

SSAE 和 IGWO-SVM 的滚动轴承故障诊断*

袁宪锋¹, 颜子琛¹, 周凤余², 宋勇¹, 缪昭明¹

(1. 山东大学机电与信息工程学院 威海, 264209) (2. 山东大学控制科学与工程学院 济南, 250061)

摘要 针对滚动轴承的故障诊断问题,提出了一种基于栈式稀疏自编码网络(stacked sparse auto encoder,简称SSAE)、改进灰狼智能优化算法(improved grey wolf optimization,简称IGWO)以及支持向量机(support vector machine,简称SVM)的混合智能故障诊断模型。首先,利用栈式自编码网络强大的特征自提取能力,实现故障信号深层频谱特征的自适应学习,通过引入稀疏项约束提高特征学习的泛化性能;其次,利用改进的灰狼算法实现支持向量机的参数优化;最后,基于优化后的SVM完成对故障特征向量的分类识别。所提混合智能故障诊断模型充分结合了神经网络强大的特征自学习能力和支持向量机优秀的小样本分类性能,避免了手工特征提取的弊端,可对不同故障类型的振动信号实现更精准的识别。多组对比实验表明,相比传统方法,笔者所提出的模型具有更优秀的故障识别能力,诊断准确率可达98%以上。

关键词 滚动轴承故障诊断; 栈式稀疏自编码网络; 特征提取; 灰狼算法; 支持向量机

中图分类号 TP206.3; TP202.1

引言

滚动轴承是旋转机械设备必不可少的重要部件,其运行状态直接影响整个生产系统能否安全稳定的运行。因此,对滚动轴承的健康状态进行实时监测和故障诊断具有极其重要的意义^[1]。频域分析是机械故障信号处理中使用最广泛的方法之一。损伤部件在运行时会产生周期性的冲击脉冲,包含了各部件的固有特征频率及谐波,其改变通常表示故障的产生和发展^[2]。常用的信号处理方法有短时傅里叶变换、小波包变换和经验模态分解等^[3-6]。

随着故障诊断问题的复杂化和多维化,基于信号处理的故障诊断技术愈显繁琐,具有一定的局限性。近年来,基于机器学习技术的智能诊断方法受到了越来越多的重视。相较于传统手工特征提取方法,利用深度学习进行特征提取和故障识别,可以一定程度摆脱对信号处理技术和诊断经验的依赖,避免传统方法提取的特征区分度低、代表性差的问题,进而提高故障识别的准确率^[7-8]。文献[9]提出了一种基于变分模态分解和深度神经网络的齿轮故障诊

断方法,取得了较好的诊断效果。金棋等^[10]提出了一种基于深度学习特征提取与信息融合的行星齿轮箱故障诊断方法,通过优化多个堆栈降噪自动编码器提取多样性的故障特征,实现了齿轮箱的故障诊断。时培明等^[11]提出了一种基于深度学习特征提取和粒子群支持向量机状态识别相结合的智能诊断模型。陈保家等^[12]利用深度置信网络对齿轮传动系统的振动信号进行特征提取,利用DBNs的复杂映射表征能力对故障信号进行故障判别,取得了不错的效果。文献[13]提出了一种基于深度神经网络与浅层学习机相结合的混合智能诊断模型,实现了轴承故障诊断及剩余寿命预测。Nguyen等^[14]基于声音信号,采用包络分析和深度神经网络技术,实现了轴承的故障诊断。

笔者提出了一种基于SSAE,IGWO和SVM相结合的智能诊断方法。首先,利用快速傅里叶变换(fast Fourier transform,简称FFT)对原始振动信号进行频域变换,并对其进行归一化处理;其次,利用SSAE强大的特征学习能力,实现频域深层特征的自适应学习;最后,利用IGWO参数优化后的SVM进行故障识别。

* 国家重点研发计划资助项目(2017YFB1302400);国家自然科学基金资助项目(61803227, 61973184, 61773242);山东大学自主创新基金青年培养资助项目(2018ZQXM005)

收稿日期:2019-08-06;修回日期:2019-11-06

1 基于 SSAE 与 IGWO-SVM 混合智能故障诊断模型整体设计思路

所提混合智能故障诊断模型整体设计思路如图 1 所示,可划分为 3 个核心模块:数据预处理、基于 SSAE 的深层故障特征自适应学习以及基于

IGWO-SVM 的故障识别。训练阶段,原始信号需经过数据预处理。由于故障类型的不同会导致不同频域段的频率成分发生改变,频域信号比时域信号更有利于 SSAE 从高维数据中压缩提取到深层特征,因此对原信号先进行 FFT,再对整体进行零均值单位方差归一化处理,方便后续深度神经网络的训练。

