

基于GA-BP神经网络模型的滚揉机轴承的故障诊断研究

武文鼎

大连工业大学机械工程与自动化学院, 辽宁 大连

收稿日期: 2026年4月13日; 录用日期: 2026年5月21日; 发布日期: 2026年5月29日

摘要

针对滚揉机轴承在运行过程中易发生故障, 且传统BP神经网络模型在故障诊断中易陷入局部最优、收敛速度慢及诊断精度受限的问题, 本文提出了一种基于遗传算法(GA)优化BP神经网络的故障诊断方法。通过搭建滚揉机轴承振动信号采集平台, 采集了内圈故障、外圈故障、滚动体故障及正常状态四类工况下的振动数据。对原始信号进行低通滤波与Min-Max归一化处理后, 提取时域与频域特征共72维, 并采用主成分分析(PCA)将特征维度降至前11个主成分, 累计方差贡献率为90.94%。利用遗传算法对BP神经网络的初始权值、阈值及关键超参数进行全局优化, 构建GA-BP故障诊断模型。实验结果表明, 该模型在测试集上的整体诊断准确率为98.29%, 其中对内圈故障、外圈故障和正常状态的召回率分别达到96.8%、100%和100%, 对滚动体故障的召回率为96.7%。与PSO-BP和WOA-BP模型相比, GA-BP在准确率、召回率及F1分数(0.967)上均具有优势, 验证了该方法在滚揉机轴承故障诊断中的有效性与稳定性。

关键词

遗传算法, BP神经网络算法, 滚揉机, 故障诊断, 特征提取

Research on Fault Diagnosis of Tumbler Machine Bearings Based on GA-BP Neural Network Model

Wending Wu

School of Mechanical Engineering and Automation, Dalian Polytechnic University, Dalian Liaoning

Received: April 13, 2026; accepted: May 21, 2026; published: May 29, 2026

Abstract

Aiming at the problem that the rolling machine bearing is prone to failure during operation, and the

traditional BP neural network model is easy to fall into local optimum, slow convergence speed and limited diagnostic accuracy in fault diagnosis, this paper proposes a fault diagnosis method based on genetic algorithm (GA) to optimize BP neural network. By building a tumbling machine bearing vibration signal acquisition platform, the vibration data under four working conditions of inner ring fault, outer ring fault, rolling element fault and normal state are collected. After low-pass filtering and Min-Max normalization of the original signal, a total of 72 dimensions of time domain and frequency domain features were extracted, and principal component analysis (PCA) was used to reduce the feature dimension to the top 11 principal components, with a cumulative variance contribution rate of 90.94%. The genetic algorithm is used to optimize the initial weights, thresholds and key hyperparameters of BP neural network, and the GA-BP fault diagnosis model is constructed. The experimental results show that the overall diagnostic accuracy of the model on the test set is 93.16%. The recall rates for inner ring fault, outer ring fault and normal state are 96.8%, 100% and 100%, respectively, and the recall rate for rolling element fault is 96.7%. Compared with PSO-BP and WOA-BP models, GA-BP has advantages in accuracy, recall rate and F1 score (0.967), which verifies the effectiveness and stability of this method in bearing fault diagnosis of tumbling machine.

Keywords

Genetic Algorithm, BP Neural Network Algorithm, Tumbler, Fault Diagnosis, Feature Extraction

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

滚揉机是食品加工中常用的设备之一,用于对食品原料进行搅拌和混合。它能够使均匀地吸收腌渍,提高肉质的嫩度。轴承为滚揉机的转动部件提供支撑,能够有效降低转动部件之间的摩擦力,提高设备的运行效率。而轴承故障不仅会导致设备性能下降,严重时甚至会引起设备损坏[1]。因此,轴承的故障诊断成为了滚揉机的运转关键。滚揉机轴承长期处于重载交变、物料冲击、潮湿多尘、间歇变载的恶劣工况下,其振动信号具有强背景噪声、非平稳非线性、高维冗余特征以及故障模式耦合的独特性,早期微弱故障特征极易被环境噪声与设备振动掩盖,传统诊断方法难以实现有效识别。

随着故障诊断技术的快速进步,轴承故障诊断的研究逐渐变得更加复杂,涉及的理论与方法不断丰富。在状态监测中,主要使用信号处理和模式识别两种方法其中神经网络的模式识别被广泛应用,该方法由特征提取和模式识别两部分构成[2]-[4]。Ge 等[5]人提出了一种新的多通道轴承信号故障诊断方法,结合了振动信号的峭度指标和峰值频率并与理论故障相关频率进行了比较,最后对轴承的故障进行了诊断;Schmidt 等[6]人提出了一种故障诊断方法,将阶频谱相干性与从设备中获取的历史数据相结合,获取到异常包络谱后进一步处理以进行故障诊断,最后通过实验证明了该方法在时变工况下进行自动故障检测的能力;Zheng 等[7]人提出了一种新的自适应功率谱傅里叶分解方法,通过自适应搜索原始信号功率谱中各分量区间,然后将信号分解为多个单分量,通过单分量中包含的故障特征信息可有效诊断轴承故障;Sharma 等[8]人提出了一种利用经验小波变换检测轴承恒速和变速故障的方法,采用滤波器将振动信号分解为不同子带,再利用包络谱检测选择敏感子带中存在的故障;Li 等[9]人将小波变换和变分模态分解相结合,提出了一种平面变分模态分解去噪方法,在变分模态分解的过程中,利用小波变换消除了冗余噪声对振动信号的干扰问题,保证了故障特征提取的准确性;Niloufar Gharezi 等人[10]提出一种基于非递归变分模态分解和小波神经网络的高诊断精度的智能诊断方法,该方法首先采用非递归变分模态分解

