# Journal of System Simulation

Volume 33 | Issue 5

Article 15

6-9-2021

# Fault Detection of Wind Turbine Bearing Based on BO-SDAE Multisource Signal

Dinghui Wu

Engineering Research Center of internet of Things Technology Appliations Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Zhichao Zhu

Engineering Research Center of internet of Things Technology Appliations Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Xinhong Han Engineering Research Center of internet of Things Technology Appliations Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Follow this and additional works at: https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal

Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

# Fault Detection of Wind Turbine Bearing Based on BO-SDAE Multi-source Signal

# Abstract

Abstract: Due to the discrepancy within signals from sensors of wind turbines caused by environmental interference, the fault detection results of wind turbine bearing will be affected and the multi-source signal fault diagnosis method is proposed to improve the reliability of fault detection. The time-domain and frequency-domain features of bearing vibration signals, noise signals and temperature signals are used for feature extraction, and then the features are transmitted to the stacked denoising autoencoders, *which are optimized the hidden layer node structure by the Bayesian optimization algorithm to achieve multi-source signal feature fusion.* Softmax function is used for classification. Experiments show that the accuracy of this method is higher than that of the single signal fault diagnosis method, and still maintains a high accuracy rate with mixed speed as experimental data.

# Keywords

wind turbine, multi-source signal, stacked denoising autoencoders, Bayesian optimization, fault diagnosis

# **Recommended Citation**

Wu Dinghui, Zhu Zhichao, Han Xinhong. Fault Detection of Wind Turbine Bearing Based on BO-SDAE Multisource Signal[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(5): 1148-1156. 第 33 卷第 5 期 2021 年 5 月

# 基于 BO-SDAE 多源信号的风电机组轴承故障诊断

吴定会, 祝志超, 韩欣宏

(江南大学 物联网应用技术教育部工程研究中心, 江苏 无锡 214122)

**摘要:**风电机组传感器受环境干扰,导致采集的信号存在差异,从而对风电机轴承的故障诊断结果 产生影响。为提高故障诊断的可靠性,提出一种多源信号故障诊断方法。提取轴承振动信号、噪声 信号、温度信号的时域、频域特征作为故障特征,*利用经贝叶斯优化算法优化隐藏层节点结构的堆* 叠摩噪自编码器对故障特征进行融合,采用 Softmax 对融合的故障特征进行分类。实验表明:该方 法的故障准确率比单一信号进行故障诊断的方法更高,并且混合转速作为实验数据的情况下仍保持 较高的准确率。

关键词:风电机组;多源信号;堆叠降噪自编码器;贝叶斯优化;故障诊断
中图分类号:TP391.9 文献标志码:A 文章编号:1004-731X (2021) 05-1148-09
DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.20-0045

## Fault Detection of Wind Turbine Bearing Based on BO-SDAE Multi-source Signal

### Wu Dinghui, Zhu Zhichao, Han Xinhong

(Engineering Research Center of Internet of Things Technology Appliations Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

**Abstract:** Due to the discrepancy within signals from sensors of wind turbines caused by environmental interference, the fault detection results of wind turbine bearing will be affected and the multi-source signal fault diagnosis method is proposed to improve the reliability of fault detection. The time-domain and frequency-domain features of bearing vibration signals, noise signals and temperature signals are used for feature extraction, and then the features are transmitted to the stacked denoising autoencoders, *which are optimized the hidden layer node structure by the Bayesian optimization algorithm to achieve multi-source signal feature fusion*. Softmax function is used for classification. Experiments show that the accuracy of this method is higher than that of the single signal fault diagnosis method, and still maintains a high accuracy rate with mixed speed as experimental data.