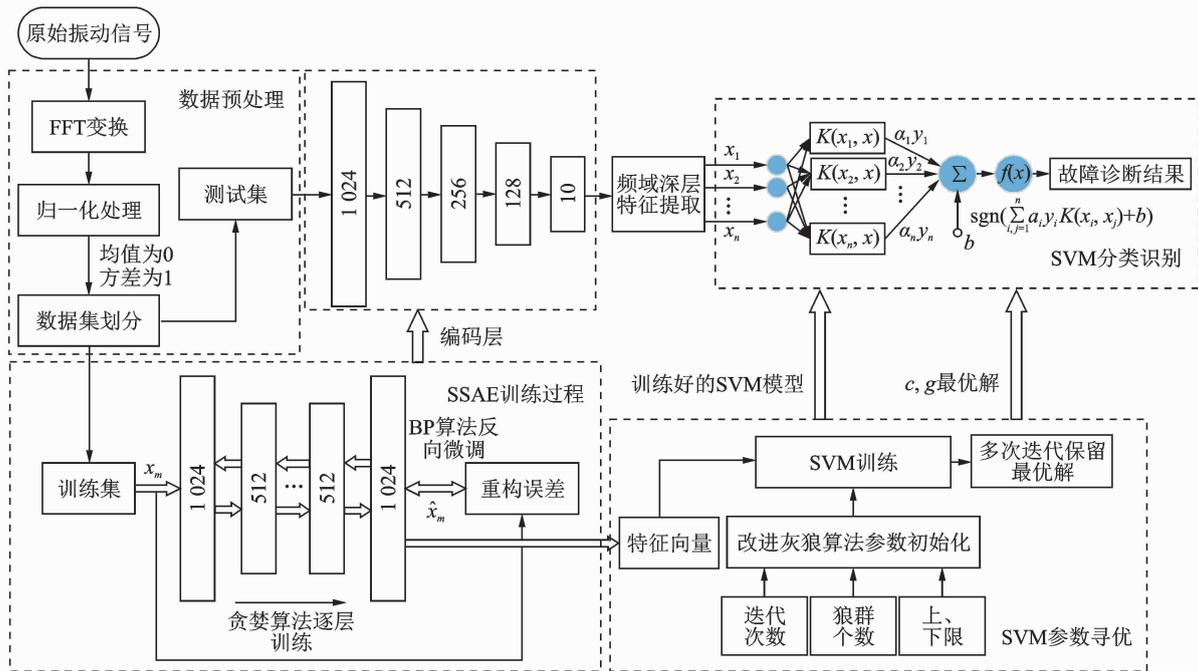


图 1 算法整体设计

Fig. 1 Algorithm overall design

深度自编码网络可以被视为一个能够处理复杂非线性问题的特征提取工具。首先,通过所构建的栈式稀疏自动编码器对输入数据进行逐层训练,以无监督学习的方式降低数据维数,获取低维特征;然后,组合低维数据特征映射成更抽象的高层表示,获取能够表征不同类型故障本质的深层特征,从而达到深层频域特征自适应学习的目的。

在 SVM 训练过程中,参数选择决定了分类结果的好坏,而目前对于不同的数据尚无统一的参数选择方法。为了解决这一问题,基于改进灰狼算法对 SVM 参数进行启发式自主寻优。以 SSAE 提取到的深层频域特征作为训练数据集,SVM 的识别准确率作为优化目标函数,SVM 的参数 C 和 γ 作为待优化的变量进行迭代寻优,完成对 SVM 参数的优化过程。

测试阶段,原始振动信号经 FFT,利用训练好的 SSAE 编码层网络实现深层频域特征的提取,以

此输入优化后的 SVM 分类器即可实现故障类型的准确识别。

2 基于 SSAE 的深层故障特征自适应学习

2.1 自动编码器原理

设有一个无标签的训练样本集 $\{x_i | i=1,2,\dots,n\}$, n 为输入数据的维数。编码网络通过激活函数 f_θ 将样本映射为编码向量 h_m ,即

$$h_m = f_\theta(Wx_i + b) \quad (1)$$

$$f_\theta(z) = \tanh(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (2)$$

其中: f_θ 选择 \tanh 函数作为激活函数; W, b 分别为编码网络的权重矩阵和偏置参数; $\theta = \{W, b\}$ 为神经网络参数集合。

解码过程就是原始数据的重构过程,解码网络通过解码函数 g_θ 将编码向量 \mathbf{h}_m 重构为 $\hat{\mathbf{x}}_i$ [10],即

$$\hat{\mathbf{x}}_i = g_\theta(\mathbf{h}_m) = f_\theta(\mathbf{W}'\mathbf{h}_m + \mathbf{c}) \quad (3)$$

其中: f_θ 为解码网络激活函数; \mathbf{W}' , \mathbf{c} 分别为解码网络的权重矩阵和偏置参数。

训练的过程可描述为不断调整其参数权重矩阵 \mathbf{W} 偏置参数 \mathbf{b} , 最小化原输入与重构误差的损失函数 [10] 为

$$J(\mathbf{x}_i, \hat{\mathbf{x}}_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} (\|\mathbf{x}_i - \hat{\mathbf{x}}_i\|)^2 \quad (4)$$

当重构目标与训练样本最为接近时,编码矢量可看作原信号的最优降维表达。

2.2 稀疏性限制

稀疏自编码对隐藏层神经元加入稀疏性限制,使得抽象出的特征稀疏表示,这将更有利于数据分类。笔者选用 tanh 为激活函数,则神经元输出接近于 1 时表示活跃,输出接近于 -1 时认为是被抑制。

假设 $a_j(\mathbf{x}_i)$ 为在给定输入向量 \mathbf{x}_i 的情况下隐层神经元 j 的激活度,则 j 的平均激活值为

$$\hat{\rho}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [a_j(\mathbf{x}_i)] \quad (5)$$

其中: $a_j(\mathbf{x}_i) = f(\mathbf{w}_j \cdot \mathbf{x}_i + \mathbf{b}_j)$ 。

为满足稀疏性条件,要求所有隐藏层单元平均激活值接近于 0。

引入稀疏性参数 ρ , 通常目标值 ρ 为一个接近于 0 的值。为使 $\hat{\rho}_j = \rho$, 使用 KL 散度衡量二者的距离 [13], 公式为

$$\sum_{j=1}^m \text{KL}(\rho \parallel \hat{\rho}_j) = \sum_{j=1}^m \rho \lg \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1 - \rho) \lg \frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j} \quad (6)$$

