

基于鲁棒代价敏感支持矩阵机的风电齿轮箱故障诊断方法

李鑫¹, 魏东¹, 邹筱瑜¹, 司垒¹, 潘海洋², 邵海东³

(1. 中国矿业大学机电工程学院, 江苏 徐州 221116; 2. 安徽工业大学机械工程学院, 安徽 马鞍山 243002;
3. 湖南大学机械与运载工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 支持矩阵机作为一种先进的矩阵学习模型, 可充分利用矩阵数据内蕴的结构信息, 但其易受噪声和野值点影响, 且在不平衡数据集下泛化性不足。为此, 提出一种鲁棒代价敏感支持矩阵机 (robust cost-sensitive support matrix machine, RCSSMM) 模型, 并将其应用于风电齿轮箱智能故障诊断。RCSSMM 采用集成矩阵度量评估矩阵输入的先验分布, 为不同的样本分配不同的样本权重, 以提高模型对噪声和野值点的鲁棒性。同时, RCSSMM 引入代价敏感损失函数, 为不同类别的矩阵数据赋予不同的惩罚因子, 并通过哈里斯鹰优化 (Harris hawks optimization, HHO) 算法自适应地确定惩罚因子的最优取值, 使模型更加聚焦少数类样本, 以提高对不平衡数据的诊断性能。利用风电齿轮箱模拟实验数据和工程实测数据对所提方法进行验证, 实验结果表明: 在噪声、野值点和数据不平衡干扰下, RCSSMM 模型具有更优异的故障诊断性能。

关键词: 智能故障诊断; 支持矩阵机; 鲁棒性; 不平衡数据; 风电齿轮箱

中图分类号: TH165⁺.3; TH17 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.202310043

Robust cost-sensitive support matrix machine for wind turbine gearbox fault diagnosis

LI Xin¹, WEI Dong¹, ZOU Xiaoyu¹, SI Lei¹, PAN Haiyang², SHAO Haidong³

(1. School of Mechatronic Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;
2. School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243002, China;
3. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Support matrix machine is an advanced matrix learning model that can fully utilize the intrinsic structural information in matrix data. However, it is susceptible to noise and outliers, and lacks generalization ability in imbalanced data. To this end, a robust cost-sensitive support matrix machine (RCSSMM) model is proposed and applied to intelligent diagnosis of wind turbine gearbox faults. RCSSMM improves the robustness to noise and outliers by evaluating the prior distribution of the matrix input with assembled matrix distance, and assigning different sample weights to different samples. Additionally, RCSSMM introduces the cost-sensitive loss function that assigns different penalty factors to different categories of matrix data. The optimal values of the penalty factors are adaptively determined with the Harris hawk optimization algorithm to focus on minority class samples and improve the diagnostic performance on imbalanced data. The proposed method is validated using simulated experimental data and real measured data of wind turbine gearboxes. The experimental results demonstrate that the RCSSMM model exhibits more outstanding fault diagnosis performance even under the presence of noise, outliers, and imbalanced data.

Keywords: intelligent fault diagnosis; support matrix machine; robustness; imbalanced data; wind turbine gearbox

在“双碳”背景下, 中国新增风电装机容量持续爆发式增长, 2022 年达到 3.7 亿千瓦。然而, 大型发电机组装机位置偏远, 运行环境恶劣, 给运维带来了巨大挑战。据统计, 风电齿轮箱在风机全寿命周期内故障频率最高, 约占整个机组故障的 45%。因此, 开展风电齿轮箱故障诊断研究对于提高风机运行的可靠性与安全性具有重要的理论和应用价值^[1]。

随着工业物联网和人工智能技术的蓬勃发展, 国内外研究人员提出了诸多基于数据驱动的风电齿轮箱故障诊断方法^[2-3], 主要可分为两类: 基于传统机器学习的方法和基于深度学习的方法。基于传统机器学习的方法在专家经验辅助下提取敏感故障特征, 并采用支持向量机^[4] (support vector machine, SVM)、随机森林^[5]、几何分类模型^[6]等传统机器学习方法实现风电齿轮箱故障的智能识别。张振海

收稿日期: 2023-10-19; 修订日期: 2024-04-14

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项 (20230N1048); 国家自然科学基金资助项目 (52204179, 52204178); 江苏省自然科学基金资助项目 (BK20231064); 中国博士后科学基金面上项目 (2023M743774)

等^[7]提取小波包能量熵以表征风电齿轮箱故障特征,并采用改进型 SVM 实现故障的精准识别。PANG 等^[8]设计了多尺度动态时间规整算法,用于风电齿轮箱多尺度故障特征提取,并引入随机森林模型,实现了风电齿轮箱故障的智能识别。基于深度学习的方法能够自主挖掘状态监测信号中的抽象故障特征,并模拟人脑多层次的分析过程,以端对端的方式输出故障诊断结果。JIANG 等^[9]提出了多尺度卷积神经网络(multiscale convolutional neural networks, MSCNN),并将其成功用于风电齿轮箱故障诊断。JAMIL 等^[10]构建了一种深度增强迁移学习方法,解决了变工况下风电齿轮箱的故障诊断。SHAO 等^[11]提出了一种改进型堆叠自编码器(modified stacked autoencoder, MSAE)网络,提升了噪声干扰下的旋转机械故障诊断性能。基于深度学习的故障诊断方法需要大量的故障数据用于训练,但实际工业应用中风电齿轮箱故障数据具有稀缺性,这极大限制了深度学习模型在风电齿轮箱故障诊断中的应用效果。

目前绝大多数基于数据驱动的故障诊断方法在处理二维故障特征时,如小波时频图、多通道信号、多模态同源异构特征等,都必须先将故障特征向量化,才能完成故障状态识别。需要注意的是,虽然部分深度学习模型(如卷积神经网络、长短期记忆网络)可直接提取二维甚至是多维数据的深层特征,但其通常采用 Softmax 损失函数进行多故障模式分类,这就需要将模型提取的高维特征在输入分类层前进行特征向量化。故障特征的向量化不仅会破坏矩阵数据行与行(或列与列)之间的结构信息,而且还易造成“维度灾难”问题^[12]。

支持矩阵机(support matrix machine, SMM)^[13]是一种性能优异的矩阵学习模型,无需向量化即可直接分类矩阵数据,能够有效挖掘矩阵数据中的拓扑结构信息,以提升模型的分类性能。得益于 SMM 强大的矩阵数据学习能力,已经有部分研究将其引入故障诊断领域。LI 等^[14]提出了非平行最小二乘支持矩阵机(non-parallel least square support matrix machine, NPLSSMM),实现了滚动轴承故障的高效诊断。许海峰等^[15]在 SMM 模型中引入偏移参数和交互式分类原理,提出了交互偏移支持矩阵机(interactive deviation support matrix machine, IDSMM)模型,并在轴承故障诊断中取得了良好的效果。PAN 等^[16]将辛几何理论引入 SMM,以端对端的形式实现了轴承故障状态的智能识别。GU 等^[17]提出了 Ramp 稀疏支持矩阵机(Ramp sparse support matrix machine, RSSMM)模型,提升了 SMM 的泛化性及抗冗余特征干扰能力,并将其成功应用于滚动轴承故障诊断。LI 等^[18]设计了一种基于半监督概率 SMM 的齿轮箱故障诊断框架,实现了少量标记样本下故障的准确