对振动信号进行分割和处理，然后使用多类广义判别分析去除冗余特征，最后将获得的特征向量输入到小波神经网络中进行故障诊断；Kong 等[11]利用 SCADA 时空特征融合机制建立卷积神经网络和门控循环单元的预测模型，并进行了风电机组的早期故障预测；Chen 等[12]提出一种方法故障信号特征进行融合，然后将融合后的信号特征带入深度信念网络进行训练，该模型训练时只需很少的故障样本，可以分层学习特征信息，结合 softmax 分类器实现很好的故障诊断。但这些方法在直接应用于滚揉机轴承时，仍存在强噪声抑制能力不足、非平稳信号拟合效果差、模型泛化性有限等问题，而传统 BP 神经网络作为应用广泛的智能诊断模型，虽能较好拟合故障特征与故障类型的非线性关系，却因采用梯度下降优化策略，存在易陷入局部最优、收敛速度慢、初始权值与阈值敏感、高维特征下诊断精度不足等固有缺陷，难以满足滚揉机轴承稳定、高效、精准的故障诊断要求。遗传算法具备不依赖梯度信息、全局寻优与并行搜索的突出优势，可通过选择、交叉、变异操作优化 BP 神经网络的初始权值、阈值及学习率等关键超参数，从根本上改善局部最优与收敛缓慢的问题，因此本文针对滚揉机轴承的特殊工况与信号特性，提出基于遗传算法优化 BP 神经网络的故障诊断方法，先提取振动信号时域与频域特征，再利用 PCA 对高维特征进行降维以降低模型复杂度，最后通过 GA 优化 BP 网络参数构建 GA-BP 模型，充分结合遗传算法的全局寻优能力与 BP 神经网络的非线性拟合能力，有效提升故障诊断的收敛速度与识别精度，为食品加工设备轴承的状态监测与故障诊断提供可靠技术支撑。

2. 算法原理

2.1. BP 神经网络

BP 神经网络由输入层、隐含层(中间层)和输出层构成，是一种采用信号前向传播、误差反向传播机制的多层前馈神经网络[13]。信号向前传播是指将输入参数通过输入层传输到了隐藏层，然后通过输出层输出的过程，当输出达到期望值，信号向前传播过程完成，输出达不到期望值且与实际值有较大的误差，此时将会误差反向传播，并且修改连接权值和阈值，使其误差最小化，直到满足网络要求。BP 神经网络结构如图 1 所示，网络中各节点均为神经元单元。神经元通过非线性传递函数，计算权重向量与输入向量的内积并输出标量结果；基于网络误差函数的梯度信息，采用误差反向传播算法完成神经网络的学习与训练过程。

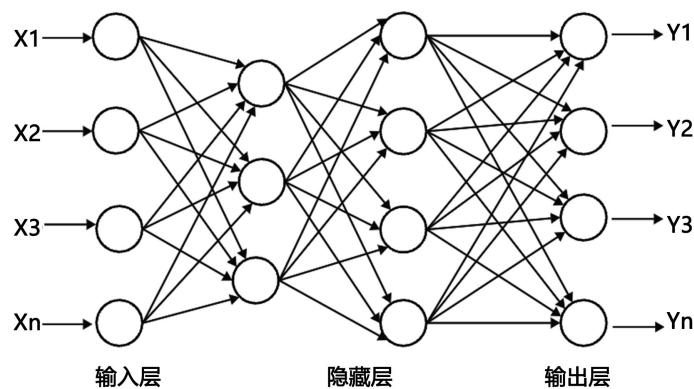


Figure 1. BP neural network structure
图 1. BP 神经网络结构

BP 算法使用了优化中的梯度下降法，经过多次的研究实验，目前通常采用 Sigmoid 函数作为激发函数。Sigmoid 函数 $f(x)$ ：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2-1)$$

其中 $x \in (-\infty, +\infty)$ 网络训练过程中各节点权值和阈值调整函数为:

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta \delta_{oni} + \alpha [w_{ji}(t) - w_{ji}(t-1)] \quad (2-2)$$

$$\theta(t+1) = \theta(t) + \eta \delta + \alpha [\theta(t) - \theta(t-1)] \quad (2-3)$$

式中 w_{ji} —— 输入节点和输出节点间的连接权重;

θ —— 节点阈值;

t —— 训练的迭代次数。

在实际训练过程中, 学习率 η 代表沿梯度方向更新的步长, 对网络学习效果影响显著。步长越大, 网络权重的更新幅度就越剧烈。实际应用中, 通常在不引发模型振荡发散的前提下, 选取相对较大的学习率。动量因子 α 为常数, 用于控制历史权重更新量对当前权重更新的影响程度。

训练过程中, 网络整体误差采用均方误差(MSE, mean square error)进行衡量, 其具体表达式如下:

$$\varepsilon(net) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k (T_i^j - f_i^j)^2} \quad (2-4)$$

式中 ε —— 均方差;

net —— 神经网络;

f_i^j —— 输入向量在输出层节点的实际输出;

T_i^j —— 期望输出值。

BP 算法所采用的梯度下降优化策略, 以及 Sigmoid 激活函数自身的特性, 容易使网络在训练后期陷入局部最优解。梯度下降的收敛效果高度依赖误差曲面形态、网络初始权重设置及相关超参数取值。由于误差曲面上通常存在多个局部极小点, 在迭代寻优过程中, 算法极易收敛于局部极小值, 而非全局最小值, 导致网络难以稳定收敛至预期精度。

2.2. 遗传算法原理

BP 神经网络存在的固有缺陷, 为求解优化问题本文引入遗传算法。作为一种模拟生物自然遗传与进化机制的智能优化方法, 其基本流程如图 2 所示。该算法基于种群编码, 利用适应度函数指导选择、交叉及变异等遗传操作, 通过优胜劣汰的迭代过程保留优势个体并剔除劣势个体, 从而实现全局寻优[14]。