为了在 SAE 中加入稀疏性约束,可将式(6)作为惩罚因子加入原损失函数中,其中 m 为隐藏层单元数。

2.3 基于栈式稀疏自编码器的深层特征提取

如图 2 所示,栈式稀疏自编码神经网络由多层稀疏自编码器组成,前一层自编码器的输出作为后一层自编码器的输入。通过编码和解码的过程,使重构信号与输入信号之间的偏差最小,编码层输出的特征向量可以看作是原输入信号的一种深层特征提取。

SSAE 的训练过程分为无监督的前向网络预训

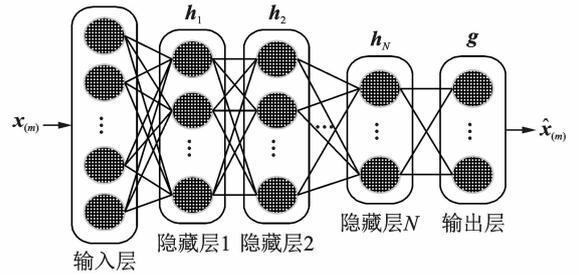


图 2 栈式自编码网络

Fig. 2 Stacked auto-encoding network

练和后向有监督的微调过程。首先,利用原始输入训练网络的第 1 层,将解码层输出与原样本的均方差定义为损失函数,采用梯度下降法进行迭代优化,得到第 1 个隐藏层的参数 $\mathbf{W}^{(1)}$, $\mathbf{b}^{(1)}$; 然后,将第 1 层神经网络的激活值 \mathbf{h}_1 作为第 2 层的输入,继续训练得到第 2 层的参数 $\mathbf{W}^{(2)}$, $\mathbf{b}^{(2)}$, 在训练不同层时保持其他各层参数不变,直至最后一层得到其参数 $\mathbf{W}^{(n)}$, $\mathbf{b}^{(n)}$ 。后向微调过程将部分训练数据作为输入对整个网络进行有监督学习,采用反向传播算法更新和优化所有隐层参数以提高神经网络的性能。

损失函数可以表示为

$$J(\mathbf{W}, \mathbf{b}; \mathbf{x}_i, \hat{\mathbf{x}}_i) = J(\mathbf{x}_i, \hat{\mathbf{x}}_i) + \frac{\lambda}{2} \sum_{l=1}^{n_l-1} \sum_{k=1}^{s_l} \sum_{j=1}^{s_{l+1}} (\mathbf{W}_{jk}^{(l)})^2 \quad (7)$$

其中:第 1 项为所有样本的方差均值;第 2 项为正则项,用于防止过拟合的发生; $\mathbf{W}_{jk}^{(l)}$ 为神经网络中第 l 层的第 j 个神经元和第 $l+1$ 层的第 k 个神经元之间的权重系数; λ 为正则化参数; s_l 为第 l 层的神经元个数; n_l 为网络层数。

加入稀疏性限制后,最终的损失函数 [14] 为

$$J_{\text{sparse}}(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = J(\mathbf{W}, \mathbf{b}; \mathbf{x}_i, \hat{\mathbf{x}}_i) + \beta \sum_{j=1}^m \text{KL}(\rho \parallel \hat{\rho}_j) \quad (8)$$

利用梯度下降法,通过迭代可求出参数 \mathbf{W} , \mathbf{b} 的值,使得 $J_{\text{sparse}}(\mathbf{W}, \mathbf{b})$ 最小化

$$\mathbf{W}_{ij}^l = \mathbf{W}_{ij}^l - \alpha \frac{\partial}{\partial \mathbf{W}_{ij}^l} J_{\text{sparse}}(\mathbf{W}, \mathbf{b}) \quad (9)$$

$$\mathbf{b}_i^l = \mathbf{b}_i^l - \alpha \frac{\partial}{\partial \mathbf{b}_i^l} J_{\text{sparse}}(\mathbf{W}, \mathbf{b}) \quad (10)$$

其中: α 为学习率。

将原始振动信号频域特征数据经 SSAE 网络编码压缩所得的编码矢量作为提取到的深层故障特征,并将其作为 SVM 的输入,实现故障的精准识别。

3 基于 IGWO-SVM 的故障识别

3.1 灰狼算法基本原理

Mirjalili 等^[15]提出的灰狼算法(grey wolf optimization, 简称 GWO)是模拟大自然中灰狼种群特有的等级制度和集体狩猎行为的群智能优化算法。在狼群之中,头狼被认为是顶端捕食者,记作 α ,其余按照社会等级排列依次记作 β, δ 与 ω 。GWO 的优化过程主要由每代种群中的 3 个最优解 α, β, δ 指导 ω 完成,如图 3 所示^[16]。狩猎过程主要包括猎物追踪、包围与攻击。