分类。然而,上述基于 SMM 的故障诊断方法仍存在以下问题:(1)在实际工程应用中,风电齿轮箱服役环境恶劣,监测数据中不可避免地会含有大量噪声和野值点,严重影响 SMM 的故障诊断精度。(2)风电齿轮箱故障具有偶发性,因而能获得的故障数据要远少于正常数据,导致监测数据分布不平衡。数据不平衡易使 SMM 的诊断结果偏保守,从而出现误诊和漏诊问题。

针对上述问题,本文提出了一种基于鲁棒代价敏感支持矩阵机(robust cost-sensitive support matrix machine, RCSSMM)的风电齿轮箱故障诊断方法。RCSSMM 通过集成距离度量评估矩阵输入的先验分布,确定各矩阵样本的置信程度,从而为不同的样本赋予不同的样本权重,以提高模型对噪声和野值点的鲁棒性。同时,RCSSMM 采用代价敏感损失函数,为不同类别的矩阵数据分配不同的惩罚因子,并通过哈里斯鹰优化(Harris hawks optimization, HHO)算法自适应地确定惩罚因子的最优取值,使分类超平面向少数类一侧调整,以提高对不平衡数据的分类性能。风电齿轮箱模拟实验数据和工程实测数据的故障诊断结果验证了 RCSSMM 模型的有效性和优越性。

1 SMM 模型

如图 1 所示, SMM 通过在矩阵空间构建一最优分类超平面 $f(\mathbf{X}) = \text{tr}(\mathbf{W}^T \mathbf{X}) + b$,使不同类别矩阵数据具有最大分类间隔。给定一矩阵数据集 $\Theta = \{\mathbf{X}_i, y_i\}_{i=1}^n$,其中 $\mathbf{X}_i \in \mathbf{R}^{d_1 \times d_2}$ 表示第 i 个样本, $y_i \in \{-1, 1\}$ 为样本 \mathbf{X}_i 的类别标签, n 为训练样本的个数。SMM 的目标函数可表示为:

$$\min_{\mathbf{W}, b} \frac{1}{2} \text{tr}(\mathbf{W}^T \mathbf{W}) + \gamma \|\mathbf{W}\|_* + C \sum_{i=1}^n \zeta_i$$

$$\text{s.t. } y_i [\text{tr}(\mathbf{W}^T \mathbf{X}_i) + b] \leq 1 - \zeta_i, \zeta_i \geq 0 \quad (1)$$

式中, \mathbf{W} 和 b 分别为分类超平面的回归矩阵和偏置; $\zeta_i = \max\{0, 1 - y_i [\text{tr}(\mathbf{W}^T \mathbf{X}_i) + b]\}$ 为矩阵形式合页损失; $\text{tr}(\mathbf{W}^T \mathbf{W})$ 为正则化项,用于控制模型复杂度,避免过拟合问题; γ 和 C 分别为正则化参数和惩罚因子。由于核范数 $\|\mathbf{W}\|_*$ 是 $\text{rank}(\mathbf{W})$ 的最佳凸近似,因而 SMM 通过 $\|\mathbf{W}\|_*$ 对 \mathbf{W} 施加低秩约束,以充分挖掘矩阵数据

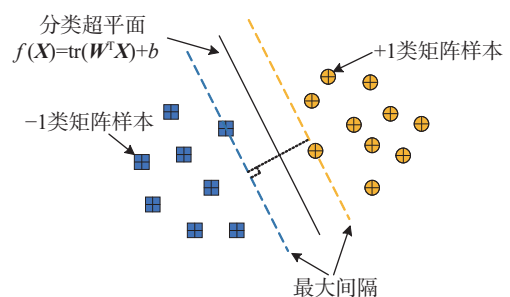


图 1 SMM 模型的分类原理

Fig. 1 Classification principle of SMM model

X_i 行与行(或列与列)之间的结构信息。

2 RCSSMM 模型

2.1 模型构建

由式(1)可知, SMM为每一个矩阵样本分配了相同的权重系数,忽略了数据的先验分布特征,导致其对噪声和野值点极其敏感。为此,本文采用集成矩阵度量(assembled matrix distance, AMD)^[19]评估样本间的分布特征:

$$\psi(X_i, X_j) = \left(\sum_{l=1}^{d_2} \left(\sum_{k=1}^{d_1} ([X_i]_{kl} - [X_j]_{kl})^2 \right)^{0.5p} \right)^{\frac{1}{p}} \quad (2)$$

式中, d_1 和 d_2 分别为二维矩阵样本 X_i 和 X_j 的特征维度; p 为幂因子, 在文献 [19] 的研究基础上, 结合经验知识, 本文 p 取为 0.25。

相较于传统的欧式度量、余弦度量等, AMD 可以直接度量两矩阵数据间的距离, 而无需向量化操作。噪声或野值点通常分布分散, 且位于正常数据的分布边界外。基于上述先验知识, 定义样本 X_i 的权重系数 ω_i 为:

$$\omega_i = \begin{cases} 1 - \frac{\bar{\psi}_i - \psi_{\min}}{\psi_{\max} - \psi_{\min}}, & \psi_{\min} \leq \bar{\psi}_i < \psi_{\text{ave}} \\ \left(1 - \frac{\bar{\psi}_i - \psi_{\min}}{\psi_{\max} - \psi_{\min}} \right)^q + t, & \psi_{\text{ave}} \leq \bar{\psi}_i \leq \psi_{\max} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\bar{\psi}_i = \psi(X_i, \bar{X})$ 为 X_i 到样本中心 \bar{X} 的 AMD; ψ_{\min} 、 ψ_{\max} 和 ψ_{ave} 分别表示 $\bar{\psi}_i$ 的最小值、最大值和平均值; t 为非零常数, 用于防止权重系数过小, 本文取为 0.001。随着 $\bar{\psi}_i$ 的增大, X_i 的权重系数 ω_i 先呈线性下降, 当超过平均值 ψ_{ave} , ω_i 呈指数下降。通过式(3)可为噪声或野值点赋予较小的权重系数, 以抑制其在建模过程中的影响, 提高模型的鲁棒性。

此外, SMM 在处理不平衡数据时, 假设多数类和少数类的错分代价相同, 使分类超平面易向多数类一侧偏移, 极大地降低了模型的性能。为此, 引入代价敏感损失函数, 为正类样本(类别标签为+1)和负类样本(类别标签为-1)分配不同的惩罚因子 C_+ 和 C_- , 使得建模过程中多数类样本获得较小的误分代价, 而少数类样本获得较大的误分代价, 以迫使分类超平面向少数类一侧调整, 从而提高对不平衡数据的分类性能。同时, 为了减少参数设置过程中的专家依赖性, 采用哈里斯鹰优化算法^[20]自适应地确定 C_+ 和 C_- 的最优取值, 具体优化过程见本文 2.3 节。