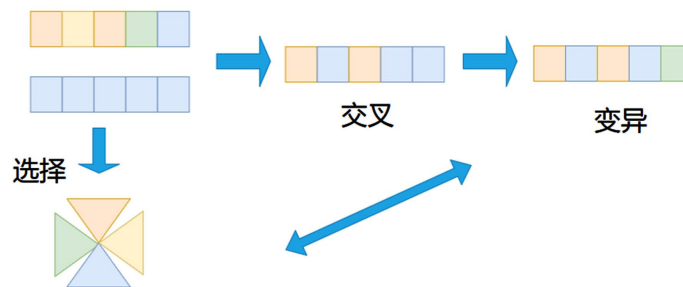


Figure 2. Principle diagram of genetic algorithm
图 2. 遗传算法原理图

遗传算法关键步骤主要包括:

(1) 编码: 编码是遗传算法的核心基础, 其编码策略直接决定了选择、交叉与变异等遗传操作的具体

实现方式与效率。因此，需结合实际问题场景选择最为适配的编码方案，既要确保问题域特征通过编码得到完整、准确的映射，又要保证遗传算法的求解过程高效收敛。在当前的工程实践中，常用的编码策略涵盖了浮点数编码、整数编码以及二进制编码等多种形式。

(2) 种群初始化：在算法启动阶段，需构建初始种群。该过程涉及对染色体进行随机排列与组合，从而形成遗传算法演化的起始群体；

(3) 适应度函数：该函数作为衡量个体生存优势的关键指标，其数值大小与解的质量呈正相关；数值越高，表明个体的环境适应能力越强。在数学表达上，该函数通常取为目标函数的倒数[15]，即：

$$\text{fitness} = \frac{1}{F(x)+c} (c \neq 0) \quad (2-5)$$

(4) 选择：该环节旨在模拟自然界优胜劣汰的演化机制。依据个体的适应度评分，筛选出优质个体作为父代参与交叉操作，从而将优良基因遗传至下一代。常用的选择策略涵盖轮盘赌选择法与锦标赛选择法等，各类方法的具体特性对比详见表 1：

Table 1. Comparison of selection methods

表 1. 选择方法的比较

选择方法	优点	缺点
轮盘赌选择	简单易实现	高适应度个体可能垄断，导致早熟收敛
锦标赛选择	避免早熟收敛	计算量大
排序选择	偏差较小	需要排序操作，增加计算复杂度

(5) 交叉：利用筛选出的父代染色体，通过交换特定基因片段来构建全新的子代个体。这一机制对于优良基因模式的重组与遗传至关重要。目前主流的交叉策略涵盖了单点交叉及两点交叉等多种形式，表 2 详细对比了不同交叉算子的特性：

Table 2. Comparison of cross-method approaches

表 2. 交叉方法的比较

交叉方法	优点	缺点
单点交叉	实现简单；计算效率高	可能破坏优质基因组合；多样性有限
两点交叉	保留基因块结构；多样性优于单点	复杂度略高
均匀交叉	最大程度混合基因；多样性高	可能破坏基因关联性；收敛速度慢

(6) 变异：以经交叉处理后的染色体为作用对象，通过引入随机性的基因扰动，有效增强算法跳出局部最优的能力，从而提升全局搜索性能如图 3 所示：

其主要内容如下：

(1) 种群初始化。随机方式生成初始解集，其中每一个体均对应一种潜在的权重配置与超参数组合；

(2) 适应度评估。基于构建的目标函数，对种群中个体的适应度值进行计算与评价；

(3) 选择。依据个体适应度大小择优筛选，选取优质个体作为父代参与后续进化；

(4) 交叉。通过交叉算子对父代个体进行基因片段重组，生成新一代候选解，继承并融合两代优质特征；

(5) 变异操作。对个体基因进行随机小幅度扰动，增加种群多样性，防止算法过早收敛于局部最优解；

(6) 迭代优化。循环执行适应度评估、选择、交叉与变异步骤，直至达到预设终止条件，完成优化过程。

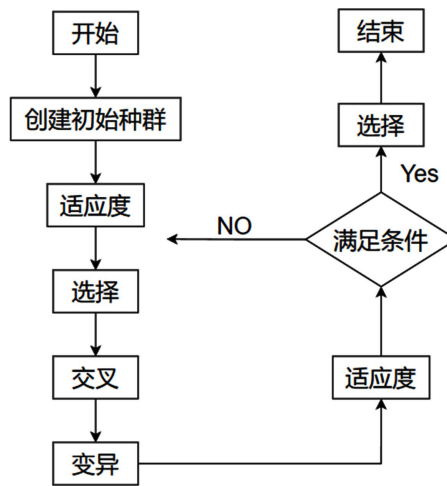


Figure 3. Flowchart of genetic algorithm
图 3. 遗传算法流程图

2.3. 模型结构

为规避传统 BP 神经网络在预测过程中易陷入局部最优解及收敛速度缓慢等固有缺陷[16]，本研究采用遗传算法对神经网络进行优化。具体而言，通过遗传算法对 BP 神经网络的权重、学习率及训练次数等关键超参数进行寻优，旨在实现性能参数的高精度预测，进而显著提升网络参数确定好相关参数信息的整体效能[17]，图 4 展示了该 GA-BP 神经网络诊断模型的完整执行流程。