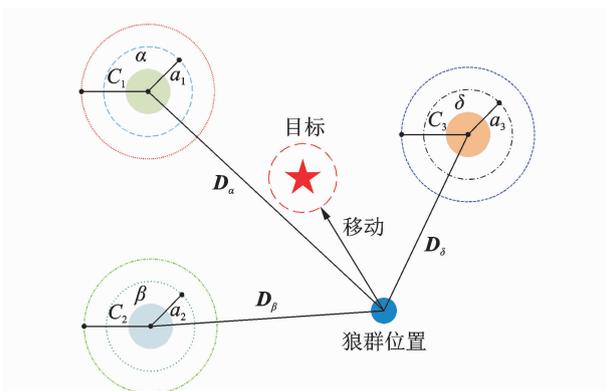


图3 灰狼算法模型

Fig. 3 Grey wolf algorithm model

3.1.1 追踪与包围猎物

$$D = |CX_p(t) - X(t)| \quad (11)$$

其中: D 为群体中个体与猎物的距离; $C = 2r_1$ 为摆动因子; $r_1 \in [0, 1]$ 为随机数; X_p 为猎物的位置; t 为当前的迭代次数; X 为当前个体的位置。

狼群根据距离进行位置更新包围猎物的数学描述^[16]为

$$X(t+1) = X_p(t) - AD \quad (12)$$

其中: $A = 2ar_2 - a$; $r_2 \in [0, 1]$,为随机数; a 为收敛因子,从 2 线性减少至 0。

当 $|A| > 1$ 时,狼群将扩大围捕面积,搜索更优的猎物,增强全局寻优能力;当 $|A| < 1$ 时,狼群将收缩围捕范围,增强局部寻优能力。

3.1.2 靠拢与攻击猎物

以 α, β, δ 为指导的狼群从各方向靠拢猎物,进而达到捕食的目的。这种行为的数学描述^[16]为

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 X_\alpha(t) - X(t)| \\ D_\beta = |C_2 X_\beta(t) - X(t)| \\ D_\delta = |C_3 X_\delta(t) - X(t)| \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3 D_\delta \end{cases} \quad (14)$$

$$X(t+1) = (X_1 + X_2 + X_3)/3 \quad (15)$$

其中: $D_\alpha, D_\beta, D_\delta$ 为领导的 3 只狼与猎物之间的距离; X_1, X_2, X_3 代表 3 只狼对狼群 ω 指导后更新的位置,式(15)决定狼群移动的位置和方向。

3.2 改进的灰狼算法

通常,对于元启发式群智能优化算法,在其迭代过程的前期,应加强群体的个体的全局搜索能力;在迭代过程的后期,应增强算法的收敛能力^[17]。由式(12)可知,参数 $|A| > 1$ 与 $|A| < 1$ 分别对应了算法的全局搜索和局部开采行为,而 A 的取值由收敛因子 a 决定。原始灰狼算法的收敛因子 a 值从 2 至 0 线性递减,这可能会使得算法早熟,导致算法易陷入局部最优解^[18]。为改善这一问题,笔者提出了一种余弦收敛因子,表达式为

$$a = 2\cos\left(\frac{\pi}{2} \frac{t}{t_{\max}}\right) \quad (16)$$

式(16)定义的收敛因子收敛趋势如图 4 所示。由图 4 可见,由于余弦函数的特性,余弦收敛因子大于 1 的时段明显多于线性收敛因子,更有利于丰富灰狼种群的多样性,提高找到全局最优解的可能。在迭代后期,余弦收敛因子有更快的下降速度,可以提升算法的收敛速度。

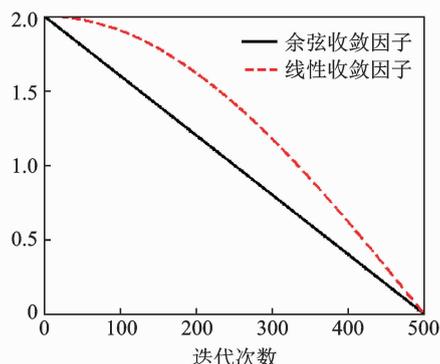


图4 余弦收敛因子收敛趋势

Fig. 4 Cosine convergence coefficient

此外,GWO 算法的主要灵感来源于灰狼群严格的社会领导层级及其群体狩猎行为,位于层次金字塔顶部的 α 狼是狼群狩猎活动的主要决策者,而分别代表第 2 和第 3 最佳解决方案的 β, δ 狼则辅助 α 狼做出决定^[19]。然而,在原始灰狼算法的位置更

新式(15)中, α, β, δ 狼的权重系数皆为 1/3, 即 3 只头狼对狼群个体的引导能力是相等的。为了更好地模仿灰狼群社会的等级制度, 笔者对位置更新公式的权重比例进行了调整, 数学模型为

$$\mathbf{X}(t+1) = (3\mathbf{X}_1 + 2\mathbf{X}_2 + \mathbf{X}_3) / 6 \quad (17)$$

将 α, β, δ 3 只头狼的权重比例调整为 3 : 2 : 1, 适应度越高的头狼, 离目标越接近, 对狼群的领导能力也越强。 α 狼为狼群个体的提供主要移动方向, 其余头狼则提供辅助的前进方向, 以此加快包围与靠拢猎物的速度。