通过引入 ω_i 、 C_+ 和 C_- , 所提 RCSSMM 模型的目标函数可表示为:

$$\begin{aligned} \min_{W, b} & \frac{1}{2} \text{tr}(W^T W) + \gamma \|W\|_* + C_+ \sum_{i_+=1}^{n_+} \omega_{i_+} \zeta_i + C_- \sum_{i_-=1}^{n_-} \omega_{i_-} \zeta_i \\ \text{s.t.} & y_i [\text{tr}(W^T X_i) + b] \leq 1 - \zeta_i, \zeta_i \geq 0 \end{aligned} \quad (4)$$

式中, n_+ 和 n_- 分别为正类和负类样本个数; i_+ 和 i_- 分别

为第 i 个正类和负类样本; ω_{i_+} 和 ω_{i_-} 分别为第 i 个正类和负类样本的权重系数。

2.2 模型求解

由于核范数 $\|W\|_*$ 的存在, RCSSMM 模型的目标函数是一个连续非光滑凸优化问题, 因而本文采用交替方向乘子(alternating direction method of multipliers, ADMM)算法^[21]获得其全局最优解。

首先, 通过引入辅助变量 S , 式(4)可改写为:

$$\begin{aligned} \min_{W, b} & \frac{1}{2} \text{tr}(W^T W) + \gamma \|S\|_* + C_+ \sum_{i_+=1}^{n_+} \omega_{i_+} \zeta_i + C_- \sum_{i_-=1}^{n_-} \omega_{i_-} \zeta_i \\ \text{s.t.} & S - W = 0, y_i [\text{tr}(W^T X_i) + b] \leq 1 - \zeta_i, \zeta_i \geq 0 \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)的 Lagrange 函数可表示为:

$$\begin{aligned} \mathcal{L} = & \frac{1}{2} \text{tr}(W^T W) + \gamma \|S\|_* + \frac{\rho}{2} \left\| S - W + \frac{A}{\rho} \right\|_F^2 + \\ & C_+ \sum_{i_+=1}^{n_+} \omega_{i_+} \left\{ 1 - y_i [\text{tr}(W^T X_i) + b] \right\}_+ + \\ & C_- \sum_{i_-=1}^{n_-} \omega_{i_-} \left\{ 1 - y_i [\text{tr}(W^T X_i) + b] \right\}_- \end{aligned} \quad (6)$$

式中, A 为 Lagrange 乘子; ρ 为迭代步长, $\rho > 0$ 。

根据 ADMM 算法, 式(6)可解耦成关于 S 、 (W, b) 和 A 的三个子优化问题。优化迭代过程如下:

$$\begin{cases} S^{k+1} := \min \mathcal{L}(S, (W^k, b^k), A^k) \\ (W, b)^{k+1} := \min \mathcal{L}(S^{k+1}, (W, b), A^k) \\ A^{k+1} := A^k + \rho(S^{k+1} - W^{k+1}) \end{cases} \quad (7)$$

式中, k 表示迭代次数; “:=” 表示赋值运算符。

接下来, 将详细推导 S 、 (W, b) 和 A 的迭代求解过程。

(1)更新 S : 将 (W, b) 和 A 视为常数, 则式(6)关于 S 的优化问题可以表示为:

$$\mathcal{L} = \gamma \|S\|_* + \frac{\rho}{2} \left\| S - W + \frac{A}{\rho} \right\|_F^2 \quad (8)$$

根据文献 [16], 式(8)的最优解为:

$$S = \mathcal{D}_{\gamma/\rho}(W - \frac{A}{\rho}) \quad (9)$$

式中, $\mathcal{D}_{\gamma/\rho}(\cdot)$ 表示奇异值收缩算子。

(2)更新 (W, b) : 同理, 将 S 和 A 视为常数, 则式(6)关于 (W, b) 的优化问题可以表示为:

$$\begin{aligned} \min_{W, b} & \frac{1}{2} \text{tr}(W^T W) + C_+ \sum_{i_+=1}^{n_+} \omega_{i_+} \zeta_i + C_- \sum_{i_-=1}^{n_-} \omega_{i_-} \zeta_i + \\ & \frac{\rho}{2} \left\| S - W + \frac{A}{\rho} \right\|_F^2 \\ \text{s.t.} & y_i [\text{tr}(W^T X_i) + b] \leq 1 - \zeta_i, \zeta_i \geq 0 \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)的 Lagrange 函数为:

$$\begin{aligned} \mathcal{L} = & \frac{1}{2} \text{tr}(W^T W) + C_+ \sum_{i_+=1}^{n_+} \omega_{i_+} \zeta_i + C_- \sum_{i_-=1}^{n_-} \omega_{i_-} \zeta_i - \sum_{i=1}^n \beta_i \zeta_i + \\ & \frac{\rho}{2} \left\| S - W + \frac{A}{\rho} \right\|_F^2 + \sum_{i=1}^n \alpha_i \{ y_i [\text{tr}(W^T X_i) + b] - 1 + \zeta_i \} \end{aligned} \quad (11)$$

式中, α_i 和 β_i 为 Lagrange 乘子。

分别求式(11)关于 ζ_i 和 b 的偏导数, 并令其为 0:

$$\begin{cases} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \xi_i} = C_+ \varpi_{i+} - \beta_i = 0 \text{ 或 } C_- \varpi_{i-} - \beta_i = 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial b} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad (12)$$

同样,求式(11)关于 W 的偏导数,并令其为 0:

$$W = \frac{1}{\rho+1} \left(A + \rho S + \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i X_i \right) \quad (13)$$

将式(12)和(13)代入式(11),可以得到关于 α 的优化问题:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} & -\frac{1}{2(\rho+1)} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \text{tr}(X_i^T X_j) + \\ & \sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{y_i \text{tr}[(A + \rho S)^T X_i]}{\rho+1} \right) \alpha_i \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0; \end{aligned}$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C_+ \varpi_{i+}, i = 1, 2, \dots, n_+$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C_- \varpi_{i-}, i = 1, 2, \dots, n_- \quad (14)$$

式(14)是一个典型的二次规划问题,可通过序列最小优化算法求解。此外,偏置 b 的更新公式可表示为:

$$b = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_i - \text{tr}(W^T X_i)] \quad (15)$$

(3)更新 A : 关于辅助变量 A 的更新公式可表示为:

$$A = A + \rho(S - W) \quad (16)$$

其中, ρ 可通过下式动态调整:

$$\rho = \min(\rho_0, \varepsilon \rho) \quad (17)$$

式中, ρ_0 和 ε 为常数。

至此,式(6)的各子优化问题均已求解。算法 1 概述了 RCSSMM 模型的优化过程。对于未知类别的测试样本 \tilde{X} , RCSSMM 模型的决策函数为:

$$\text{label}(\tilde{X}) = \text{sign}[\text{tr}(W^T \tilde{X}) + b] \quad (18)$$

式中, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数。

此外,对于多故障模式分类问题,本文采用“一对多”的方式,将 RCSSMM 扩展成多分类模型。

算法 1: RCSSMM

输入: 矩阵数据集 $\Theta = \{X_i, y_i\}_{i=1}^n$, 模型参数 γ 、 C_+ 和 C_- 。

初始化: 回归矩阵 $W=0$, 偏置 $b=0$, 辅助变量 $S=0$, Lagrange 乘子

$A=0$, $\rho_0 = 0.01$, $\varepsilon = 1.2$ 。

采用式(3)分配先验权重 ϖ_i 和 ϖ_2 ;

while not converged do

采用式(9)更新变量 S ;