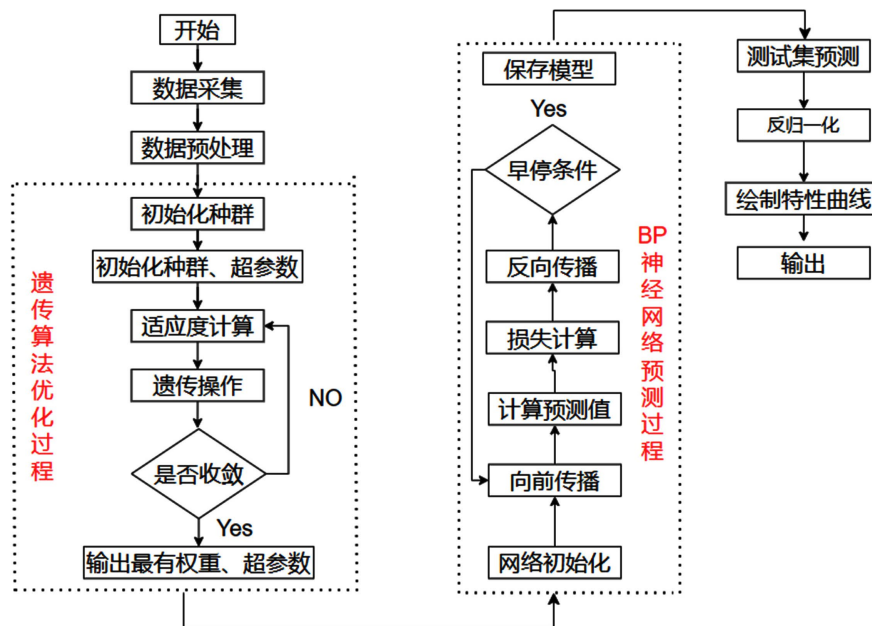


Figure 4. Based on the GA-BP network model structure
图 4. 基于 GA-BP 网络模型结构

3. 实验与评估

3.1. 数据预处理

为验证滚揉机轴承故障诊断方法的有效性，搭建一个由滚揉机、振动传感器、计算机和数据采集设备组成的实验平台，用于实时采集滚揉机运行状态轴承的振动数据，将振动传感器安装在滚揉机的轴承部位以捕捉设备运行时产生的振动信号，传感器将振动信号转换为电信号并通过数据线传输至采集设备，其负责数据处理与逻辑控制，同时通过通信接口(以太网)将数据传递给计算机将这些数据存储，以便进行后续实验和分析。如图 5 所示。利用该平台采集原始振动数据，在滚揉机输出轴安装振动传感器，并设置采样频率为 12 kHz 进行采集，一共采集了三组不同工况下的轴承故障数据和一组正常数据，如表 3 所示。

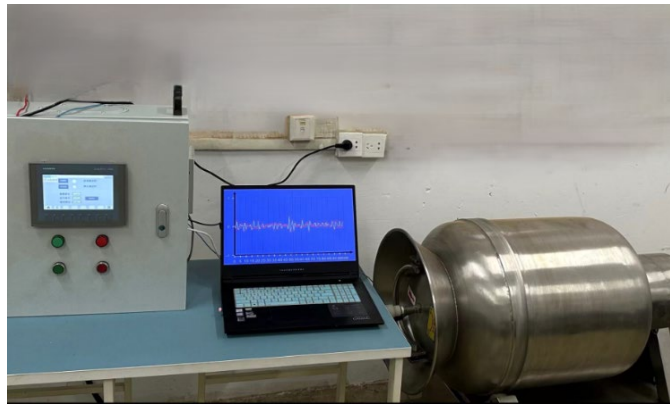


Figure 5. Experimental platform
图 5. 实验平台

Table 3. Fault data classification
表 3. 故障数据分类

故障分类	载荷(HP)	输入速度(r/min)	序号	样本量
内圈故障	0, 1, 2	1200	1	1200
外圈故障	0, 1, 2	1200	2	1200
滚动体故障	0, 1, 2	1200	3	1200
正常状态	0, 1, 2	1200	4	1200

为减少选取振动信号中的高频噪声，采用 Butterworth 低通滤波技术处理信号，设置截至频率为 5000 Hz，采样率为 12 KHz，Butterworth 滤波器具有平坦的通带响应和优良的频率响应特性。其传递函数及方差方程公式如(17~18)所示：

$$H(s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{s}{\omega_c}\right)^{2n}} \tag{3-1}$$

$$H(z) = \frac{b_0 + b_1z^{-1} + \dots + b_Nz^{-N}}{1 + a_1z^{-1} + \dots + a_Mz^{-M}} \tag{3-2}$$

其中 $H(s)$ 是滤波器的传递函数， s 是复频域变量， ω_c 是截止频率(以 rad/s 表示)， n 是滤波器的阶数。

滤波后样本数据采用 Min-Max Normalization 通过将数据缩放到[0, 1]范围内改变数据尺度，如公

式(19)所示:

$$\text{normalized_value} = \frac{x - \min}{\max - \min} \quad (3-3)$$

其中 x 是原始数据中的一个值, \min 是所有值的最小值, \max 是所有值的最大值。

3.2. 特征提取与主成分分析

3.2.1. 特征提取

在现有轴承故障诊断研究中, 通常使用时域和频域分析提取信号特征, 时域特征与能量分布有关, 而频域分析有助于发现信号的频率特征和频率变化。在时域特征参数提取过程中, 关键的指标通常分为有量纲和无量纲两类。有量纲特征能够及时识别故障和异常情况, 而无量纲特征则有助于消除信号幅值等因素的影响。以下将对这些特征进行深入分析及其计算方法。

(1) 均值: 均值大小表明了轴承健康状态, 根据振动信号的变化, 均值会呈现出不同的变化, 通过分析确定故障异常, 计算公式为:

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3-4)$$

式中, x_i 表示第 i 个数据点的值; N 表示数据点的总数。

(2) 均方根值: 均方根值大小表明振动信号能量的大小, 计算公式为:

$$X_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (3-5)$$

(3) 方差: 方差大小表明轴承振动信号的离散程度。计算公式为:

$$X_{var} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (3-6)$$

(4) 重心频率: 重心频率表示了频率重心位置的变化情况。计算公式为:

$$FC = \frac{\sum_{f=1}^{N/2} f p(f)}{\sum_{f=1}^{N/2} p(f)} \quad (3-7)$$

式中, f 表示频率; $p(f)$ 表示频谱数据的幅值。

(5) 频率方差: 频率方差表示谱能量的分散程度。计算公式为:

$$VF = \frac{\sum_{f=1}^{N/2} (f - FC)^2 p(f)}{\sum_{f=1}^{N/2} p(f)} \quad (3-8)$$