3.3 改进灰狼算法对 SVM 参数寻优

IGWO 是一种随机概率搜索算法, 其优点在于结构简单, 具有较好的全局收敛性, 能以较大的概率快速找到最优解, 算法流程如图 5 所示。

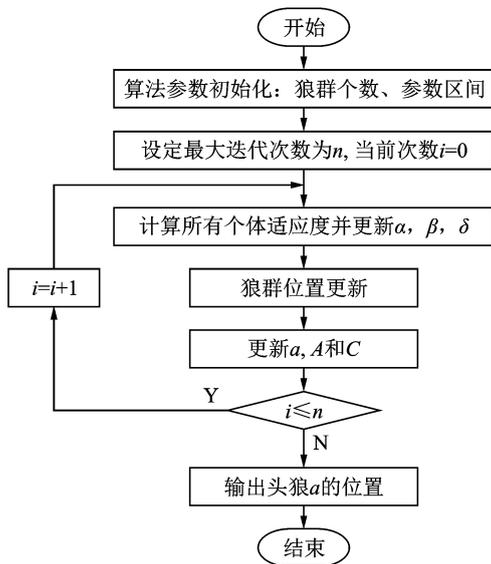


图 5 改进灰狼算法参数寻优

Fig. 5 IGWO parameter optimization

在对 SVM 进行参数寻优时, 以训练集的平均识别准确率作为优化目标, 在多次迭代中保留最优解。此算法避免了人工选取参数的盲目性, 很大程度上节约了计算时间。笔者使用 RBF 核函数, 对于惩罚因子 C 与核参数 γ 的寻优过程如下:

- 1) 参数初始化, 在规定范围内随机产生狼群的位置, 即随机的 C 与 γ 的初始值;
- 2) 将当前 SVM 识别准确率作为适应度函数, 以提高准确率为优化目标, 计算所有个体适应度并更新 α, β, δ ;
- 3) 根据 α, β, δ 的位置信息更新其他搜索代理的

位置;

- 4) 更新 α, A, C 的值;
- 5) 判断是否达到最大迭代次数, 若无则跳转至步骤 2;
- 6) 输出头狼 α 的位置。

4 轴承故障诊断实例

4.1 实验数据

为了对笔者所提混合智能故障诊断模型的有效性进行验证, 在不失一般性的前提下, 实验数据选用美国西储大学轴承振动加速度数据库, 该数据库是目前基于振动信号研究轴承故障诊断问题最常用的公开数据集之一。该系统包括一台 1.5 kW 的电机, 一个功率计, 转矩传感器和电子控制设备。被测试的轴承支撑着电机轴, 利用加速度传感器采集振动信号, 如图 6 所示。

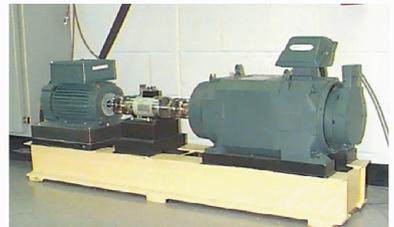


图 6 实验平台

Fig. 6 Experiment platform

选取电机负载为 2.2 kW, 采样频率为 12 kHz, 转速为 1 730 r/min 的振动信号作为实验数据。轴承状态共 4 种: 正常情况、内圈故障, 滚动体故障和外圈故障。损伤直径分别为 0.177 8, 0.355 6, 0.533 4 mm。跟据 3 种不同的故障位置和 3 种损伤直径共可划分 9 类不同的故障类型。图 7 为当故障直径为 0.177 8 mm 时, 4 种不同运行状态下原始振动加速度信号幅值与时间的关系, 采样点数为 4 096。

数据集划分如表 1 所示。每一组样本中包含 2 048 个采样点, 实验共 1 000 组样本, 以 7 : 3 的比例随机划分训练集和测试集。一共 10 种工况类型, 每种工况选取相等的数据量, 即 70 个样本作训练集, 30 个样本作测试集。这样保证了数据的均衡性, 便于诊断模型得出正确的诊断结果。

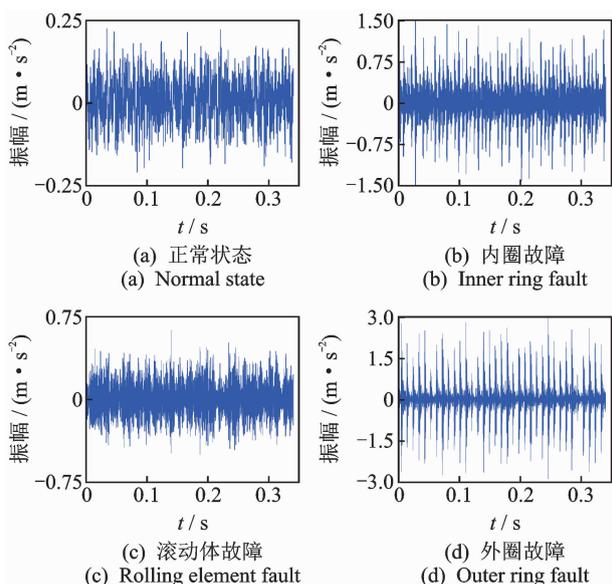


图7 原始振动加速度信号

Fig. 7 Original vibration acceleration signal

表1 数据集的划分

Tab. 1 Division of data sets

故障直径/ mm	训练样本	测试样本	故障类型	标签类型
0	70	30	正常	0
0.177 8	70	30	内圈	1
0.177 8	70	30	滚动体	2
0.177 8	70	30	外圈	3
0.355 6	70	30	内圈	4
0.355 6	70	30	滚动体	5
0.355 6	70	30	外圈	6
0.533 4	70	30	内圈	7
0.533 4	70	30	滚动体	8
0.533 4	70	30	外圈	9

