

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.10.006

基于 MGWO-SCN 的滚动轴承故障诊断方法^{*}

冯 铃¹, 张 楚², 刘伟渭³

(1. 四川化工职业技术学院 智能制造学院, 四川 泸州 646000; 2. 西南大学 人工智能学院, 重庆 400715; 3. 西南交通大学 机械工程学院, 四川 成都 610031)

摘要: 为了提高滚动轴承故障诊断模型的鲁棒性和泛化能力, 提出了一种基于改进灰狼算法优化随机配置网络 (MGWO-SCN) 的滚动轴承故障诊断模型。首先, 在随机配置网络 (SCN) 中引入 L2 范数惩罚项, 提高了 SCN 在实际应用中的泛化能力; 然后, 在灰狼算法 (GWO) 中融入差分进化机制, 构建了改进灰狼算法 (MGWO), 并用其对 SCN 的惩罚项系数 C 进行了优化; 最后, 通过分析美国凯斯西储大学 (CWRU) 轴承振动信号数据集的频域特征信息, 构造了基于频域特征参量的振动数据集; 并分别用 BP 神经网络 (BPNN)、极限学习机 (ELM) 和支持向量机 (SVM) 诊断模型, 以及 MGWO 和粒子群优化算法 (PSO) 对所提模型进行了对比仿真测试。研究表明: 在 30 次重复实验中, 采用基于改进灰狼算法优化随机配置网络 (MGWO-SCN) 的方法, 可以准确地识别出 12 种轴承运行状态, 相比于 BPNN、ELM 和 SVM 轴承诊断方法, 该方法的诊断平均准确率分别提高了 7.27%、6.47% 和 8.67%; 另外, MGWO-SCN 在优化故障诊断模型方面具有更强的全局搜索能力, 相比于 GWO-SCN 和 PSO-SCN, 该模型预测结果的偏差值更小, 测试集准确率更高。

关键词: 旋转机械; 滚动轴承故障诊断模型; 改进灰狼算法优化随机配置网络; 鲁棒性; 泛化能力

中图分类号: TH133.33

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2022)10-1382-08

Rolling bearing fault diagnosis method based on MGWO-SCN

FENG Ling¹, ZHANG Chu², LIU Wei-wei³

(1. Intelligent Manufacturing College, Sichuan Chemical Industry Polytechnic, Luzhou 646000, China;
2. School of Artificial Intelligence, Southwest University, Chongqing 400715, China;
3. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: In order to improve the robustness and generalization ability of the fault diagnosis model of rolling bearing, a rolling bearing fault diagnosis model based on the modified gray wolf algorithm to optimize stochastic configuration networks (MGWO-SCN) was proposed. Firstly, in order to improve the generalization ability of SCN in practical applications, the L2 norm penalty term in the SCN was introduced. Then, the differential evolution mechanism was integrated into the gray wolf algorithm (GWO), and the modified gray wolf algorithm (MGWO) was constructed, which was used to optimize the penalty coefficient C of SCN. Finally, by analyzing the frequency domain characteristic information of the bearing vibration signal data set of Case Western Reserve University (CWRU), a vibration data set based on the frequency domain characteristic parameters was constructed, and BP neural network (BPNN), extreme learning machine (ELM) and support vector machine (SVM) diagnostic model, as well as MGWO and particle swarm optimization algorithm (PSO) were used to compare and simulate the model. The experimental results show that the method can accurately identify 12 kinds of bearing operating states in 30 repeated experiments. Comparing with the BPNN, ELM and SVM bearing diagnosis methods, the average accuracy is respectively increased by 7.27%, 6.47% and 8.67%. In addition, MGWO has stronger global search ability in optimizing the proposed model, comparing with GWO-SCN and PSO-SCN, the deviation value of the prediction results of the proposed model is smaller, and the accuracy of the test set is higher.

Key words: rotating machinery; rolling bearing fault diagnosis model; modified gray wolf algorithm-stochastic configuration networks (MGWO-SCN); robustness; generalization ability

收稿日期: 2022-01-26

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金资助项目 (51705432); 中国博士后基金面上资助项目 (2020M682506); 四川省科技计划项目 (19YYJC0513)

作者简介: 冯铃 (1987-), 男, 四川巴中人, 讲师, 主要从事机电一体化科研和教学方面的研究。E-mail: 284131861@qq.com

0 引 言

滚动轴承在机械结构中被称为“工业的关节”,在航空航天、机械制造、风力发电等诸多工业领域中使用广泛;其运行状态健康与否对机械设备是否能够可靠运行有着十分重要的作用^[1]。

据相关统计数据表明,旋转机械的失效案例中,高达 45% ~ 55% 是由滚动轴承失效引起的^[2]。因此,国内外许多学者积极开展了以滚动轴承为典型代表的机械故障诊断研究^[3]。

目前,滚动轴承的故障诊断可分为基于模型分析的传统诊断方法和基于数据驱动的智能诊断方法两种。其中,基于模型分析的诊断方法是根据第一性原理和轴承失效机制所构建的一种数学或物理模型,以描述轴承的退化过程,因而模型复杂度高且普适性较差。