(6) 均方频率: 均方频率表示功率谱中主频带位置的变化。计算公式为:

$$MSF = \frac{\sum_{f=1}^{N/2} f^2 p(f)}{\sum_{f=1}^{N/2} p(f)} \quad (3-9)$$

本文所提取的时域与频域特征共 72 维, 具体特征名称及计算公式参见附录表 A1、表 A2。

3.2.2. 主成分分析

PCA 是一种实现矩阵降维的算法, 主成分是利用降维的思想对多个参数指标进行线性组合变成新的变量, 将原来 m 维特征映射到 K 维上, 且 $m > K$, 该 k 维变量互不相关, 且能反映原始数据大部分的信息。主要步骤如下:

- (1) 将数据按列组成 m 行 n 列的矩阵 X 。
- (2) 对 X 进行中心化处理, 减去这一行均值。

(3) 计算样本的协方差矩阵 XX^T ，并对协方差矩阵 XX^T 做特征值分解。得到矩阵 X 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ 和与其对应的特征向量 e_1, e_2, \dots, e_m 。

(4) 按照主成分的贡献率确定主成分量，其中主成分的贡献率公式为：

$$\theta_k = \frac{\lambda_i}{\sum_{k=i}^m \lambda_k}, i=1, 2, \dots, m \quad (3-10)$$

一般主成分贡献率超过 90%即可。

(5) 从大到小取 k 个特征值所对应的特征向量构成 $E = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k]$ 。

(6) 对样本集 D 中的每个样本进行投影 $Z = E^T X$ ， Z 即为降维到 k 维后的数据。

本文所提取的轴承的数据集是一个多维特征数据集，主成分分析方法可以简化模型的结构，提高模型的收敛速度和计算效率。对 72 个预选特征值进行降维，以便更好地理解数据性质。其主成分贡献和累积贡献图如图 6 所示。

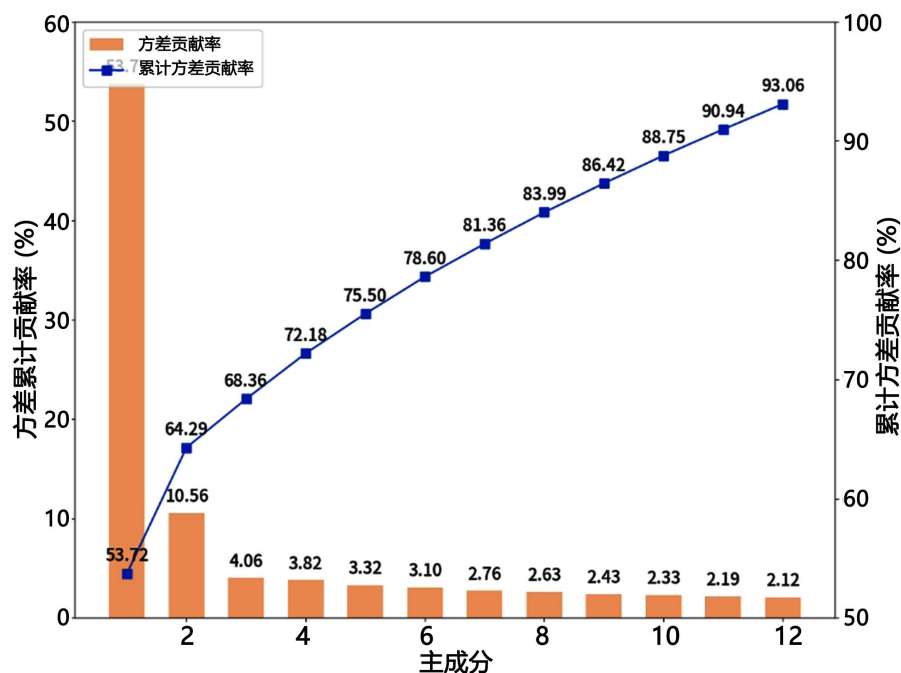


Figure 6. Principal component analysis contribution and cumulative contribution

图 6. 主要成分贡献图及累计贡献图

完成主成分分析，提取方差贡献率约为 90%的主成分。如图 6 所示，前 11 个主成分累计方差贡献率为 90.94%，说明这 11 个主成分可以代表原 72 个运行参数信息的 90.94%，可以代表所选样本的全部数据，因此。本文采用前 11 个特征值进行预测研究，减少了数据冗余，提高了模型的诊断效率。

3.3. 实验验证

GA-BP 模型构建完成后，将划分好的训练集和测试集输入到模型中。数据集共有 4000 组，按照 7:3 的比例进行划分，即 2800 组作为训练集，1200 组作为测试集。将温度正常、温度偏低、温度偏高、温度过高分别对应标签 1、2、3、4，作为模型输出。判断设备是否会出现故障，需对相关数据进行处理。首先通过训练集训练 BP 神经网络，确定网络的权重与阈值，再利用验证集对模型性能进行验证。验证结果如图

7所示，横轴标识预测输出类别，纵轴对应真实故障分类，对角线元素数值反映了正确预测的样本量及其占比。分析可知，该模型仅在极少数样本上出现分类偏差，证实其具备较高的识别准确率与优良的泛化性能。