4.2 基于SSAE的深层故障特征自适应学习

首先,对原始信号进行快速傅里叶变换,每个样本采样点数为2 048个,由于FFT的对称性,只取一半即1 024个点;然后,对变换后的数据进行归一化处理

$$x' = (x - \mu) / \sigma \quad (18)$$

其中: μ 为均值; σ 为标准差。

将标准化后的数据作为SSAE网络的输入,输入层神经元个数由输入特征向量的维数决定,为1 024。输出层神经元个数由总的故障标签类型个数决定,为10。一般情况下,随着神经网络隐藏层层数的增多,学习深度逐渐加深,深层特征的自适应学习效果也越好,但隐藏层层数过多会导致过拟合等

问题。此外,若相邻隐藏层的层数相差过大,易导致特征数据的遗漏。最后,通过多次试验,笔者设计的SSAE网络层数为5层,其结构为1024—512—256—128—10,激活函数选取tanh,学习率为0.005,稀疏性参数 ρ 取0.05,稀疏惩罚系数取3,迭代次数为100。

利用主成分分析方法将人工提取的特征向量与SSAE提取的深层特征向量根据贡献度排名映射到三维空间中,如图8,9所示。可见,人工提取的特征向量在空间中混杂严重,而深度神经网络所提取的深层频域特征更具有代表性,降低了不同故障类型特征向量之间的重叠程度。因此,SSAE提取到的深层故障特征更具优势,更适合分类器的分类识别。

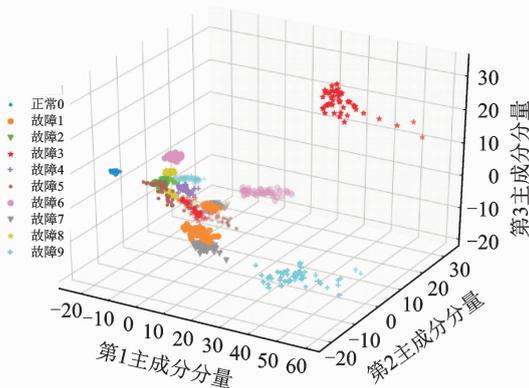


图8 人工提取频域特征散点图

Fig. 8 Scatter points of features extracted by manual methods

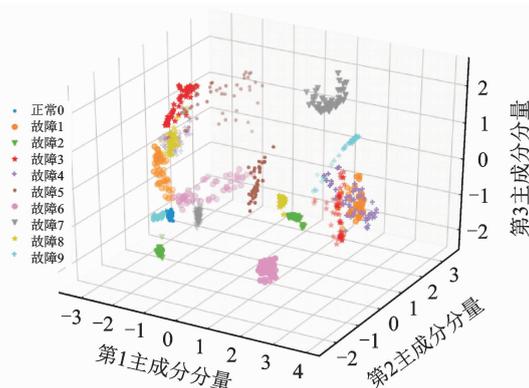


图9 SSAE提取深层频域特征散点图

Fig. 9 Scatter points of deep features extracted by SSAE

4.3 基于IGWO-SVM的故障识别

在SSAE深度特征提取之后,笔者利用SVM实现故障类型的识别。SVM具有优秀的小样本学习和较好的泛化能力,但是其分类性能受参数影响较大;GWO算法是一种典型的元启发式智能优化

算法,具有较好的寻优性能。笔者采用 IGWO 算法对 SVM 进行参数寻优,IGWO 算法参数及 SVM 参数寻优范围如表 2 所示。

表 2 IGWO-SVM 参数设置

Tab. 2 IGWO-SVM parameter settings

狼群数量	最大迭代次数	优化参数	取值限定范围
15	50	C	[1,100]
		γ	[0.001,100]

SVM 参数寻优适应度曲线如图 10 所示。可见,经过 20 次迭代之后,平均适应度基本趋向于 100,而最佳适应度在 3 次迭代之后达到最大值。相比人工随机选取参数测试,利用 IGWO 进行参数寻优可以节约大量时间并大幅提高准确率。经过寻优,最后 C 的取值为 22.23, γ 的取值为 0.001。使用优化后的 SVM 对测试样本进行分类识别,识别准确率可达 99%左右,采用人工测定的参数 C=15, $\gamma=3$,识别准确率仅为 89.6%,准确率提高了 9.4%。

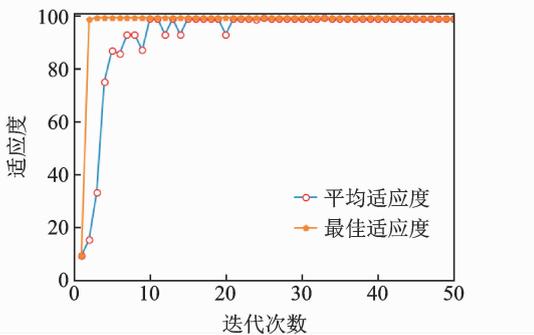


图 10 IGWO-SVM 参数寻优适应度曲线

Fig. 10 IGWO-SVM parameter optimization fitness curve

4.4 对比实验

为进一步验证笔者所提 SSAE 与 IGWO-SVM 混合智能诊断模型在滚动轴承故障识别方面的优越性,设计了 4 组对比实验,即分别对基于小波包变换 (wavelet packet transform, 简称 WPT) 和 SVM 的故障诊断方法 (WPT-SVM), 基于经验模态分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD) 和 SVM 的故障诊断方法 (EMD-SVM), 基于深度置信网络 (deep belief network, 简称 DBN) 和 BP 神经网络模型的故障诊断方法以及笔者所提 SSAE-IGWO-SVM 故障诊断方法进行对比。