采用式(13)更新变量 W ;

采用式(15)更新变量 b ;

采用式(16)和(17)更新 A 和 ρ ;

end

输出: 回归矩阵 W 和偏置 b 。

2.3 参数优化

HHO 算法作为一种新型的群体智能优化算法,通过模拟哈里斯鹰(美国亚利桑那州南部的猛禽)的捕食行为来获取优化问题的全局最优解,其具有结构简单灵活、收敛速度快、寻优能力强等优点。因

此,本文选用 HHO 算法来优化 RCSSMM 的模型参数,尤其是惩罚参数 C_+ 和 C_- ,以提高模型在不平衡数据集下的故障诊断性能。

几何平均(geometric mean, GM)指标能够准确评估诊断模型在不平衡数据集下的故障识别性能,其值越大,代表模型故障诊断精度越高。因此,将 $1-GM$ 作为 HHO 算法的适应度函数 FI :

$$FI = 1 - GM = 1 - \sqrt{\frac{TP \cdot TN}{(TP + FN)(TN + FP)}} \quad (19)$$

式中, TP 、 TN 、 FN 和 FP 分别表示真正例、真反例、假反例和假正例。

HHO 算法的技术细节见文献[20]。利用 HHO 算法优化 RCSSMM 模型参数,流程图如图 2 所示。

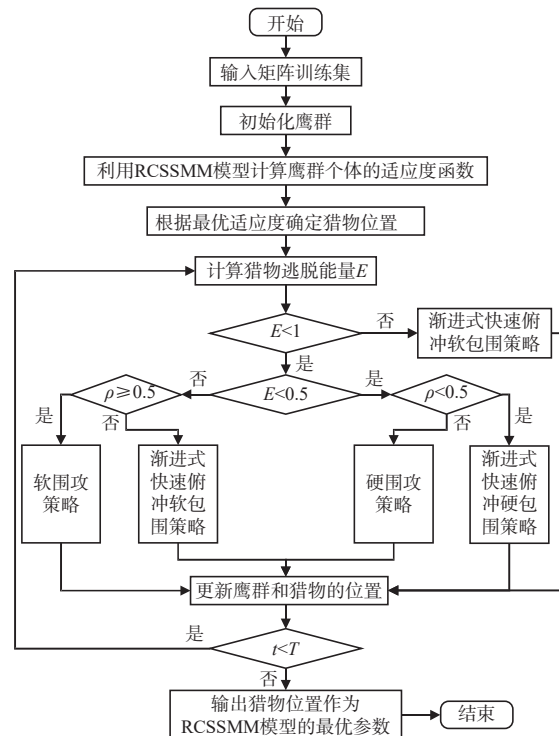


图 2 HHO 算法优化 RCSSMM 模型参数的流程图

Fig. 2 Flowchart of optimizing the parameters of RCSSMM model by HHO algorithm

3 RCSSMM 用于风电齿轮箱故障诊断的整体流程

连续小波变换^[22](continuous wavelet transform, CWT)是一种多尺度时频分析方法,具有强大的非线性非平稳信号处理能力。通过 CWT 将风电齿轮箱原始振动信号转换成小波时频图,能够有效表征故障的时频特征。因此,本文将二维小波时频图作为矩阵数据集,直接输入所提 RCSSMM 模型进行风电齿轮箱的故障诊断,整体诊断流程如下:

步骤 1: 合理设计振动传感器的布置方案,采集不同风电齿轮箱健康状态的振动信号。

步骤 2: 采用 CWT 将一维振动信号转换成小波时频图, 并对其进行灰度化和降采样处理, 以构建二维矩阵数据集。

步骤 3: 将二维矩阵数据集按一定比例划分为训练集和测试集。

步骤 4: 将训练集中的二维小波时频图直接输入所提 RCSSMM 模型进行建模, 其中先验权重分配策略用于提高模型对噪声及野值点的鲁棒性, HHO 算法用于自适应确定不同类别的惩罚因子, 增强模型对不平衡数据的处理能力。

步骤 5: 采用测试集对 RCSSMM 进行验证, 以评估模型的风电齿轮箱故障诊断性能。

通过上述步骤可有效诊断出风电齿轮箱各类故障, 为风电齿轮箱智能故障诊断提供新的理论和技术支撑。图 3 详细描述了所提 RCSSMM 模型用于风电齿轮箱故障诊断的整体流程。

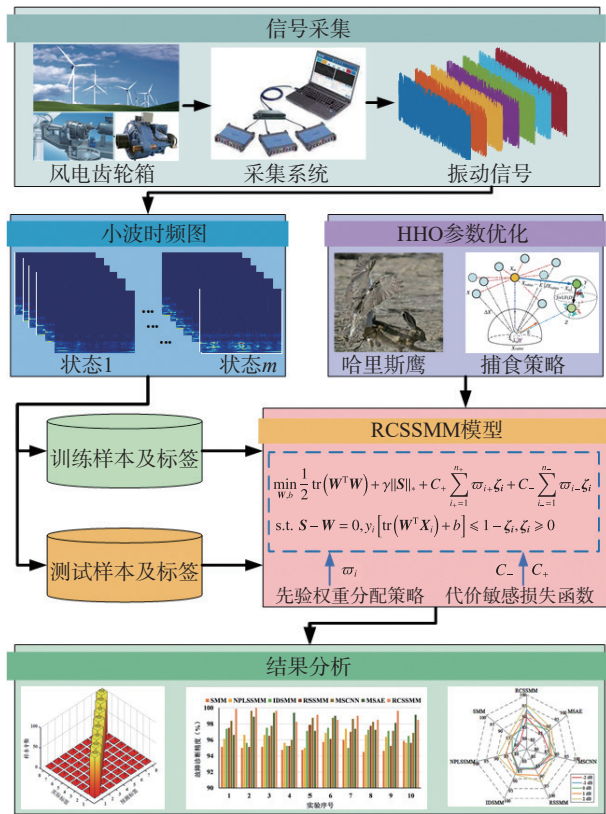


图 3 所提故障诊断方法的整体流程

Fig. 3 Overall process of the proposed fault diagnosis method

4 实验验证

为评估所提模型的有效性及其泛化性, 采用 PHM 2009 开源故障数据及某风场实测故障数据进行实验验证。同时, 引入 SMM^[13]、NPLSSMM^[14]、IDSMM^[15]、RSSMM^[17]、MSCNN^[9]、MSAE^[11] 6 种故障诊断模型用于对比分析。为保证对比结果的准确性, SMM、IDSMM、NPLSSMM、RSSMM 及所提 RCSSMM 模型的参数采用 HHO 算法确定, 参数选择范围为 $[2^{-5}, 2^5]$ 。HHO 算法初始种群规模为 50, 最大迭代次数为 100。对于深度学习模型 MSCNN 和 MSAE, 模型结构设置与其对应的参考文献一致。