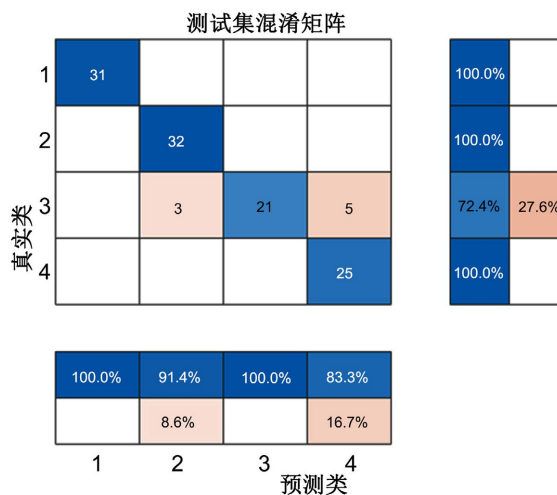


Figure 7. Test set confusion matrix
图 7. 测试集混淆矩阵

根据图 7 可以看出主要为第三类故障识别错误，部分被误判为内圈故障，部分被误判为正常状态，表明模型对滚动体故障的特征敏感性不足，易与其他类别混淆。针对此问题对样本进行特征分析发现第三类故障在峭度和峰值因子上与其它故障存在严重重叠，导致模型无法通过时域指标建立清晰的类别边界，如图 8 所示。因此放弃峭度作为特征，改用偏度增强区分能力，重新进行模型训练得到新的结果，如图 9 所示。可以看出其召回率和准确度分别都有较大提升，表明特征值的替换可以使得模型能够提高故障识别能力。此外，为进一步量化预测效果，采用测试精确率指标衡量预测结果在真实分类中的覆盖程度，具体数值结果如图 10 所示。

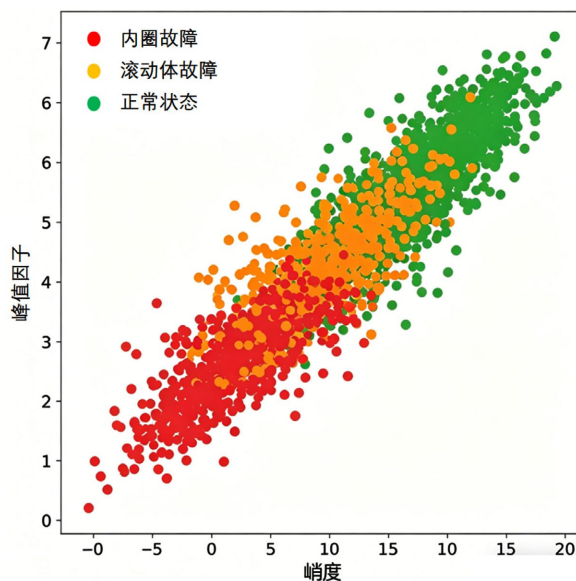


Figure 8. Comparison of rolling element fault and other fault characteristic values
图 8. 滚动体故障与其他故障特征值对比

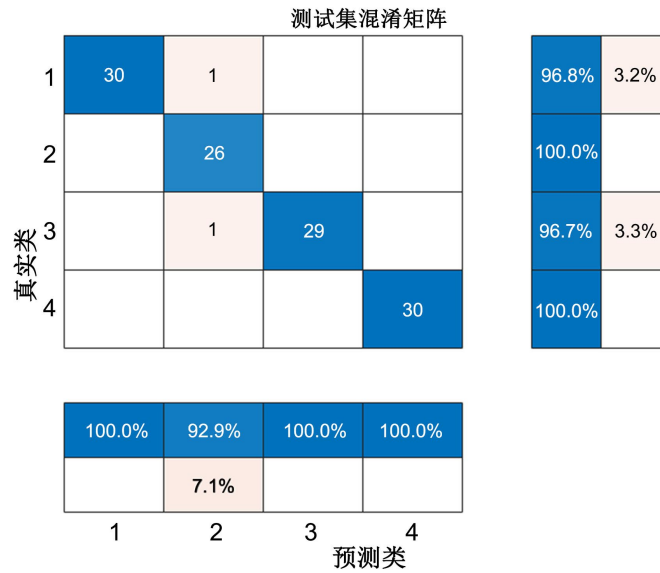


Figure 9. Test set confusion matrix
图 9. 测试集混淆矩阵

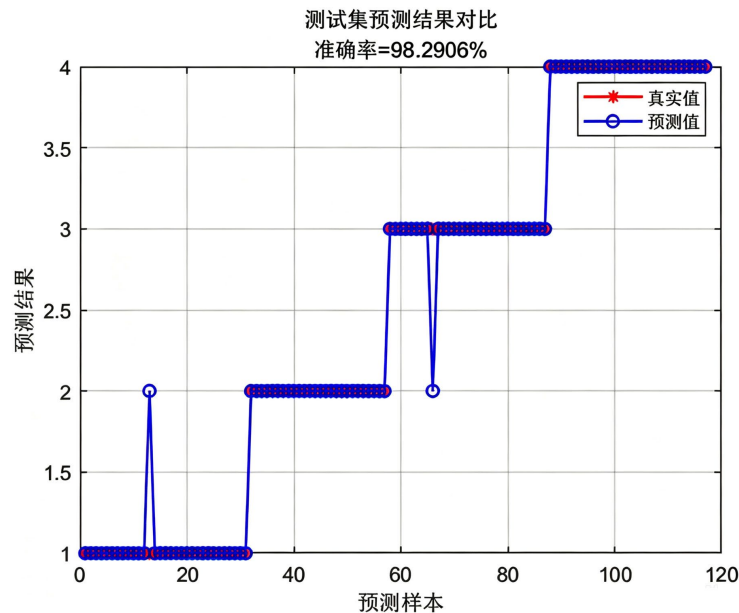


Figure 10. Comparison of prediction results of the test set
图 10. 测试集预测结果对比

GA-BP 神经网络模型对四种状态的预测召回率分别达到了 0.9680、1、0.9670、1。其整体的预测结果准确率为 0.9829，表明该模型能够有效地识别故障。