利用 Daubechies 系列小波对原始信号进行 3 层小波包变换,获得各频段的特征分量,图 11 为正常状态振动信号各频段小波分解,FC₁ ~ FC₈ 分别对应从低频至高频的特征分量。

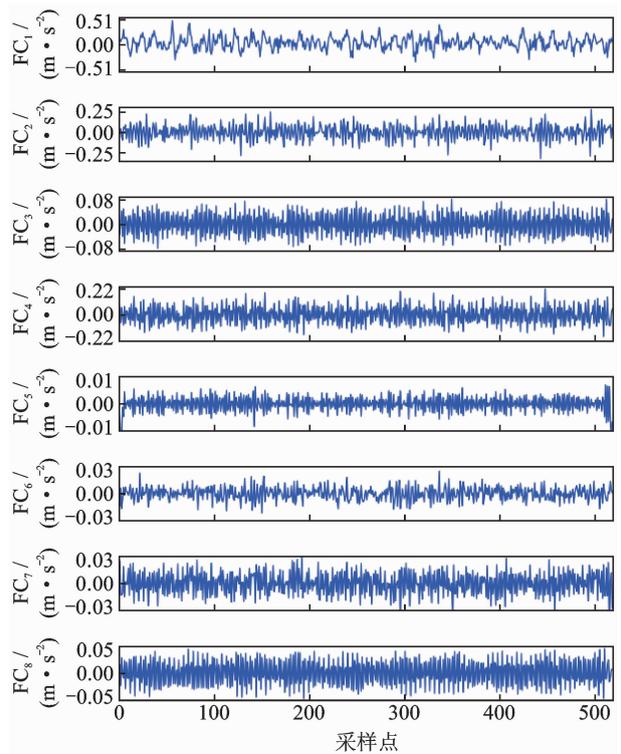


图 11 正常状态振动信号的小波分解

Fig. 11 Wavelet decomposition of normal state signals

各频段单一尺度下的小波能量定义为该尺度下小波系数的平方和,由此可计算各状态下小波能量分布,如表 3 所示。求得相对小波能量分布如图 12 所示。

表 3 小波能量分布

Tab. 3 Wavelet energy distribution

各频段小波能量分布	正常状态	内圈故障	滚动体故障	外圈故障
FC ₁	9.157	16.660	3.055	7.351
FC ₂	4.611	48.650	5.980	11.910
FC ₃	0.752	108.500	32.029	417.000
FC ₄	3.372	31.810	2.844	20.230
FC ₅	0.004	0.595	0.029	6.661
FC ₆	0.029	1.846	0.236	11.260
FC ₇	0.089	174.900	52.191	756.700
FC ₈	0.297	44.240	1.363	66.550

由表 3 和图 12 可见,不同的故障类型,对应信号的频域能量分布存在较大的差异。正常状态时,能量主要集中在低频段,内圈故障时能量分布较为均匀,而滚动体故障信号的能量主要分布在中频段,外圈故障时以高频能量居多。因此,小波能量分布可以作为信号特征向量输入 SVM 进行分类识别。各对比方法的参数设置如表 4 所示。

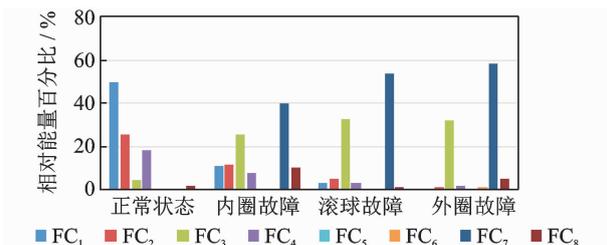


图 12 相对小波能量分布

Fig. 12 Relative wavelet energy distribution

表 4 参数设置

Tab. 4 Parameter setting

对比实验所用模型	参数说明	参数值
DBN-BP	网络结构	512-150-100-10
	激活函数	Sigmoid
	学习率	0.2
WPT	小波包基	db4
	分解层数	3
SVM	惩罚因子 C	10
	核参数 γ	1
EMD	本征模函数个数	8

利用测试集在 4 种故障模型上分别进行 10 次实验,实验结果如图 13 所示。对时域信号进行 EMD,将得到的特征向量输入 SVM 网络分类的平均识别准确率最低,仅为 63.7%,方差为 29.41。WPT-SVM 模型平均识别准确率为 83.56%,但识别准确率波动较大,方差为 49.49,无法达到稳定识别的要求。DBN-BP 模型在测试集上获得了优异的表现,平均识别率为 94.3%,方差为 19.41。笔者提出的模型性能优于前者,平均识别准确率为 98.75%,方差低于 DBN-BP,为 2.08。通过对比实验可以发现,笔者所提方法具有更高的故障诊断精度和较好的稳定性。

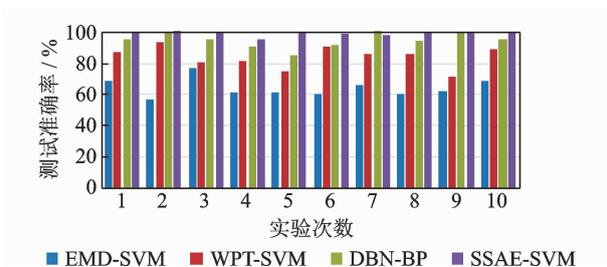


图 13 实验结果对比

Fig. 13 Comparative experiment results

5 结论

1) 充分结合了 SSAE 强大的深层特征自适应

学习能力和 SVM 优秀的小样本分类性能,实现了更高精度的故障诊断。

2) 引入神经网络特征自适应学习环节,避免了传统手工提取特征区分度低、代表性差的问题,实现了深层故障特征的自适应提取。

3) 通过引入 IGWO 算法实现了对 SVM 参数的自主寻优,提升了 SVM 的参数优化效率。多组对比实验结果表明,相比传统方法,该模型具有更高的故障诊断精度。