4.1 案例 1: PHM 2009 开源故障数据

4.1.1 数据描述

根据文献 [23], 该数据集来源于如图 4 所示的风电齿轮箱故障模拟实验平台。本案例选择直齿轮箱模式, 共包含正常状态、齿轮断裂、输入轴失衡、轴弯曲、轴承内圈缺陷、坏键及复合故障等 8 种齿轮箱健康状态, 分别命名为 Spur 1~Spur 8, 具体健康状态如表 1 所示。在实验过程中, 振动信号的采样频率为 66.67 Hz, 输入轴的转频为 40 Hz, 并选择高负载模式。采用滑动窗口取样, 截取 5120 个振动点作为样本长度, 每种健康状态共设置 200 个样本, 不同齿轮箱健康状态的原始振动信号如图 5 所示。通过 CWT 将一维振动数据转化为小波时频图, 各齿轮箱健康状态的小波时频图如图 6 所示。随后, 将小波时频图进行灰度化和降采样处理, 使每个样本的尺寸缩减到 64×64 。

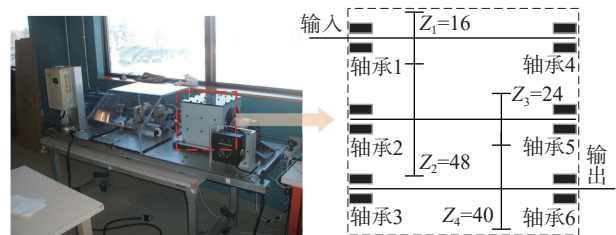


图 4 故障模拟实验平台及其齿轮箱传动简图

Fig. 4 Fault simulation experiment platform and its gearbox transmission diagram

表 1 齿轮箱不同故障模式

Tab. 1 Different fault modes of the gearbox

工况	齿轮1	齿轮2	齿轮3	轴承1	轴承2	轴承3	输入轴	输出轴
Spur 1	正常	正常	正常	正常	正常	正常	正常	正常
Spur 2	剥落	点蚀	正常	正常	正常	正常	正常	正常
Spur 3	正常	点蚀	正常	正常	正常	正常	正常	正常
Spur 4	正常	点蚀	断齿	滚动体故障	正常	正常	正常	正常
Spur 5	剥落	点蚀	断齿	内圈故障	滚动体故障	外圈故障	正常	正常
Spur 6	正常	正常	断齿	内圈故障	滚动体故障	外圈故障	不平衡	正常
Spur 7	正常	正常	正常	内圈故障	正常	正常	正常	键剪断
Spur 8	正常	正常	正常	正常	滚动体故障	外圈故障	不平衡	正常

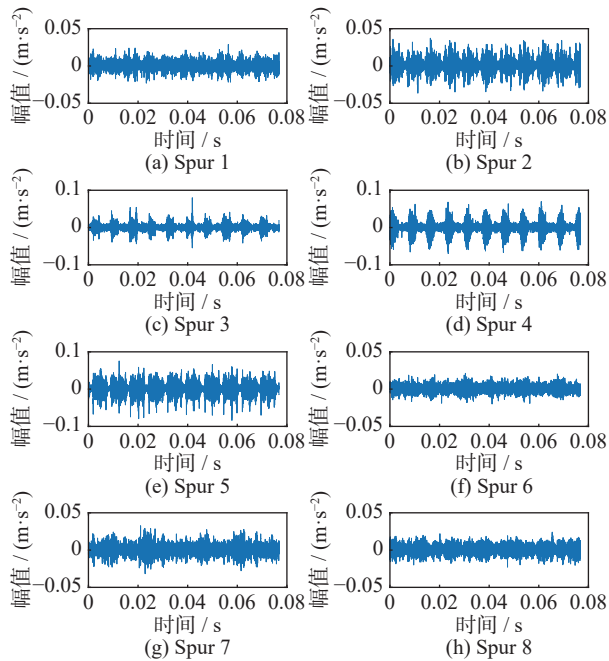


图 5 不同齿轮箱健康状态的原始振动信号

Fig. 5 Original vibration signals of different health states of gearbox

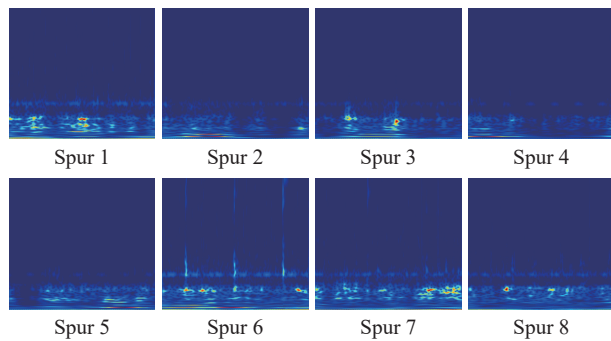


图 6 各齿轮箱健康状态的小波时频图

Fig. 6 Wavelet time-frequency diagrams of each gear health state

4.1.2 结果分析

随机选择 50% 的样本用于模型训练, 剩余的样本用于测试模型的故障诊断性能。RCSSMM 模型诊断结果的混淆矩阵如图 7 所示。可以看出, 仅有 2 个属于第 3 类和第 6 类的样本被错误诊断成第 8 类, RCSSMM 的整体故障诊断精度为 99.75%。为了避免实验结果的偶然性, 各诊断模型重复运行 10 次, 具体诊断结果如图 8 所示。同时, 表 2 统计了各模型的平均故障诊断精度、标准差及平均训练时间。

从图 8 中可以看出, RCSSMM 模型 10 次实验中有 7 次获得了最高的故障诊断精度, 甚至在第 2 次实验中故障诊断精度达到了 100%。得益于多层网络结构强大的特征再学习能力, MSAE 和 MSCNN 在其余 3 次实验中取得了不俗的诊断性能。然而, 从表 2 中可知, MSAE 和 MSCNN 的运行效率要远低于所提 RCSSMM 模型。相较于其他 4 种矩阵学习模

型, RCSSMM 的故障诊断精度有较大幅度提升, 且诊断结果更稳定, 这主要是因为所提模型能够根据数据的先验分布, 自适应地调整权重分配, 从而使分类超平面更加准确。

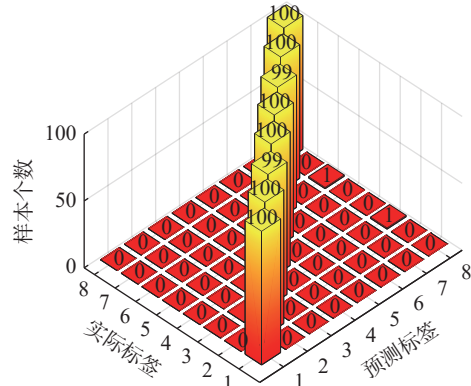


图 7 RCSSMM 模型诊断结果的混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix of diagnosis results of RCSSMM model

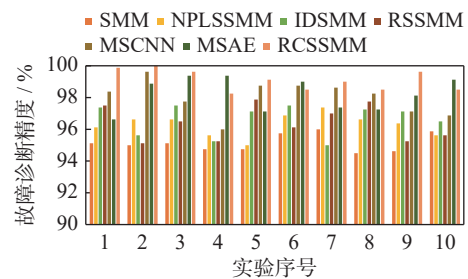


图 8 各模型的 10 次诊断结果

Fig. 8 10 times diagnosis results for each model

表 2 各模型的故障诊断结果

Tab. 2 Fault diagnosis results of each model

模型	平均故障诊断精度/%	标准差/%	平均训练时间/s
SMM	95.15	0.71	0.16
NPLSSMM	96.29	0.67	1.57
IDSMM	97.63	0.92	0.81
RSSMM	97.40	1.03	6.38
MSCNN	98.01	1.02	187.64
MSAE	98.23	1.10	117.39
RCSSMM	99.10	0.61	2.53