近年来,随着人工智能算法和在线监测技术的发展,基于数据驱动的智能诊断方法成为了当前轴承故障诊断领域的研究热点。

SOUALHI A 等人^[4]使用自适应神经模糊推理系统估计出了轴承的剩余使用寿命。马文静等人^[5]基于支持矩阵机 (supportmatrixmachine, SMM) 数学理论,对基于数据驱动的智能诊断方法进行了改进,提出了一种多分类边界支持 (multi-classification boundary supportmatrixmachine, MBSMM) 模型,并将其应用在轴承故障诊断领域中。朱紫悦等人^[6]为解决噪声数据对诊断模型的影响,提出了一种基于 ITD-MODMEDA 联合降噪的数据预处理方法,研究表明,该方法能够有效地提高轴承故障诊断模型的准确率。刘飞等人^[7]为了提高深度学习训练效率,提出了一种基于迁移学习和深度残差网络的轴承故障诊断模型。DING Xiao-xi 等人^[8]利用小波变换和相空间重构相结合的方法,重建了振动信号特征,并利用深度卷积网络实现了轴承故障诊断目的。虽然基于人工智能算法的轴承诊断方法具有很强的普适性,但仍存在着网络结构难以确定、训练过程容易陷入局部最优等问题。

为更好地提高模型泛化性能,解决模型结构特异性的问题,越来越多的学者在神经网络训练过程中融入随机学习机制。

1997 年,LI J Y 等人^[9]通过网络参数随机生成和输入层与输出层直接连接的方式,构建了随机向量函数连接神经网络 (random vector functional link network, RVFL)。相比于传统的神经网络,RVFL 训练效率更

高、泛化性能更强。然而,TYUKIN I Y 等人^[10]的研究表明,RVFL 训练效果易受到隐含层节点数目的影响,若设置不当将导致无法逼近目标函数的最优值。

2017 年,WANG Dian-hui 等人^[11]构建了一种基于不等式约束的监督机制,并利用该机制随机生成输入层网络参数和隐含层节点数,进而提出了一种随机配置网络模型。相比于其他神经网络架构,SCN 不仅具有随机学习的良好泛化特性,并且其隐含层节点数是基于监督机制而逐步生成的,很好地解决了 RVFL 模型隐含层节点数难以确定的问题。

综上所述,为提高滚动轴承故障诊断模型的准确率,笔者提出一种基于改进灰狼算法优化随机配置网络 (MGWO-SCN) 的滚动轴承诊断模型。

首先,笔者在 SCN 中引入 L2 范数惩罚项;然后,将差分进化策略融入 GWO 算法中,并将其用来优化 SCN 的惩罚项系数 C;最后,对美国西储大学的公开数据集进行预处理,选用特征频率的幅值数据作为 MGWO-SCN 的特征输入;为了验证该模型的有效性,分别从模型诊断性能和算法优化效果的角度,将该模型与 BPNN、ELM、SVM 以及 GWO-SCN、PSO-SCN 进行对比仿真测试。

1 正则化随机配置网络 (SCN)

SCN 是一类功能强大的随机学习模型,与传统的随机学习模型相比,其隐含层结构可基于训练效果自适应生成,因而具有更强的泛化性能^[12]。其基本思想是先从一个较小的网络开始,然后用随机参数逐步添加新的隐藏节点,直到达到可接受的容差。

对于一个数据集 $D = \{(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)\}$, $i = 1, \dots, l$, $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^{1 \times d}$, $\mathbf{y}_i \in \mathbb{R}^{1 \times m}$;其中 $\mathbf{x}_i$ 表示数据集特征属性数据, $\mathbf{y}_i$ 表示数据标签属性。

$L-1$ 个节点的单层前向传播的神经网络 (SLFN) 输出如下:

$$f_{L-1}(\mathbf{x}) = \sum_{l=1}^{L-1} \beta_l \sigma_l(\mathbf{w}_l^T \mathbf{x} + \mathbf{b}_l) \quad (1)$$

式中: $\beta_l = [\beta_{l,1}, \beta_{l,2}, \dots, \beta_{l,m}]$ —输出权重; L —神经网络层数,为正整数; $\sigma_l(\cdot)$ —第 l 个隐藏神经元的激活函数; $\mathbf{w}_l \in [-v, v]^{m \times d}$ —第 l 个隐藏神经元的权重; $\mathbf{b}_l \in [-v, v]^{m \times d}$ —第 l 个隐藏神经元的偏置; $\mathbf{e}_{L-1} = \mathbf{f} - \mathbf{f}_{L-1} = [e_{L-1,1}, \dots, e_{L-1,m}]$ — $L-1$ 个隐藏层节点的残差; $\mathbf{f}$ —实际标签类型。

若达不到指定的误差容忍度,模型将会在约束条件下生成新的隐藏层节点,并且随着节点数增大满足

偏差减小的趋势,最终实现 $\lim_{L \rightarrow \infty} \|f - f_L\| = 0$ 。其中:

$$f_L = \sum_{l=1}^L \beta_l \sigma_l$$

SCN 的基本结构图如图 1 所示。

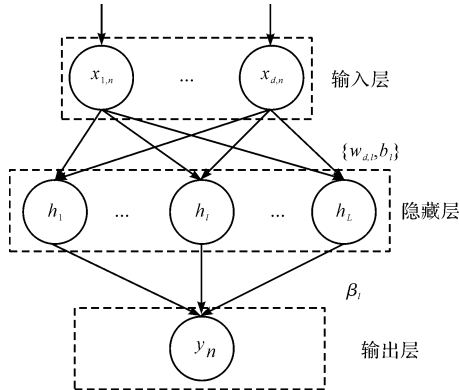


图 1 随机配置网络的基本结构

此时,模型根据更新模型输出权重如下:

$$[\beta_1^*, \beta_2^*, \beta_3^*, \dots, \beta_L^*] = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \|f - \sum_{l=1}^L \beta_l \sigma_l\| \quad (2)$$