为了验证 GA 在 BP 神经网络算法模型中超参数寻优能力的优越性，引入了粒子群优化算法(PSO)、和鲸鱼优化算法(WOA)来调整模型超参数，并将它们作为比较实验进行分析。在该研究中，为这几种算法设置相同的初始值，并通过损失函数作为适应度函数来评估超参数优化能力。优化结果如图 11 所示。

图 11 所示的 GA、PSO、WOA 优化算法的适应度曲线是通过多次超参数优化实验结果求平均值所得到的，因此具有可信度。可以明显看出，GA 在第 5 次迭代后成功从局部最优区域逃逸，而 PSO 与 WOA

在第 13 次迭代后实现收敛,但落入了局部最优区域。综合分析表明,GA 具有更出色的超参数优化能力。分别建立 PSO-BP 神经网络、WOA-BP 神经网络的轴承故障诊断模型按照上述要求进行训练测试,重复多次训练得到其准确率、精确度、召回率回 F1 分数如表 4 所示。

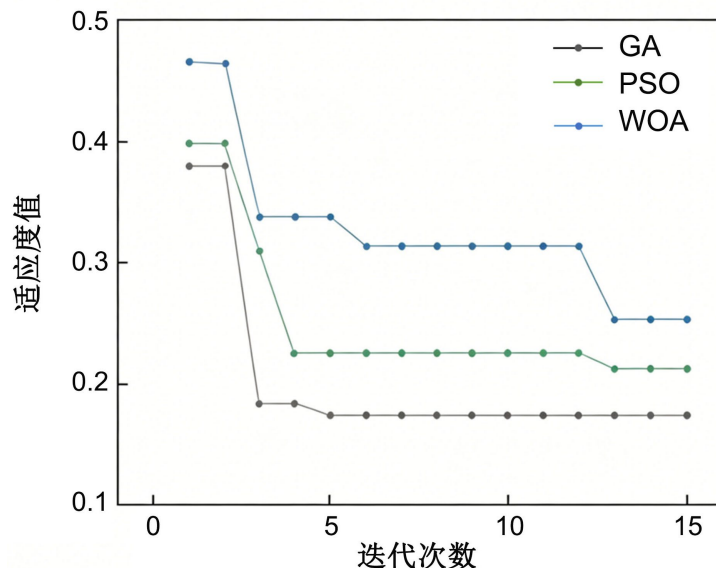


Figure 11. Optimization algorithm fitness curve

图 11. 优化算法适应度曲线

Table 4. Comparison of different models

表 4. 不同模型比较

诊断模型	准确率/%	精确度/%	召回率/%	F1 分数
GA-BP 神经网络	98.29	95.42	97.29	0.97
PSO-BP 神经网络	87.16	89.32	91.89	0.95
WOA-BP 神经网络	82.33	80.33	90.53	0.89

经过不同的模型对比可发现,本文提出的 GA-BP 神经网络的轴承故障诊断模型在经过多次重复实验后,其准确率最高达到 98.29%,优于其它两种模型,相比 PSO-BP 模型,其召回率高了 5.4%。同时其 F1 分数为 0.97,表明该模型能有效地识别故障,同时不会产生过多的误报。

4. 结论

本文针对滚揉机轴承故障诊断问题,提出了一种基于遗传算法(GA)优化 BP 神经网络的故障诊断方法,并通过实验验证了其有效性。完成的主要工作与结论如下:

(1) 搭建了滚揉机轴承振动信号采集平台,获取内圈故障、外圈故障、滚动体故障及正常状态四类工况数据。经低通滤波与 Min-Max 归一化预处理后,提取时域与频域特征共 72 维,利用 PCA 降维至前 11 个主成分(累计方差贡献率 90.94%),有效降低了模型输入维度。

(2) 采用遗传算法对 BP 神经网络的初始权值、阈值及关键超参数进行全局优化,构建了 GA-BP 故障诊断模型。在 2800 组训练样本、1200 组测试样本的实验条件下,模型整体诊断准确率为 93.16%。

(3) 对比实验中,GA-BP 模型的准确率高于 PSO-BP (87.16%)和 WOA-BP (82.33%),F1 分数为 0.967,

表明其在分类性能与误报控制方面均优于上述两种对比模型。遗传算法在第 5 代迭代后即可跳出局部最优区域,收敛速度快于粒子群算法与鲸鱼优化算法。

综上,所提出的 GA-BP 神经网络模型能够准确识别滚揉机轴承的不同故障类型,具有较好的诊断精度与收敛效率,可为食品加工设备轴承的状态监测与故障诊断提供方法参考。后续研究可进一步考察该模型在变工况、小样本及早期微弱故障条件下的泛化能力与鲁棒性。