**Keywords:** wind turbine; multi-source signal; stacked denoising autoencoders; Bayesian optimization; fault diagnosis

# 引言

风能是当今增长最快的可再生能源之一,在全 球可再生能源中风电占有压倒性优势<sup>[1]</sup>。随着大型 风电机组的建设、推广和运行,风力发电机组的故 障逐年增加,造成的损失也越来越严重<sup>[2-3]</sup>。因此, 对风电机组轴承等关键部件进行及时、有效的故障 预测成为提高风电机组运行可靠性、降低维修成本 的重要途径<sup>[4-5]</sup>。

目前,风机系统大部分仅采用单一传感器信 号作为诊断依据,利用轴承的振动信号完成风电 机轴承的故障诊断。文献[6]通过计算峰度和频域 相关峰度来选取包络分析的最佳共振带,提高了 包络谱分析法在滚动轴承故障诊断中对噪声干扰 的抗扰度;文献[7]把频谱特征与时域特征融合,

收稿日期: 2020-01-15 修回日期: 2020-04-14

基金项目: 国家自然科学基金(61572237)

第一作者: 吴定会(1970-), 男, 博士, 副教授, 研究方向为风力机控制等。E-mail: wh033098@163.com

第33卷第5期 2021年5月

(1)

 $\langle \mathbf{n} \rangle$ 

更大程度地挖掘出原始信号的本质信息,通过粒 子群支持向量机完成故障诊断; 文献[8-9]从原始 滚动轴承时域振动信号出发,利用深度信念网络 (Deep Belief Network, DBN)和卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN)进行不同状 态的识别,得到了较高的准确率。在风电机组诊 断系统中,通常有多个传感器安装在不同的位置, 以获取各种可能的故障信息,这些信息具有不同 的特性<sup>[10]</sup>,通过从这些信息中提取特征来识别风 电机组的状态。文献[11]提出了一种新的多传感器 数据融合技术,从不同位置的加速度传感器中提 取振动信号的时域和频域特征,利用多个稀疏自 编码(Sparse Autoencoder, SAE)网络对所提故障特 征进行融合; 文献[12]提出一种基于云蝙蝠算法核 极值学习机(Cloud Bat Algorithm-Kernel Extremal Learning Machine, CBA-KELM)的风力发电机组 故障诊断新方法,利用多传感器融合后的时域指 标作为数据集,建立基于 CBA-KELM 的风电机齿 轮箱故障识别模型。

本文提出基于 BO-SDAE(Bayesian optimization-Stacked denoising autoencoders)多源信号的风电机 轴承故障诊断方法,提取轴承振动信号、噪声信号、 温度信号的时域、频域特征,利用贝叶斯优化(BO) 算法优化各隐藏层节点结构的堆叠降噪自编码器 (SDAE)实现多源信号特征融合,再通过 Softmax 分类器进行故障诊断。利用旋转机械振动及故障模 拟实验平台数据对所提出方法进行实验仿真。

#### **SDAE** 原理 1

SDAE 是 Vincent 等<sup>[13]</sup>在 2010 年首次提出的, SDAE 是由自编码器(Autoencoders, AE)堆叠而成 的,AE 是一个具有多层隐藏单元的神经网络,包 含一个编码器和一个解码器,编码器将输入信号进行 编码,然后利用解码器重构出输入信号<sup>[14]</sup>,AE 训练 的基础是使输入层和输出层之间的重构误差最小, 其结构如图1所示。



Fig. 1 AE structure

AE 的编码过程就是通过激活函数将输入信  $\boldsymbol{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)^{\mathrm{T}} \in \boldsymbol{R}^n$  映 射 到 隐 藏 层  $\boldsymbol{h} \hspace{-1mm}= \hspace{-1mm} \begin{pmatrix} h_1, h_2, h_3, \cdots, h_m \end{pmatrix}^{\mathrm{T}} \in \boldsymbol{R}^m, \hspace{1mm} \text{int}(1) \hspace{-1mm} \sim \hspace{-1mm} (2) \hspace{-1mm}:$ 

$$h = f(W_{input} x + b) \tag{1}$$

$$f(z) = 1/(1 + \exp(-z))$$
 (2)

式中: $W_{input} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为输入层映射到隐藏层的权重 矩阵;  $b \in \mathbb{R}^n$  为输入层偏置; f(z)为激活函数。