其中: $\beta_l^* = [\beta_{l,1}^*, \beta_{l,2}^*, \dots, \beta_{l,m}^*]$ 。

当训练样本数量较少时,为避免 SCN 出现过拟合现象,笔者在模型的目标函数中引入了 L2 范数惩罚项;同时,最小化经验风险和结构风险,以此来提高网络的泛化性能。

此时,SCN 的目标函数做出如下改进:

$$[\beta_1^*, \beta_2^*, \beta_3^*, \dots, \beta_L^*] = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} (\|f - \sum_{l=1}^L \beta_l \sigma_l\| + C \|\beta\|) \quad (3)$$

式中: C —模型的惩罚项权重系数。

根据最小二乘法输出权值定义为:

$$\beta^* = (GG^T + \lambda I)^{-1} GT \quad (4)$$

式中: $G = \sigma(w^T \cdot x + b)$ —隐含层输出。

其中: $\beta^* = [\beta_1^*, \beta_2^*, \beta_3^*, \dots, \beta_L^*]^T$ 。

2 改进灰狼算法优化(MGWO)

2.1 灰狼算法优化(GWO)

元启发式优化算法是一种处理实际优化问题的常用方法,其通过模拟自然对未知世界的探索,实现全局寻优^[13]。PSO 算法是一种比较成熟的优化算法,由于其参数少、收敛速度快,在工程问题上受到广泛应用^[1]。

但 PSO 的全局搜索能力较差,易陷入局部最优,因此,笔者采用了一种具有良好探测能力的 GWO。GWO 通过模拟狼群的等级制度和狩猎行为实现全局寻优^[2]。

狼群等级排列结构图如图 2 所示。

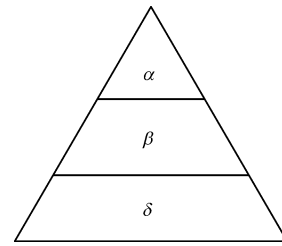


图 2 狼群等级排列结构图

图 2 中,笔者根据灰狼狩猎的能力将群体进行划分,最终产生 3 头能力最强的灰狼个体,依次记作 α 、 β 和 δ 。

个体位置更新通过模拟狼群捕猎食物实现,其数学模型如下^[3]:

$$x_{(t+1)} = x_{(t)}^p - A \cdot D \quad (5)$$

$$D = |C \times x_{(t)}^p - x_{(t)}| \quad (6)$$

式中: t —当前迭代的次数; $x_{(t)}^p$ —群体中当前最优解的位置; $x_{(t+1)}$ —个体更新后的位置; A 和 C —向量的系数,决定了个体逼近当前最优解的程度; D —个体逼近于 $x_{(t)}^p$ 的方向向量。

系数和的计算如下:

$$A = a \times (2 \times r_1 - 1) \quad (7)$$

$$C = 2 \times r_2 \quad (8)$$

随着迭代次数的增大, a 的数值将从 2 线性减少到 0, r_1 和 r_2 表示在区间 $[0, 1]$ 上的随机数。

当头狼发现猎物的位置时,其他狼在头狼的带领下朝着猎物移动,其数学表达式为:

$$D_\alpha = |C \times x_\alpha - x_{(t)}|$$

$$D_\beta = |C \times x_\beta - x_{(t)}|$$

$$D_\delta = |C \times x_\delta - x_{(t)}| \quad (9)$$

式中: x_α —个体 α 的当前位置; x_β —个体 β 的当前位置; x_δ —个体 δ 的当前位置。

基于狼群的捕猎思想,狼群其他个体分别向个体 α 、 β 和 δ 进行逼近,最终获取更新位置。

其数学模型为:

$$\begin{cases} x_1 = |x_\alpha - a_1 \cdot D_\alpha| \\ x_2 = |x_\beta - a_2 \cdot D_\beta| \\ x_3 = |x_\delta - a_3 \cdot D_\delta| \end{cases} \quad (10)$$

式中: x_1, x_2, x_3 —分别表示当前个体逼近 α 、 β 和 δ 位置的过程向量。

考虑了 3 种位置逼近方向下的个体最终更新位置如下:

$$x_{(t+1)} = \frac{x_1 + x_2 + x_3}{3} \quad (11)$$

2.2 改进灰狼算法优化(MGWO)

GWO 算法是首先根据个体适应度值确定 α 狼、 β

狼和 δ 狼的地位,接着将其他个体按照线性方向逼近3只头狼位置,进而实现全局最优解的探索。

然而,该机制只会让个体无限趋近于 α 狼、 β 狼和 δ 狼的个体位置,且随着更新系数 A 的衰减,算法会陷入局部最优^[4]。因此,笔者在 α 狼、 β 狼和 δ 狼之间融入差分进化机制,使得个体位置更新过程中产生更加丰富的个体位置^[5]。

其中,个体变异因子向量公式如下:

$$\mathbf{v}_{(t+1)} = \mathbf{x}_{\alpha} + W \cdot (\mathbf{x}_{\beta} - \mathbf{x}_{\delta}) \quad (12)$$

式中: $\mathbf{v}_{(t+1)}$ —变异因子; W —差分变异权重系数。

完成个体变异操作后,基于差分进化的思想,要对灰狼个体进行交叉操作。

灰狼个体交叉的数学模型如下:

$$u_{(t+1)}^{i,j} = \begin{cases} x_{(t+1)}^{i,j} & K < \text{rand}(0,1) \text{ 且 } j \neq \text{rand}(1,n) \\ v_{(t+1)}^{i,j} & K \geq \text{rand}(0,1) \text{ 或 } j = \text{rand}(1,n) \end{cases} \quad (13)$$