为了验证 HHO 算法的有效性, 另采用蚁群优化算法 (ant colony optimization, ACO)、萤火虫算法 (firefly algorithm, FA)、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)、鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 对 RCSSMM 模型参数进行优化, 优化结果如表 3 所示。可以看出, 经过 HHO 算法参数优化后, 所提 RCSSMM 模型的故障诊断精度最高, 诊断结果验证了 HHO 算法的有效性。

表 3 不同优化算法下 RCSSMM 模型的故障诊断精度

Tab.3 Fault diagnosis accuracy of RCSSMM model with different optimization algorithms

优化算法	γ	C_+	C_-	故障诊断精度/%
ACO	7.82	10.45	8.97	98.78
FA	1.47	15.76	10.16	98.85
PSO	1.08	11.25	18.63	97.16
WOA	3.47	20.86	19.21	98.45
HHO	5.95	13.18	12.79	99.10

为了探究所提模型的噪声鲁棒性, 分别在原始振动信号中添加信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 为 -2~2 dB 的高斯白噪声:

$$SNR = 10 \lg(P_s/P_n) \quad (20)$$

式中, P_n 为噪声功率; P_s 为信号功率。

不同噪声程度下各模型的故障诊断结果如图 9 所示。可以看出, 在 -2~2 dB 噪声下, 所提 RCSSMM 模型的故障诊断精度分别为 91.65%、93.14%、93.02%、94.83% 和 95.48%, 在每种噪声程度下都取得了最高的故障诊断精度, 且分别比次优模型提高了 4.66%(MSCNN)、3.48%(MSCNN)、3.99%(MSAE)、5.63%(MSAE) 和 4.01%(RSSMM)。值得注意的是, 仅 RCSSMM 模型在 -2 dB 噪声下故障诊断精度超过了 90%, 这说明所提方法在强噪声下仍具有优异的故障诊断性能。

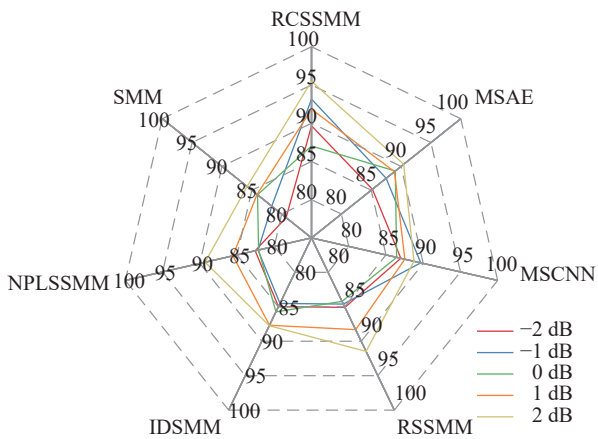


图 9 不同噪声程度下各模型的故障诊断结果(单位: %)

Fig.9 Fault diagnosis results of each model under different noise levels(Unit: %)

为了评估所提模型对野值点数据的抗干扰能力, 随机从某一类齿轮箱健康状态中拾取部分训练样本作为野值点, 混入另一类训练样本中进行模型建模。图 10 为不同野值比(野值点个数/总样本个数)下各模型的故障诊断精度。可以看出, 野值比为 2%~10% 时, RCSSMM 的故障诊断精度分别为 97.28%、96.72%、95.12%、94.08% 和 91.43%。仅当野值比为 2% 时, IDsMM 的诊断性能优于所提模型, 而在野值比为 4%~10% 时, RCSSMM 的故障诊断性能

最优。此外, 随着野值点个数的增加, 所有模型的故障诊断精度都会不同程度地下降, 而所提 RCSSMM 模型的下降幅度更小。因此, 实验结果表明, RCSSMM 模型对野值点的抗干扰能力更强。RCSSMM 模型的鲁棒性主要源于其采用的先验权重分配策略。该策略可自适应地为噪声及野值点数据分配较小的权重系数, 最大程度地抑制噪声及野值点对 RCSSMM 建模的影响, 提高模型的鲁棒性。

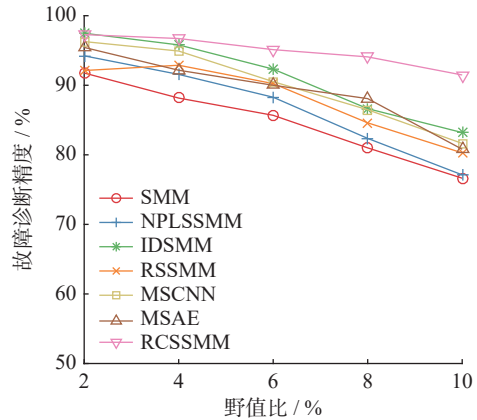


图 10 不同野值比下各模型的故障诊断精度

Fig.10 Fault diagnosis accuracy of each model under different outlier ratios

为了评估所提模型对不平衡数据的处理能力, 调整训练集中齿轮箱正常状态与故障状态的样本个数, 构建 4 个不平衡数据集用于实验分析, 所设置的不平衡数据集如表 4 所示。在实际的服役过程中, 风电齿轮箱绝大多数时间都处于正常运行状态, 因而能获得的故障状态样本要远少于正常状态样本。基于上述考虑, 在不平衡数据集构建过程中将风电齿轮箱正常状态作为多数类, 故障状态作为少数类。并且, 根据文献 [24], 定义数据的不平衡率 k =正常样本个数/每类故障样本个数。对于每个不平衡数据集, 测试样本个数固定为 400 个, 其中每类齿轮箱健康状态包含 50 个样本。采用 GM 指标评估各模型的故障诊断结果, 具体诊断结果如表 5 所示。可以看出, 所提 RCSSMM 模型在每个不平衡数据集下都获得了最优的故障诊断结果。得益于 RCSSMM 模型所采用的代价敏感损失函数, 在不平衡率为 3(150/50)、5(150/30)、10(150/15)、15(150/10) 时, 其 G-mean 值分别比 SMM 模型高 3.43%、3.62%、4.75%、4.98%。

表 4 不平衡数据集的详细信息

Tab.4 Details of imbalanced datasets

不平衡率 k	正常样本个数/每类故障样本个数	测试样本个数
3	150/50	50×8
5	150/30	50×8
10	150/15	50×8
15	150/10	50×8

表 5 不平衡数据集下各诊断模型的 GM 指标(单位: %)

Tab. 5 GM index of each diagnosis model under imbalanced datasets (Unit: %)

模型	不平衡率 k			
	3	5	10	15
SMM	94.68	94.33	92.59	88.65
NPLSSMM	96.57	93.39	92.84	85.36
IDSMM	95.76	93.40	92.52	88.52
RSSMM	96.96	95.59	93.92	89.27
MSCNN	96.33	95.37	93.28	88.31
MSAE	97.05	96.15	94.20	89.10
RCSSMM	98.11	97.95	97.34	93.63