参 考 文 献

- [1] LI X, ZHANG W, DING Q. Cross-domain fault diagnosis of rolling element bearings using deep generative neural networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(7): 5525-5534.
- [2] AHMED H, NANDI A K. Three-stage hybrid fault diagnosis for rolling bearings with compressively sampled data and subspace learning techniques [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(7): 5516-5524.
- [3] 向北平, 周建, 倪磊, 等. 基于样本熵的改进小波包阈值去噪算法[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(2): 410-415.
XIANG Beiping, ZHOU Jian, NI Lei, et al. Research on improved wavelet packet threshold denoising algorithm based on sample entropy [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(2): 410-415. (in Chinese)
- [4] 张琛, 赵荣珍, 邓林峰, 等. 基于 SVD-EEMD 和 TEO 的滚动轴承弱故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(4): 720-726.
ZHANG Chen, ZHAO Rongzhen, DENG Linfeng, et al. Weak fault feature extraction method for rolling bearings based on svd eemd and teo energy spectrum [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(4): 720-726. (in Chinese)
- [5] WANG D, TUSI K L, QIN Y. Optimization of segmentation fragments in empirical wavelet transform and its applications to extracting bearing fault features [J]. Measurement, 2019, 133: 328-340.
- [6] YAN X A, JIA M P. A novel optimized SVM classification algorithm with multi-domain feature and its application to fault diagnosis of rolling bearing [J]. Neurocomputing, 2018, 313: 47-64.
- [7] 李松柏, 康子剑, 陶洁. 基于信息融合及堆栈降噪自编码的齿轮故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019, 38(5): 216-221.

- LI Songbai, KANG Zijian, TAO Jie. Gear fault diagnosis based on information fusion and stacked de-noising auto-encoder[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(5): 216-221. (in Chinese)
- [8] SUN J D, YAN C H, WEN J T. Intelligent bearing fault diagnosis method combining compressed data acquisition and deep learning [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, 67(1): 185-195.
- [9] LI Y, CHENG G, LIU C, et al. Study on planetary gear fault diagnosis based on variational mode decomposition and deep neural networks [J]. *Measurement*, 2019, 130: 94-104.
- [10] 金棋,王友仁,王俊,等. 基于深度学习多样性特征提取与信息融合的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. *中国机械工程*, 2019, 30(2): 196-204.
- JIN Qi, WANG Youren, WANG Jun, et al. Planetary gearbox fault diagnosis based on multiple feature extraction and information fusion combined with deep learning [J]. *China Mechanical Engineering*, 2019, 30(2): 196-204. (in Chinese)
- [11] 时培明,梁凯,赵娜,等. 基于深度学习特征提取和粒子群支持向量机状态识别的齿轮智能故障诊断[J]. *中国机械工程*, 2017, 28(9): 1056-1061.
- SHI Peiming, LIANG Kai, ZHAO Na, et al. Intelligent fault diagnosis for gears based on deep learning feature extraction and particle swarm optimization svm state identification [J]. *China Mechanical Engineering*, 2017, 28(9): 1056-1061. (in Chinese)
- [12] 陈保家,刘浩涛,徐超,等. 深度置信网络在齿轮故障诊断中的应用[J]. *中国机械工程*, 2019, 30(2): 205-211.
- CHEN Baojia, LIU Haotao, XU Chao, et al. Gear fault diagnosis based on DBNS [J]. *China Mechanical Engineering*, 2019, 30(2): 205-211. (in Chinese)
- [13] XIA M, LI T, SHU T X, et al. A two-stage approach for the remaining useful life prediction of bearings using deep neural networks [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(6): 3703-3711.
- [14] NGUYEN H N, KIM C H, KIM J M. Effective prediction of bearing fault degradation under different crack sizes using a deep neural network [J]. *Applied Sciences-Basel*, 2018, 8: 1-13.
- [15] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [16] DORTERLER M, SAHIN I, GOKCE H. A grey wolf optimizer approach for optimal weight design problem of the spur gear [J]. *Engineering Optimization*, 2019, 51(6): 1013-1027.
- [17] NIU P F, NIU S P, LIU N, et al. The defect of the grey wolf optimization algorithm and its verification method [J]. *Knowledge-Based System*, 2019, 171: 37-43.
- [18] ZHANG X, MIAO Q, LIU Z W, et al. An adaptive stochastic resonance method based on grey wolf optimizer algorithm and its application to machinery fault diagnosis [J]. *ISA Transactions*, 2019, 71: 206-214.
- [19] RODRÍGUEZ L, CASTILLO O, SORIA J, et al. A fuzzy hierarchical operator in the grey wolf optimizer algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 57: 315-328.



第一作者简介:袁宪锋,男,1989年3月生,博士、讲师。主要研究方向为机器人、智能故障诊断与预测、群智能优化算法等。

E-mail: yuanxianfeng@sdu.edu.cn

通信作者简介:颜子琛,男,1997年9月生,学士。主要研究方向为神经网络、强化学习及智能故障诊断等。

E-mail: yanzichen0906@126.com