然后通过解码在输出层重构输入信号  $\boldsymbol{y} = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)^{\mathrm{T}} \in \boldsymbol{R}^n$ , 如式(3)所示:

$$y = f(W_{\text{hidden}} h + b') \tag{3}$$

式中: W<sub>hidden</sub> ∈ R<sup>n×m</sup> 为隐藏层映射到输出层的权重 矩阵;  $\mathbf{b} \in \mathbf{R}^m$  表示隐藏层的偏置。

AE 在训练过程中通过减少输入信号和重构输 出信号的重构误差,并利用梯度下降法<sup>[15]</sup>来调整模 型参数 $\boldsymbol{\theta} = \{ \boldsymbol{W}_{input}, \boldsymbol{b}, \boldsymbol{W}_{hidden}, \boldsymbol{b}' \}, 如式(4)所示:$ 

$$J_{AE}(\boldsymbol{\theta}) = L(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = -\sum_{k=1}^{n} [x_k \log(y_k) + (1 - x_k) \log(1 - y_k)]$$
(4)

式中: L(x,y)为损失函数,用来计算输入信号和 重构输出信号的重构误差;  $J_{AE}(\boldsymbol{\theta})$ 为重构误差。

SDAE 是多个 AE 堆叠而成, 前一个 AE 的输 出作为后面AE的输入,并在原始信号中加入噪声, 使得 SDAE 能够重构出更具鲁棒性的特征<sup>[16]</sup>,本 文选择加入高斯噪声,如式(5)所示:

$$\overline{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{x} + \boldsymbol{\varepsilon}, \, \boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, \sigma^2 \boldsymbol{I}) \tag{5}$$

第 33 卷第 5 期	系统仿真学报	Vol. 33 No. 5
2021年5月	Journal of System Simulation	May 2021

$$U_{\text{SDAE}}(\boldsymbol{\theta}) = L(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = -\sum_{k=1}^{n} [x_k \lg(\tilde{y}_k) + (1 - x_k) \lg(1 - \tilde{y}_k)] \quad (6)$$

式中: ŷ为最后一个 AE 的重构信号。

本文将特征输入到 Softmax 完成分类, Softmax 将输入的特征映射成(0,1)的值,映射后的值和为 1,最后选取数值最大的节点作为预测目标,如式 (7)~(8)所示:

$$\hat{\boldsymbol{y}} = f(\boldsymbol{W}_{\rm s}\,\hat{\boldsymbol{y}} + \boldsymbol{b}_{\rm s}) \tag{7}$$

$$o_j = \frac{\exp(\hat{y}_j)}{\sum_{i=1}^{P} \exp(\hat{y}_j)}$$
(8)

式中:  $\hat{y}$ 为 Softmax 的 logits 值;  $W_s$ 为 Softmax 的 权重矩阵;  $b_s$ 为偏置; P为 Softmax 神经元的个数,  $o_j$ 为 Softmax 第 j个神经元输出值。

# 2 BO 算法优化 SDAE 隐藏层节点

SDAE 在训练过程十分依赖隐藏层节点数,各 个隐藏层可选的节点数非常大,并且,各个隐藏层 节点数能够相互影响。因此,仅靠先验经验去调节 隐藏层节点数,理论上是很难得到 SDAE 最优的隐 藏层节点数组合方案。

BO 是一种性能较好的超参数寻优算法,并且 已经被证明在许多具有挑战性的优化基准函数上 优于其他先进的全局优化算法<sup>[17]</sup>。BO 主要通过优 化代价函数解决如式(9)的全局优化问题:

$$g^* = \arg\min_{g \in \chi} f(g) \tag{9}$$

式中: *f*(*g*)为未知形式的函数; *g* 为需要优化的参数组合; *X* 为 *g* 的集合。

采用 BO 算法时,首先必须选择一个先验分布 模型,用以表示未知函数的分布假设,文中选用具 有很强灵活性和可追踪性的高斯过程,则第 t 次的 预测分布表示为

$$\mu(\boldsymbol{g}_t) = \boldsymbol{k}_t^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{K} + \sigma_n^2 \boldsymbol{I})^{-1} \boldsymbol{h}$$
(10)

$$\sigma^{2}(\boldsymbol{g}_{t}) = \boldsymbol{k}(\boldsymbol{g}_{t}, \boldsymbol{g}_{t}) - \boldsymbol{k}_{t}^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{K} + \sigma^{2} \boldsymbol{I})^{-1} \boldsymbol{k}_{t}$$
(11)