4.2 案例 2: 风场实测故障数据

4.2.1 数据描述

本案例选用某风场风电齿轮箱故障数据进行实验分析。如图 11 所示, 经过长期高速重载运行, 风电齿轮箱输出端轴承室发生严重磨损, 影响了风力发电机组的高效稳定运行。该型风电齿轮箱的传动图如图 12 所示, 当叶片主轴转速稳定在 16 r/min 的工作转速时, 风电状态监测系统开始采集齿轮箱的振动信号。此时, 输出轴转速为 1814.4 r/min, 转频为 30.24 Hz。振动信号的采样频率为 25600 Hz, 每个样本的采样时长为 0.16 s, 即包含 4096 个振动数据点。风电齿轮箱正常状态及轴承室故障状态下分别采集 500 和 200 个样本, 图 13 为两种风电齿轮箱健康状态的小波时频图。同样地, 经灰度化和降采样后, 每个样本的小波时频图降维到 64×64 。



图 11 风机齿轮箱轴承室磨损故障

Fig. 11 Bearing chamber wear fault of the wind turbine gearbox

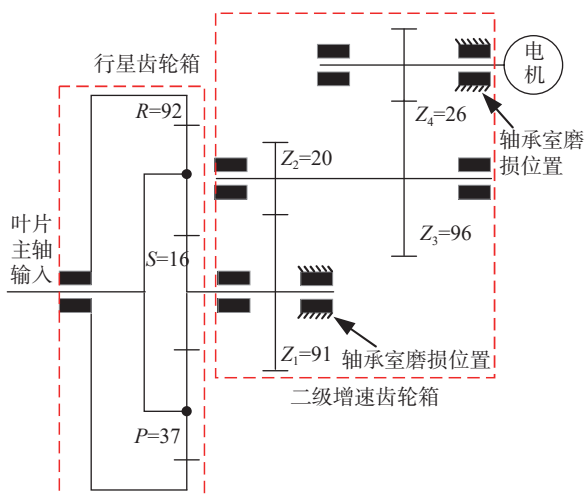
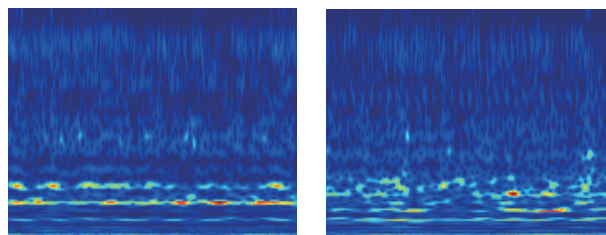


图 12 风电齿轮箱传动简图

Fig. 12 Transmission diagram of the wind turbine gearbox



(a) 正常状态
(a) Normal state
(b) 轴承室故障状态
(b) Bearing chamber fault state

图 13 两种风电齿轮箱健康状态的小波时频图

Fig. 13 Wavelet time-frequency diagrams of different health states for the wind turbine gearbox

4.2.2 结果分析

随机选取 50% 的样本作为训练样本, 其余 50% 的样本用于模型测试。由于风电齿轮箱正常状态数据要多于故障数据, 因而采用 GM 评估模型的故障诊断精度。各模型的 10 次诊断结果如图 14 所示。可以看出, 10 次实验中, 所提 RCSSMM 模型取得了 8 次最高故障诊断精度, 平均故障诊断精度达到 99.08%。同时, RCSSMM 诊断结果的标准差为 0.64%, 在所有模型中最小, 这表明所提诊断模型具有良好的稳定性。

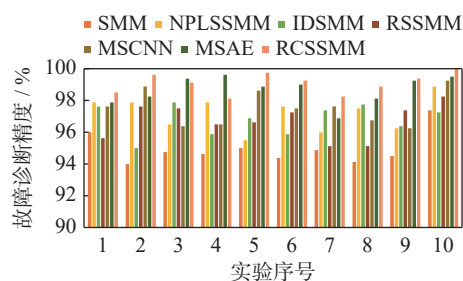


图 14 各模型的 10 次故障诊断精度

Fig. 14 10 times fault diagnosis accuracy for each model

此外, 为了评估所提模型在不同训练样本个数下的故障诊断性能, 分别从每种风电齿轮箱健康状态(正常状态和轴承室故障状态)中随机抽取 10%、20%、40%、60%、70% 的样本用于训练模型, 其余样本用于测试模型。不同训练样本数下各模型的故障诊断结果如表 6 所示。可以看出, RCSSMM 模型在每种训练样本数下都获得了最高的故障诊断精度。MSCNN 和 MSAE 结构复杂、参数众多, 在训练样本数量较少时(训练样本占比低于 40%), 难以获得模型的全局最优解, 易出现欠拟合问题, 导致其故障诊断性能明显弱于其他 5 种模型。相较于其他矩阵学习模型, 所提 RCSSMM 模型采用先验权重分配策略及敏感损失代价函数, 提高了模型的泛化性能, 因而获得了更优异的风电齿轮箱故障诊断结果。

为了进一步评估所提模型对不平衡数据的处理

表 6 不同训练样本数下各模型的故障诊断精度(单位: %)

Tab. 6 Fault diagnosis accuracy of each model under different number of training samples (Unit: %)

模型	训练样本占比				
	10%	20%	40%	60%	70%
SMM	65.78	80.12	87.42	95.18	96.74
NPLSSMM	66.47	83.04	88.06	97.86	98.41
IDSMM	70.48	82.37	87.25	98.87	97.65
RSSMM	71.36	84.96	90.16	97.26	98.41
MSCNN	40.58	74.91	92.42	97.38	99.01
MSAE	42.13	78.42	91.96	98.35	98.35
RCSSMM	78.65	86.75	94.13	99.21	99.15

能力,对风电齿轮箱正常样本与故障样本设置不同比例进行实验分析。如表 7 所示,本案例中共构建 5 个不平衡数据集,每个数据集中训练样本和测试样本随机选取。各诊断模型在不平衡数据集下的故障诊断结果如图 15 所示。可知,在不平衡率为 3(300/100)、4(400/100)、6(300/50)、8(400/50)、16(400/25)时,RCSSMM 模型的 GM 分别为 98.60%、97.71%、97.34%、95.62%、92.36%,明显高于其他模型,这表明所提模型对处理不平衡数据具有更优异的性能。随着不平衡率的提高,各模型的故障诊断性能都会出现一定程度的下降,而 RCSSMM 的故障性能下降幅度最小,这主要是因为 RCSSMM 采用代价敏感损失函数,能自适应地为少数类赋予更高的惩罚因子,使模型更加聚焦于少数类样本,提高了模型对不平衡数据的分类性能。

表 7 不平衡数据集的详细信息

Tab. 7 Details of imbalanced datasets

不平衡率 k	正常样本个数/故障样本个数	测试样本个数
3	300/100	100×2
4	400/100	100×2
6	300/50	100×2
8	400/50	100×2
16	400/25	100×2