式中: $u_{(t+1)}^{i,j}$ —交叉后的个体位置,其每一维数据是通过交叉概率 K 与生成的随机数进行比较,而在 $\mathbf{v}_{(t+1)}^i$ 与 $\mathbf{x}_{(t+1)}^i$ 间产生。

经过变异和交叉操作后,得到的中间个体 $\mathbf{u}_{(t+1)}^i$ 将与灰狼个体 $\mathbf{x}_{(t+1)}^i$ 进行竞争。基于贪婪机制,笔者选择适应度值较好的个体作为下一代,即:

$$\mathbf{X}_{(t+1)}^i = \begin{cases} \mathbf{x}_{(t+1)}^i, & f(\mathbf{x}_{(t+1)}^i) \leq f(\mathbf{u}_{(t+1)}^i) \\ \mathbf{u}_{(t+1)}^i, & f(\mathbf{x}_{(t+1)}^i) > f(\mathbf{u}_{(t+1)}^i) \end{cases} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{X}_{(t+1)}^i$ —第 i 个灰狼个体在 $(t+1)$ 次迭代过程中个体的最终更新位置; $f(\cdot)$ —适应度函数。

笔者选用模型预测值与真实值偏差的二范数作为MGWO适应度函数,即:

$$f(\mathbf{x}) = \|\mathbf{Y} - \mathbf{M}(\mathbf{x})\| \quad (15)$$

式中: $\mathbf{Y}$ —数据真实标签; $\mathbf{M}(\mathbf{x})$ —模型在参数 $\mathbf{x}$ 的预测输出值。

此处的MGWO算法的流程图如图3所示。

3 基于 MGWO-SCN 的轴承诊断模型

3.1 数据预处理

此处的实验数据采用来自美国凯斯西储大学(CWRU)轴承振动信号数据集,以此来验证MGWO-SCN模型的性能^[6]。

实验平台由3部分组成,分别为1.5 kW的电动机、功率测试计和扭矩传感器,其结构如图4所示。

信号由驱动端传感器采集,采样率为48 kHz,电机

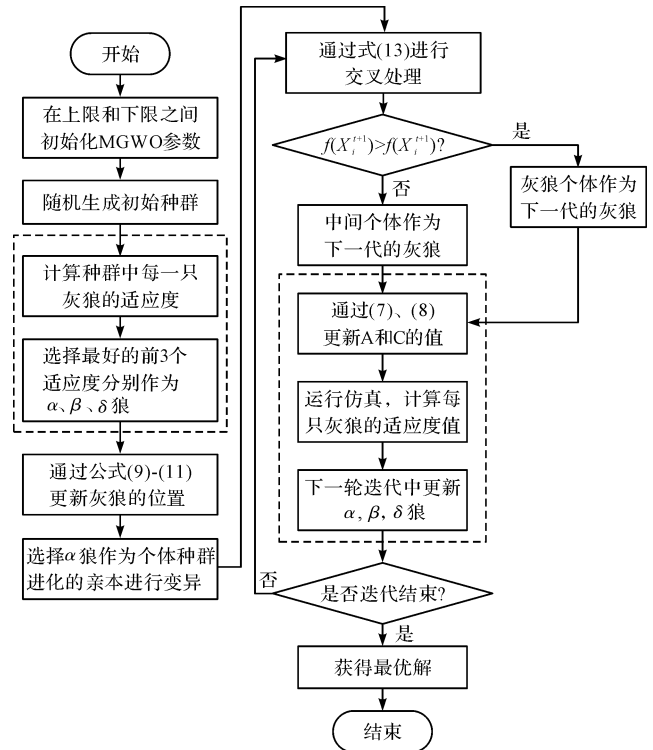


图3 MGWO算法描述

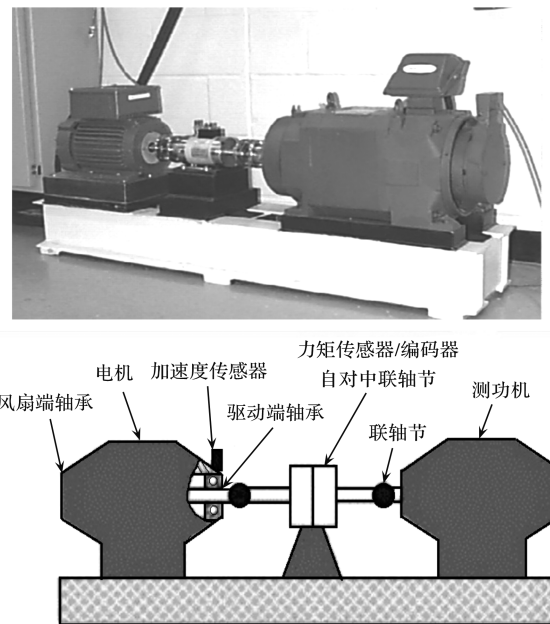


图4 实验装置

负载为0时,轴承转速1 797 r/min。故障轴承被放置在驱动端(driveend, DE)和风扇端(fan end, FE),利用电火花人工添加故障的方式在轴承滚动体的外圈、内圈上分别加工了0.17 mm、0.35 mm、0.53 mm的3种不同尺寸故障。