参考文献

- [1] 赵小强,张青青.改进 Alexnet 的滚动轴承变工况故障诊断方法[J].振动测试与诊断,2020,40(3):472-480+623.
- [2] Guo, L., Gao, H., Huang, H., He, X. and Li, S. (2016) Multifeatures Fusion and Nonlinear Dimension Reduction for Intelligent Bearing Condition Monitoring. *Shock and Vibration*, **2016**, Article ID: 4632562. <https://doi.org/10.1155/2016/4632562>
- [3] He, W., Miao, Q., Azarian, M. and Pecht, M. (2015) Health Monitoring of Cooling Fan Bearings Based on Wavelet Filter. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **64**, 149-161. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2015.04.002>
- [4] 王普,李天焘,高学金,等.基于 LMD 和 MSEE 的滚动轴承复合故障特征提取方法[J].轴承,2019(3):63-69.
- [5] Ge, M., Lv, Y. and Ma, Y. (2020) Research on Multichannel Signals Fault Diagnosis for Bearing via Generalized Non-Convex Tensor Robust Principal Component Analysis and Tensor Singular Value Kurtosis. *IEEE Access*, **8**, 178425-178449. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3027029>
- [6] Schmidt, S. and Gryllias, K.C. (2021) The Anomalous and Smoothed Anomalous Envelope Spectra for Rotating Machine Fault Diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **158**, 107770. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2021.107770>
- [7] Zheng, J., Huang, S., Pan, H., Tong, J., Wang, C. and Liu, Q. (2021) Adaptive Power Spectrum Fourier Decomposition Method with Application in Fault Diagnosis for Rolling Bearing. *Measurement*, **183**, Article ID: 109837. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109837>
- [8] Sharma, V., Raghuvanshi, N.K. and Jain, A.K. (2021) Sensitive Sub-Band Selection Criteria for Empirical Wavelet Transform to Detect Bearing Fault Based on Vibration Signals. *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, **9**, 1603-1617. <https://doi.org/10.1007/s42417-021-00316-8>
- [9] Li, H., Xu, Y., An, D., Zhang, L., Li, S. and Shi, H. (2020) Application of a Flat Variational Modal Decomposition Algorithm in Fault Diagnosis of Rolling Bearings. *Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control*, **39**, 335-351. <https://doi.org/10.1177/1461348419846730>
- [10] Ghareis, N., Arefi, M.M., Razavi-Far, R., Zarei, J. and Yin, S. (2020) A Neuro-Wavelet Based Approach for Diagnosing Bearing Defects. *Advanced Engineering Informatics*, **46**, 101172. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2020.101172>
- [11] Kong, Z., Tang, B., Deng, L., Liu, W. and Han, Y. (2020) Condition Monitoring of Wind Turbines Based on Spatio-Temporal Fusion of SCADA Data by Convolutional Neural Networks and Gated Recurrent Units. *Renewable Energy*, **146**, 760-768. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.07.033>
- [12] Chen, Z. and Li, W. (2017) Multisensor Feature Fusion for Bearing Fault Diagnosis Using Sparse Autoencoder and Deep Belief Network. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, **66**, 1693-1702. <https://doi.org/10.1109/tim.2017.2669947>
- [13] 闫旭,徐森生.基于 GA-BP 神经网络的造纸输送机 CST 故障诊断模型研究[J].造纸科学与技术,2025,44(6):82-88.
- [14] 杨熙成,叶俊成,谢璐璐,等.基于 GA-BP 神经网络的冷连轧带钢板形预测[J].材料与冶金学报,2025,24(1):55-61.
- [15] Rastegar, R. and Hariri, A. (2006) A Step Forward in Studying the Compact Genetic Algorithm. *Evolutionary Computation*, **14**, 277-289. <https://doi.org/10.1162/evco.2006.14.3.277>
- [16] 陈澄.遗传算法优化 BP 神经网络多传感器数据融合温度检测方法研究[D]:[硕士学位论文].吉林:吉林化工学院,2024.
- [17] Cao, M., Duan, H., He, H., Liu, Y., Yue, S., Zhang, Z., et al. (2022) Prediction Model of Low Cycle Fatigue Life of 304 Stainless Steel Based on Genetic Algorithm Optimized BP Neural Network. *Materials Research Express*, **9**, Article ID: 076511. <https://doi.org/10.1088/2053-1591/ac7cc0>

附录：轴承故障植入方法与关键几何参数

1. 实验轴承型号及几何参数

实验选用调心滚子轴承作为滚揉机轴承故障诊断实验对象，轴承型号及关键几何参数如表 A1 所示。

Table A1. Bearing model and key parameters

表 A1. 轴承型号及关键参数

参数名称	数值
轴承型号	23024CA/W33
轴承内径 d	120 mm
轴承外径 D	180 mm
轴承宽度 B	46 mm
滚动体类型	球面滚子
节圆直径 D_p	150 mm
适用转速	1200 r/min
适用载荷	0, 1, 2 HP

2. 轴承故障植入方法

采用电火花线切割加工技术分别在轴承内圈滚道、外圈滚道及单个滚动体表面加工矩形槽，用于模拟局部故障。电火花加工可避免切削产生的毛刺及残余应力，能够较好保持故障边缘几何一致性。具体步骤为：首先使用专用拉马工具拆解轴承并分离组件，经无水乙醇超声清洗 15 min 去除油污；然后采用多轴数控电火花机床分别加工故障：在内、外圈球面滚道中部沿周向加工宽 0.8 mm、深 1.2 mm 的矩形槽，并在单侧一列中某一滚动体表面沿母线方向加工宽 0.6 mm、深 1.0 mm 的矩形槽；加工完成后再次进行超声清洗清除碎屑；最后按原序重新组装轴承，并手动转动确认无卡滞异响。

3. 时域、频域特征名称及公式

Table A2. Time domain, frequency domain feature name and formula

表 A2. 时域、频域特征名称及公式

特征名称	公式
最大值	$x_{\max} = \max(x_i)$
最小值	$x_{\min} = \min(x_i)$
峰值	$x_p = \max x_i $
峰峰值	$x_k = x_{\max} - x_{\min}$
方差	$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2$
均方根值	$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
绝对平均值	$x_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $

续表

方根幅值	$x_r = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i } \right)^2$
峭度因子	$C_q = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4 / x_{rms}^4$
脉冲因子	$x_{pulse} = \frac{\max(x_i)}{x_j}$
波形因子	$C = \frac{x_{rms}}{x_j}$
裕度因子	$C_e = \frac{x_{rms}}{\bar{x}}$
特征名称	公式
重心频率	$f_z = \sum_{i=1}^N \left(f_i p_i(f) / \sum_{i=1}^N p_i(f) \right)$
均方频率	$f_b = \sum_{i=1}^N \left(f_i^2 p_i(f) / \sum_{i=1}^N p_i(f) \right)$
频率方差	$f_z = \sum_{i=1}^N \left((f_i - f_b) * p_i(f) / \sum_{i=1}^N p_i(f) \right)$