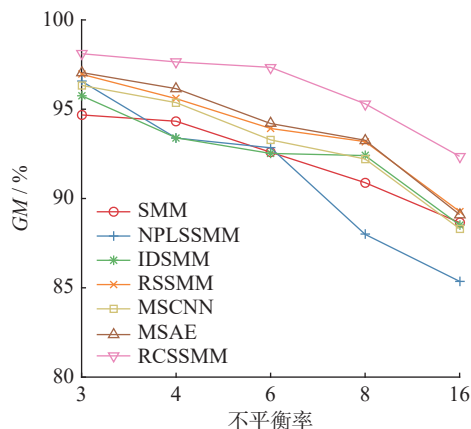


图 15 不平衡数据集下的故障诊断结果

Fig. 15 Fault diagnosis results under imbalanced datasets

5 结 论

提出了一种基于 RCSSMM 的风电齿轮箱故障诊断方法,旨在解决现有故障诊断方法易受噪声、野值点和不平衡数据影响的问题,主要结论及研究展望如下:

(1) RCSSMM 采用先验权重分配策略,可自适应地为噪声和野值点分配较小的权重系数,抑制了噪声和野值点的影响,提高了模型的鲁棒性。

(2) 通过为 RCSSMM 引入代价敏感损失函数,并采用 HHO 算法优化惩罚因子取值,可使分类超平面向少数类一侧调整,提高了模型对不平衡数据的处理能力。

(3) 在未来的研究工作中,将设计适用于变工况的二维故障特征提取方法,并将其与 RCSSMM 模型相结合,进一步提高变工况下风电齿轮箱的故障诊断性能。此外,还将进一步研究所提 RCSSMM 模型的可解释性,以提高诊断结果的可信度,为风电齿轮箱预测性维护提供高可靠性的决策支撑。

参考文献:

- [1] ZHANG Y, LIU W Y, WANG X, et al. A novel hierarchical hyper-parameter search algorithm based on greedy strategy for wind turbine fault diagnosis[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 202: 117473.
- [2] 韩特, 刘超, 沈长青, 等. 深度嵌入度量学习的机械跨工况故障识别方法 [J]. *振动工程学报*, 2023, 36(2): 565-573.
HAN Te, LIU Chao, SHEN Changqing, et al. Deep embedding metric learning for machinery fault identification across different working conditions[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2023, 36(2): 565-573.
- [3] 邵海东, 肖一鸣, 颜深. 仿真数据驱动的改进无监督域适应轴承故障诊断 [J]. *机械工程学报*, 2023, 59(3): 76-85.
SHAO Haidong, XIAO Yiming, YAN Shen. Simulation data-driven enhanced unsupervised domain adaptation for bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2023, 59(3): 76-85.
- [4] WANG Z Y, LI G S, YAO L G, et al. Intelligent fault detection scheme for constant-speed wind turbines based on improved multiscale fuzzy entropy and adaptive chaotic Aquila optimization-based support vector machine[J]. *ISA Transactions*, 2023, 138: 582-602.
- [5] KHAN P W, YEUN C Y, BYUN Y C. Fault detection of wind turbines using SCADA data and genetic algorithm-based ensemble learning[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2023, 148: 107209.
- [6] 李鑫, 杨宇, 程健, 等. 基于鲁棒不平衡凸包分类的锥齿

- 轮箱故障诊断方法[J]. *机械工程学报*, 2023, 59(8): 32-41.
- LI Xin, YANG Yu, CHENG Jian, et al. Robustness imbalanced convex hull-based classification for bevel gearbox fault diagnosis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2023, 59(8): 32-41.
- [7] 张振海, 王维庆, 王海云, 等. 基于 HCS-GWO-MSVM 的风电机组齿轮箱复合故障诊断研究[J]. *太阳能学报*, 2021, 42(10): 176-182.
- ZHANG Zhenhai, WANG Weiqing, WANG Haiyun, et al. Research on compound fault diagnosis of wind turbine gearbox based on HCS-GWO-MSVM[J]. *Acta Energetica Sinica*, 2021, 42(10): 176-182.
- [8] PANG B, TIAN T, TANG G J. Fault state recognition of wind turbine gearbox based on generalized multi-scale dynamic time warping[J]. *Structural Health Monitoring*, 2021, 20(6): 3007-3023.
- [9] JIANG G Q, HE H B, YAN J, et al. Multiscale convolutional neural networks for fault diagnosis of wind turbine gearbox[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(4): 3196-3207.
- [10] JAMIL F, VERSTRAETEN T, NOWÉ A, et al. A deep boosted transfer learning method for wind turbine gearbox fault detection[J]. *Renewable Energy*, 2022, 197: 331-341.
- [11] SHAO H D, XIA M, WAN J F, et al. Modified stacked autoencoder using adaptive Morlet wavelet for intelligent fault diagnosis of rotating machinery[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2022, 27(1): 24-33.
- [12] JIANG X Y, KONG X Y, GE Z Q. Augmented industrial data-driven modeling under the curse of dimensionality[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2023, 10(6): 1445-1461.
- [13] LUO L, XIE Y B, ZHANG Z H, et al. Support matrix machines[C]// *Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning*. Lille, France: PMLR, 2016: 938-947.
- [14] LI X, YANG Y, PAN H Y, et al. Non-parallel least squares support matrix machine for rolling bearing fault diagnosis[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2020, 145: 103676.
- [15] 徐海锋, 潘海洋, 郑近德, 等. 交互偏移支持矩阵机及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. *振动工程学报*, 2022, 35(3): 760-770.
- XU Haifeng, PAN Haiyang, ZHENG Jinde, et al. Interactive deviation support matrix machine and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2022, 35(3): 760-770.
- [16] PAN H Y, YANG Y, ZHENG J D, et al. Symplectic interactive support matrix machine and its application in roller bearing condition monitoring[J]. *Neurocomputing*, 2020, 398: 1-10.
- [17] GU M G, ZHENG J D, PAN H Y, et al. Ramp sparse support matrix machine and its application in roller bearing fault diagnosis[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 113: 107928.
- [18] LI X, LI Y, YAN K, et al. Intelligent fault diagnosis of bevel gearboxes using semi-supervised probability support matrix machine and infrared imaging[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 230: 108921.
- [19] WEI F, WANG G, REN B Y, et al. Multisensor fused fault diagnosis for rotation machinery based on supervised second-order tensor locality preserving projection and weighted-nearest k -neighbor classifier under assembled matrix distance metric[J]. *Shock and Vibration*, 2016, 2016(1): 1212457.
- [20] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris Hawks optimization: algorithm and applications[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 97: 849-872.
- [21] GLOWINSKI R. On Alternating Direction Methods of Multipliers: A Historical Perspective[M]// *Modeling, Simulation and Optimization for Science and Technology*, 2014: 59-82.
- [22] ZHAO H M, LIU J, CHEN H Y, et al. Intelligent diagnosis using continuous wavelet transform and Gauss convolutional deep belief network[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2023, 72(2): 692-702.
- [23] WU C Z, JIANG P C, DING C, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on one-dimensional convolutional neural network[J]. *Computers in Industry*, 2019, 108: 53-61.
- [24] HE Z Y, SHAO H D, CHENG J S, et al. Support tensor machine with dynamic penalty factors and its application to the fault diagnosis of rotating machinery with unbalanced data[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 141: 106441.

第一作者: 李鑫(1993—), 男, 博士, 讲师。

E-mail: li_xin@cumt.edu.cn

通信作者: 司垒(1987—), 男, 博士, 副教授。

E-mail: lei.si@cumt.edu.cn