笔者对不同运行状态下的各部位振动信号进行了傅里叶变换,以获取频谱图。

不同运行状态下的各部位振动信号频谱图,如图5所示。

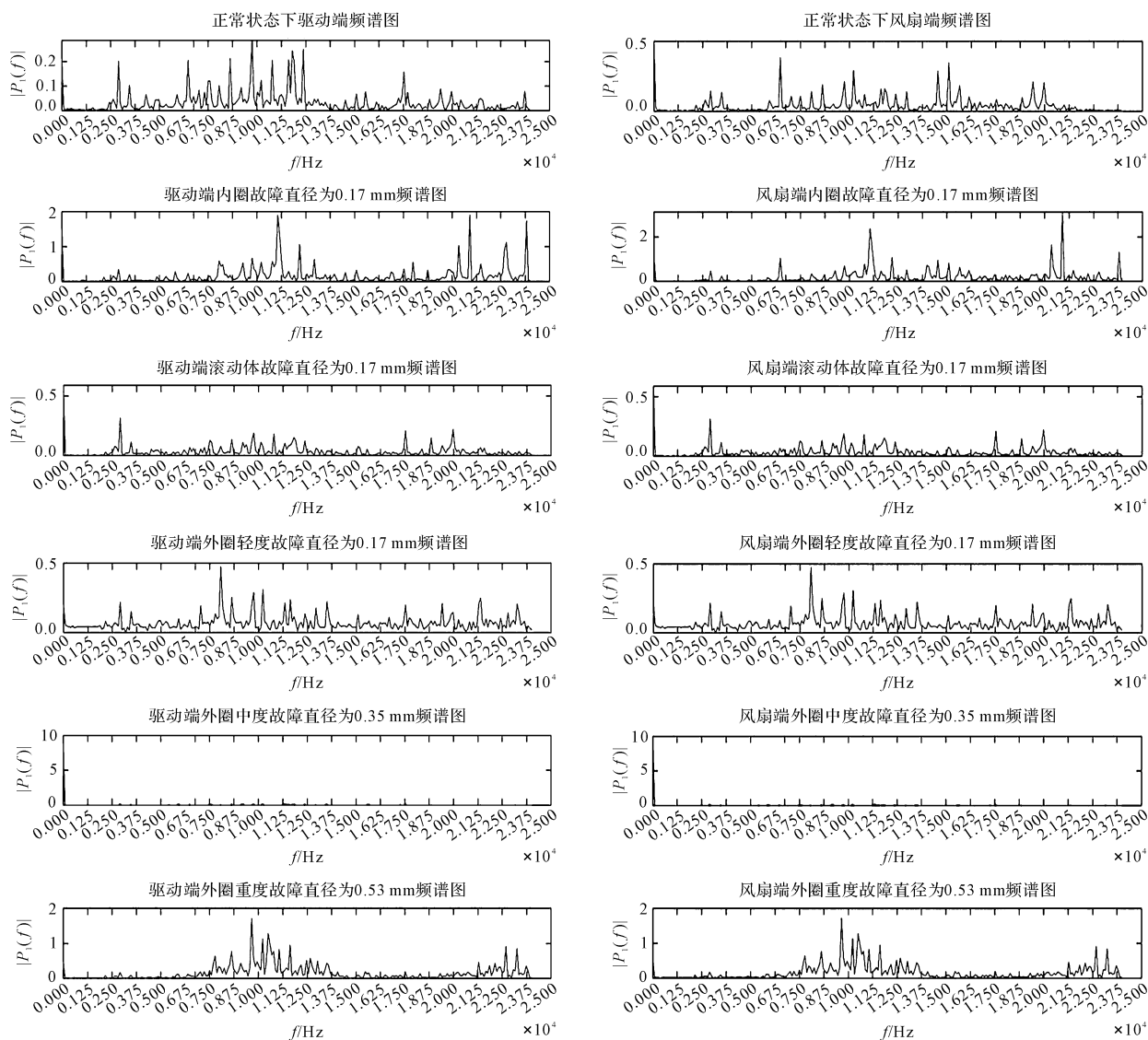


图5 不同运行状态下的各部位振动信号频谱图

在图5中,驱动端和风扇端振动信号的幅频曲线在不同轴承运行条件下均存在着差异,因此,笔者将不同部位、不同工况下振动信号的特征频谱成分作为数据集的特征属性。

12种轴承故障类型选择的特征频段筛选结果,如表1所示。

笔者以被测轴承旋转一圈,传感器所采集的振动信号作为一组数据,则该样本数据的大小与传感器采样频率和转速相关,其计算公式如下^[22]:

$$n_c = \frac{f_s}{(m/60)} \quad (16)$$

式中: n_c —样本点数; m —转速; f_s —采样频率。

经过计算可知,旋转一圈后轴承传感器采集1600个点;接着,笔者对轴承旋转一圈产生的振动信号进行幅频分析,并根据表1依次选取驱动端和风扇端^[23]的特征幅频,作为该模型的输入数据。

表1 12种轴承故障类型选择的特征

故障类型	特征频率/kHz
正常驱动端	9.75, 12.375, 11.812, 8.625
驱动端内圈	20.906, 11.06, 23.8
驱动端滚动体	0, 2.906, 19.96
驱动端外圈轻度	8.062, 10.21, 9.75
驱动端外圈中度	0, 11.34, 2.906
驱动端外圈重度	9.656, 10.5, 10.21
正常风扇端	0, 6.468, 15.093
风扇端内圈	20.906, 11.06, 23.343
风扇端滚动体	0, 2.906, 19.96
风扇端外圈轻度	8.062, 10.21, 9.75
风扇端外圈中度	0, 11.34, 2.906
风扇端外圈重度	9.656, 10.5, 10.21

笔者通过上述方法构建轴承12种运行状态的样本空间,并将样本的70%作为训练集,20%作为测试集,10%作为验证集。

各类样本数目,即轴承振动信号分析数据集样本数量,如表 2 所示。

表 2 轴承振动信号分析数据集样本数量

编号	故障类型	训练集	验证集	测试集
1	驱动端内圈	106	15	30
2	驱动端滚动体	106	15	30
3	驱动端外圈轻度	106	15	30
4	驱动端外圈中度	106	15	30
5	驱动端外圈重度	106	15	30
6	风扇端内圈	106	15	30
7	风扇端滚动体	106	15	30
8	风扇端外圈轻度	106	15	30
9	风扇端外圈中度	106	15	30
10	风扇端外圈重度	106	15	30
11	正常	106	15	30

