science& Technology University, 2019, 34(02): 69-74 (黄竟楠, 王少红, 马超. 基于 SVD-EEMD 和 BP 神经网络的滚动 轴承故障诊断 [J]. 北京信息科技大学学报(自然科学 版), 2019, 34(02): 69-74(in Chinese))

- [4] Xiong Jian, Deng Song, Shi Dafang. Fault diagnosis for rolling bearing based on improved residual network[J]. Bearing, 2020(11): 50-55 (熊剑, 邓松, 时大方. 基于改 进残差网络的滚动轴承故障诊断 [J]. 轴承, 2020(11): 50-55(in Chinese))
- [5] Jia Kai, Jiang Ming, Yuan Xiaolin, et al. Fault detection of molecular pump based on cost-sensitive LightGBM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(10): 55-64 (贾凯, 江明, 袁啸林, 等. 基于代价 敏感型 LightGBM 的分子泵故障检测 [J]. 电子测量与 仪器学报, 2022, 36(10): 55-64(in Chinese))
- [6] Mu Xiaodong, Wei Xuan, Zeng Zhaoju. Fault diagnosis method of spacecraft tracking telemetry and control system based on the attention residual network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(9): 81–87 (慕 晓冬, 魏轩, 曾昭菊. 基于注意力残差网络的航天器测 控系统故障诊断 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(9): 81–87(in Chinese))
- Zhou Funa, Hu Po, Yang Shuai, et al. A multimodal feature fusion-based deep learning method for online fault diagnosis of rotating machinery[J]. Sensors, 2018, 18(10): 3521
- [8] Shuai Jun, Shen Changqing, Zhu Zhongkui. Adaptive morphological feature extraction and support vector regressive classification for bearing fault diagnosis[J]. International Journal of Rotating Machinery, 2017, (2017): 1–10
- [9] Wang Xiaoxian, Lu Siliang, He Qingbo, et al. Motor fault diagnosis based on deep feature funsion of multi-sensor data under variable speed condition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 59–67 (王骁贤, 陆思 良, 何清波, 等. 变转速工况下基于多传感器信号深度 特征融合的电机故障诊断研究 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 59–67(in Chinese))
- [10] Li Qiang, Yu Jingyuan, Mu Baichun, et al. BP neural network prediction of the mechanical properties of porous NiTi shape memory alloy prepared by thermal explosion reaction[J]. Materials Science and Engineering:A, 2006, 419(1-2): 214-217
- [11] Cao Jie, Zhang Yulin, Wang Jinhua, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on VMD and SVPSO-BP[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2022, 43(09): 294–301 (曹洁, 张玉林, 王进花, 等. 基于 VMD 和 SVPSO-BP 的滚动 轴承故障诊断 [J]. 太阳能学报, 2022, 43(09): 294– 301(in Chinese))
- [12] Dong Zhenyi, Lin Li, Sun Xu, et al. Study on the quanti-

tative characterization of mental surface crack depth through BP neural network combined with SAW technique[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 31-38 (董珍一, 林莉, 孙旭, 等. 基于 BP 神经网 络的超声表面波定量表征金属表层裂纹深度研究 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 31-38(in Chinese))

- [13] Zhang Yue, Zhang Feng, Zhang Fengrui, et al. A tire wear detection algorithm based on BP neural network[J]. Electrical Automation, 2023, 45(01): 109–112 (张越,张峰, 张峰瑞,等. 一种基于 BP 神经网络的轮胎磨损程度检 测算法 [J]. 电气自动化, 2023, 45(01): 109–112(in Chinese))
- [14] Luo Wei, Lu Bo, Chen Fei, et al. Fault diagnosis method of NC turret based on PSO-SVM and time sequence[J]. Journal of Jilin University, 2022, 52(02): 392-399 (罗 巍, 卢博, 陈菲, 等. 基于 PSO-SVM 及时序环节的数控 刀架故障诊断方法 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(02): 392-399(in Chinese))
- [15] Tao Zhiyong, Yu Zijia, Lin Sen. Research on crack defect detection of solar cell based on PSO\_SVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1): 18-25 (陶志勇, 于子佳, 林森. PSO\_SVM 算法 在太阳能电池板裂缝缺陷检测研究 [J]. 电子测量与仪 器学报, 2021, 35(1): 18-25(in Chinese))
- [16] Wang Wenjie, Han Zhenhua, Huang Congbing, et al. Matching design of impeller and diffuser of hydraulic volute pump based on PSO[J]. Journal of Central South University(Science and Technology), 2022, 53(11): 4282-4291 (王文杰, 韩振华, 黄从兵, 等. 基于 PSO 的水利蜗壳泵叶轮和导叶匹配设计 [J]. 中南大学学报(自然科学版), 2022, 53(11): 4282-4291(in Chinese))
- [17] He Cunfu, Wang Zhi, Liu Xiucheng, et al. Magnetic property parameter identification of steel pole based on GA-PSO hybird algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(4): 838-843 (何存富, 王志, 刘秀成,等. 基于 GA-PSO 混合算法的钢杆磁特性参数识别方法 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(4): 838-843(in Chinese))
- [18] Yang Heran, Sun Xingwei, Qi Peng, et al. Roughness prediction of spiral surface milling based on improved BP neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 36(10): 189–196 (杨赫然, 孙兴伟, 戚朋, 等. 基于改进 BP 神经网络的螺杆转子铣削表面粗糙度预测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(10): 189–196(in Chinese))
- [19] Zhao Bingxi, Ji Dawei, Yuan Qi, et al. Rubbing fault diagnosis of rotor system based on combined feature space in time and time-frequency domains[J]. Xi'an Jiaotong University Xuebao, 2020, 54(01): 75–84 (赵柄锡, 冀大伟, 袁奇,等. 采用时域与时频域联合特征空间的转子系统碰磨故障诊断 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(01): 75–84(in Chinese))