3.2 MGWO-SCN 模型

MGWO-SCN 轴承故障诊断流程图如图 6 所示。

笔者利用 MGWO 对 SCN 模型的惩罚权重系数 C 进行优化,在搜索空间中,不断探索最优的系数值,并根据适应度值大小确定全局最优位置。

针对灰狼优化算法容易陷入局部最优、收敛速度较慢的问题,笔者提出了将差分进化机制融入到 GWO 中的改进策略^[7]。

首先,笔者根据适应度计算的结果,将每一代灰狼种群中适应度值最优的前 3 个个体直接视为新的 α 狼、 β 狼和 δ 狼;其次,为增加更新过程中种群的多样性,将差分进化机制融入到 GWO 算法中,有效地弥补

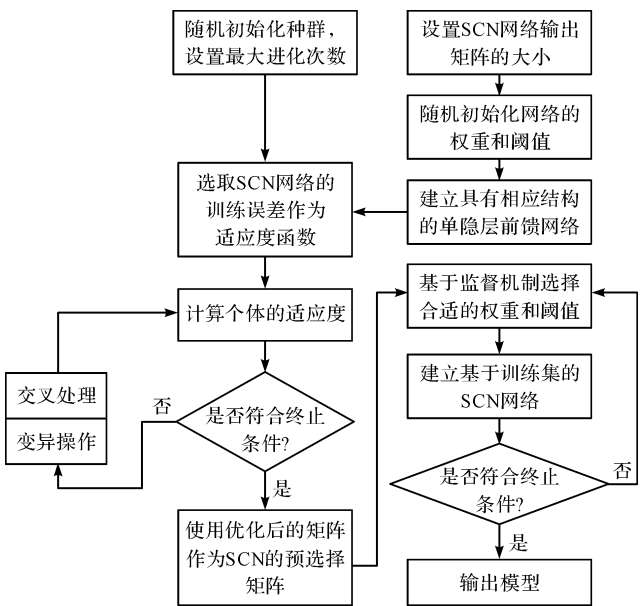


图 6 MGWO-SCN 轴承故障诊断流程图

了 GWO 迭代过程中个体位置易陷入局部最优解的缺陷。

笔者将 MGWO 的种群个体数设置为 50、最大迭代次数设为 50、交叉概率 K 设为 0.5,个体搜索空间为[0,200]。

此外,为了避免 SCN 出现过拟合,笔者在网络中加入正则化惩罚项,以弥补仅依据最小化经验风险导致的过拟合现象。

4 模型仿真及结果分析

笔者对 MGWO-SCN 进行 30 次重复实验,12 种轴承运行状态的测试集准确率及标准差,如表 3 所示。

表 3 MGWO-SCN、BPNN、ELM、SVM 下的准确率和标准差

故障类型	准确率均值/%			
	MGWO-SCN	BPNN	ELM	SVM
正常驱动端	99.47 ± 0.27	92.34 ± 1.54	94.44 ± 1.70	90.21 ± 2.73
驱动端内圈	99.47 ± 0.26	92.45 ± 2.04	93.51 ± 1.97	90.38 ± 3.06
驱动端滚动体	99.50 ± 0.27	92.77 ± 2.32	93.08 ± 1.69	89.79 ± 2.44
驱动端外圈轻度	99.48 ± 0.33	93.15 ± 2.11	93.38 ± 1.87	90.34 ± 3.14
驱动端外圈中度	99.48 ± 0.27	93.4 ± 2.35	93.87 ± 2.26	90.36 ± 2.93
驱动端外圈重度	99.46 ± 0.26	92.94 ± 1.92	92.6 ± 2.46	90.38 ± 2.86
正常风扇端	99.46 ± 0.28	92.83 ± 2.01	93.07 ± 2.90	90.06 ± 2.79
风扇端内圈	99.48 ± 0.28	93.19 ± 2.15	92.61 ± 2.84	90.57 ± 2.76
风扇端滚动体	99.53 ± 0.31	93.34 ± 2.23	92.5 ± 2.71	89.44 ± 2.41
风扇端外圈轻度	99.57 ± 0.30	92.98 ± 1.98	92.72 ± 2.82	89.7 ± 2.90
风扇端外圈中度	99.47 ± 0.32	93.08 ± 2.05	92.98 ± 2.36	89.8 ± 2.72
风扇端外圈重度	99.46 ± 0.28	92.52 ± 2.21	92.58 ± 2.37	89.7 ± 2.92
Acc	99.52 ± 0.27	92.25 ± 2.54	93.05 ± 2.38	90.85 ± 2.95

仿真结果表明:对于正常的轴承样本,驱动端和风扇端识别准确率分别为 99.47%、99.46%,30 次重复实验结果的准确率标准差分别为 0.27%、0.28%。

此外,为了验证笔者所提方法的优越性,笔者分别

选取 BPNN、ELM、SVM,按照相同的思路进行 30 次重复实验,同样选取其识别准确率均值与标准差进行对比。

由表 3 可以看出:BPNN、ELM、SVM 这 3 种分类算法的准确率均值均不及 MGWO-SCN,其中,SVM 对 12

种轴承故障的识别准确率最低,轴承风扇端内圈故障的准确率仅为 90.57%,比 MGWO-SCN 方法低了 8.89%。

为了验证改进的 GWO 策略在模型优化问题上的优越性,笔者分别对比了 MGWO、GWO 和 PSO 在优化该模型上的性能。

基于控制变量法的思想,将 GWO 和 PSO 的个体数目和迭代次数均设置为 50,搜索空间为 $[0,200]$ 。其中,PSO 的粒子飞行速度范围为 $[-5,5]$ 。

在优化 SCN 模型过程中,采用 3 种不同优化算法得到的适应度收敛曲线图,如图 7 所示。

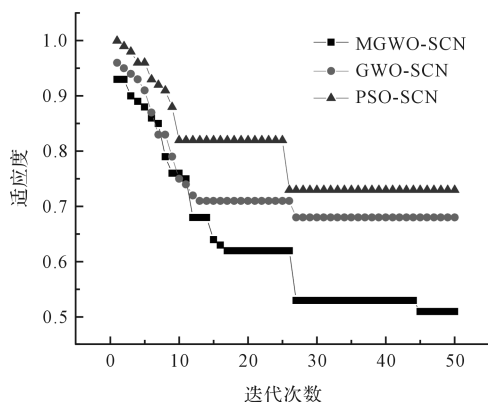


图 7 MGWO、GWO、PSO 的适应度收敛曲线

图 7 曲线显示:GWO-SCN 和 PSO-SCN 适应度曲线过早收敛,而 MGWO-SCN 在迭代 26 次后才逐步收敛,具有跳出局部最优的能力;随着迭代次数的增加, MGWO-SCN 的适应度逐渐收敛到 0.5 以下,其余优化算法适应度收敛值均高于 0.5。

基于上述数据分析,验证了笔者提出的改进策略能够有效地提高 GWO 的全局搜索性能,并且相比于 PSO 和 GWO, MGWO 在优化该模型问题上具有较强的搜索能力^[24]。

MGWO-SCN 输出结果图如图 8 所示。

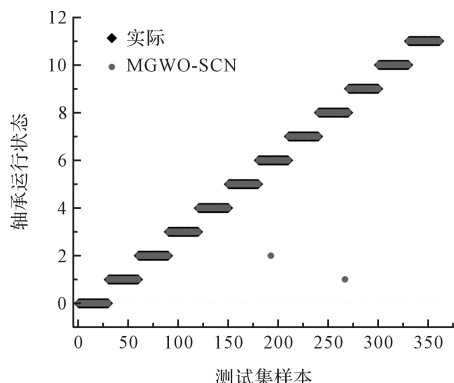


图 8 MGWO-SCN 输出结果图

GWO-SCN 输出结果图如图 9 所示。

PSO-SCN 输出结果图如图 10 所示。

通过对比可以发现:MGWO-SCN 模型诊断结果在

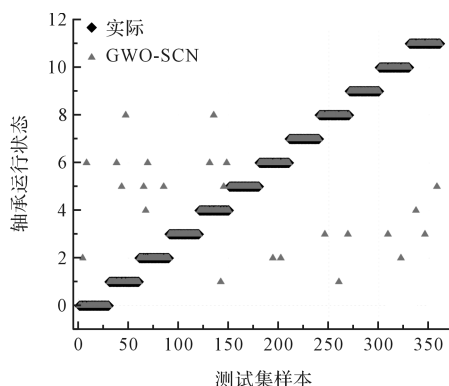


图 9 GWO-SCN 输出结果图

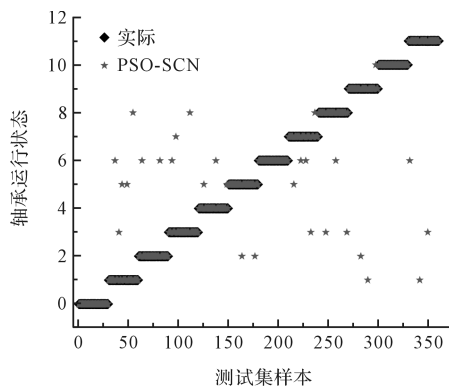


图 10 PSO-SCN 输出结果图

测试集中仅存在 2 例识别错误样本,而其他 2 种模型存在大量识别错误样本。

MGWO、GWO 和 PSO 优化 SCN 模型在不同故障类型诊断准确率的统计数据表,如表 4 所示。

表 4 不同优化算法各类故障诊断准确率(%)

	MGWO-SCN	GWO-SCN	PSO-SCN
0	100	93.33	100
1	100	90	83.33
2	100	86.67	93.33
3	100	100	90
4	100	83.33	90
5	100	100	93.33
6	96.67	93.33	100
7	100	100	83.33
8	96.67	90	90
9	100	100	90

表 4 数据显示:相比于 GWO-SCN 和 PSO-SCN, MGWO-SCN 模型准确率分别提高了 6.11% 和 7.5%,进一步验证了该模型具有良好的鲁棒性, MGWO 的改进策略对该模型具有明显提升性能的作用。

5 结束语

针对非线性、不平稳的滚动轴承振动信号,笔者利用傅里叶变换构建了频域特征下的轴承振动数据集;为了提高诊断模型的准确率,笔者从算法角度对模型进行了改进和研究,针对优化算法易陷入局部最优的

问题,笔者将差分进化机制融入到 GWO 搜索策略中,构建了 MGWO 算法;为避免模型出现过拟合的情况,在 SCN 中加入了正则化惩罚项,以减少模型结构风险对网络泛化能力的影响。

研究结果表明:

(1)采用基于 MGWO-SCN 的滚动轴承故障诊断方法,可以准确地识别 12 种轴承运行状态,准确率最高为 99.57%,在分类精度上优于 BPNN、ELM、SVM 方法;

(2)相比于 PSO 和 GWO 算法, MGWO 在优化该模型参数上具有较强的全局搜索能力,诊断准确率分别提高了 6.11% 和 7.5%。

考虑到轴承健康状态在机械结构中起着至关重要的作用,基于振动信号数据预测轴承状态发展趋势将是笔者后续研究工作的重点。

参考文献 (References):

- [1] 黄鹤谦,许 冰. 基于随机配置网络的多分类集成算法研究[D]. 杭州:浙江工商大学统计与数学学院,2018.
- [2] 何 昶,雷 震,陈俊琦. 基于机器学习的航天器滚动轴承故障诊断分析[J]. 装备制造技术,2021(7):271-275.
- [3] 陈 鑫,郭 瑜,伍 星,等. 改进 IESFOgram 的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动工程学报,2021,34(4):861-868.
- [4] SOUALHI A, RAZIK H, CLERC G, et al. Prognosis of bearing failures using hidden Markov models and the adaptive neuro-fuzzy inference system [J]. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2014, 61(6): 2864-2874.
- [5] 马文静,李 鑫,张 云. 多分类边界支持矩阵机及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机电工程,2022,39(1):65-70.
- [6] 朱紫悦,张金萍. 基于 ITD-MOMEDA 联合降噪的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程,2022,39(2):217-223.
- [7] 刘 飞,陈仁文,邢凯玲. 基于迁移学习与深度残差网络的滚动轴承快速故障诊断算法[J]. 振动与冲击,2022,41(3):154-164.
- [8] DING Xiao-xi, HE Qing-bo. Energy-fluctuated multiscale feature learning with deep ConvNet for intelligent spindle bearing fault diagnosis [J]. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 2017, 66(8): 1926-1935.
- [9] LI J Y, CHOW T. Comments on “Stochastic choice of basis functions in adaptive function approximation and the functional-link net” [J]. **IEEE Transactions on Neural Networks**, 1997, 8(2):452-454.
- [10] TYUKIN I Y, GORBANA N, GREEN S, et al. Fast construction of correcting ensembles for legacy Artificial Intelligence systems: algorithms and a case study [J]. **Information Sciences**, 2019, 485:230-247.
- [11] WANG Dian-hui, LI Ming. Stochastic configuration networks: fundamentals and algorithms [J]. **IEEE Transactions on Cybernetics**, 2017, 47(10):3466-3479.
- [12] PANG Li-ping, GUO Liang, ZHANG Jie, et al. Subject-specific mental workload classification using EEG and stochastic configuration network (SCN) [J]. **Biomedical Signal Processing and Control**, 2021, 68:102711.
- [13] 余 松,胡 东,唐 超,等. 基于 TLR-ADASYN 平衡化数据集的 MSSA-SVM 变压器故障诊断[J]. 高电压技术,2021,47(11):3845-3853.
- [14] YU Song, TAN Wei-min, ZHANG Cheng-ming, et al. Research on hybrid feature selection method of power transformer based on fuzzy information entropy [J]. **Advanced Engineering Informatics**, 2021, 50:101433.
- [15] 张小龙,张 氢,秦仙蓉,等. 基于 ITD 复杂度和 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击,2016,35(24):102-107,138.
- [16] HUANG Xin-yi, HUANG Xiao-li, WANG Bin-rong, et al. Fault diagnosis of transformer based on modified grey wolf optimization algorithm and support vector machine [J]. **IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering**, 2020, 15(3):409-417.
- [17] HUANG X, WANG X, TIAN Y. Research on Transformer Fault Diagnosis Method Based on GWO Optimized Hybrid Kernel Extreme Learning Machine [C]. 2018 Condition Monitoring and Diagnosis (CMD), 2018.
- [18] 韩 辉,程德权,徐 赫. 基于堆叠降噪自编码的给水泵轴承故障诊断[J]. 机电工程技术,2021,50(4):254-258.
- [19] ROUTRAY A, SINGH R K, MAHANTY R. Harmonic reduction in hybrid cascaded multilevel inverter using modified grey wolf optimization [J]. **IEEE Transactions on Industry Applications**, 2020, 56(2):1827-1838.
- [20] 张 阳,周溪召. 求解全局优化问题的改进灰狼算法[J]. 上海理工大学学报,2021,43(1):73-82.
- [21] WANG Biao, LEI Ya-guo, LI Nai-peng, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings [J]. **IEEE Transactions on Reliability**, 2020, 69(1):401-412.
- [22] 左大利. 基于自适应经验小波分解和深层 Wasserstein 网络的轴承工况识别[J]. 组合机床与自动化加工技术,2021(8):11-15.
- [23] 赵国社,黄丹璐,赵 鑫. 基于 RCMDE 和 GA-SVM 的矿用滚动轴承故障诊断[J]. 煤炭技术,2021,40(10):221-223.
- [24] 慎明俊,高宏玉,张守京. 基于 CEEMD 和 3 点对称差分能量算子的滚动轴承故障诊断方法[J]. 轻工机械,2021,39(4):62-67.
- [25] SENEL F A, GOKCE F, YUKSEL A S, et al. A novel hybrid PSO-GWO algorithm for optimization problems [J]. **Engineering with Computers**, 2019, 35(4):1359-1373.

[编辑:雷 敏]

本文引用格式:

冯 铃,张 楚,刘伟渭. 基于 MGWO-SCN 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机电工程,2022,39(10):1382-1389.

FENG Ling, ZHANG Chu, LIU Wei-wei. Rolling bearing fault diagnosis method based on MGWO-SCN [J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2022, 39(10):1382-1389.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>