式中:  $k_t = (k(g_1, g_t), k(g_2, g_t), \dots, k(g_{t-1}, g_t)); k$ 为 协方差函数,  $h = (h_1, h_2, \dots h_t)$ , 其中 $h_t = f(g_t) + \varepsilon$ 带有一个独立同分布的高斯噪声 $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2); K$ 为半定矩阵。

预测出函数分布之后,选择一个采集函数,用 于从模型后验分布中构造效用函数,确定下一个参 数组合点,本文选取 Expected improvement 作为采 集函数,如式(12)~(13):

$$\alpha(g) = [\mu(g) - q^+] \mathcal{P}(z) + \sigma(g) \phi(z) \tag{12}$$

$$g_{t+1} = \arg\max\alpha(g) \tag{13}$$

式中:  $z = (\mu(g) - p^+) / \sigma(g)$ ;  $\alpha(g)$ 为效用函数;  $\mu(g)$ 为均值;  $\sigma(g)$ 为标准差;  $q^+$ 为目前最大的效 用函数值;  $\phi(z)$ 为高斯分布的累计概率函数;  $\phi(z)$ 为高斯分布的概率密度函数;  $g_{t+1}$ 为t+1次评估的 参数组合。

利用 BO 算法优化 SDAE 隐藏层节点数执行步骤 如下:

step 1:根据 SDAE 隐藏层数目和节点数范围 随机产生初始化点,得到候选集 *X*,文中隐藏层数 为 3,节点数范围为[50,500],将初始化参数和实 验样本输入到 SDAE,SDAE 的重构误差 *J*<sub>SDAE</sub>(θ) 作为模型输出,对其进行修正使模型接近函数的真 实分布。

step 2: 利用式(12), (13)从修正后的高斯模型 选取下一步需要评估的隐藏层节点数组合  $g_i = (m_i^1, m_i^2, m_i^3)$ (其中 $m_i^1$ 为第1个隐藏层节点 数; $m_i^2$ 为第2个隐藏层节点数; $m_i^3$ 为第3个隐 藏层节点数),使得高斯模型相对于候选集 $\chi$ 的其 他组合更加快速准确地接近目标函数的真实分布。

step 3: 若新选出的参数组合的误差  $f(g_i)$  符合 目标要求,则终止算法执行并退出,输出对应的隐 藏层节点数组合  $g_i$ 。

step 4: 若  $f(g_i)$  不符合要求,则将( $g_i$ ,  $f(g_i)$ ) 输入到高斯模型中,对高斯模型进行修正,重新执 行 step 2,直到满足实验所需精度为止。

)

# 3 基于 BO-SDAE 的风电机组轴承多 源信号故障诊断方法

本文提出基于 SDAE 的风电机轴承多源信号 特征融合诊断流程如图 2 所示,具体方法为:。

(1)利用传感器获得风电机轴承在不同健康状态下的振动信号、噪声信号、温度信号,以振动信号, 「人」

$$d_i = F(\frac{i}{f_s})$$
 (*i*=1,2,...,*N*) (14)

式中: *d*<sub>*i*</sub>为采样后的振动信号; *i* 为样本采样点数; *f*<sub>s</sub>为采样频率。

然后将采样后的风电机轴承振动信号、噪声信 号、温度信号样本整合到一个数据集。

(2) 为了从风力机轴承振动信号中得到故障 信息,提取数据集中样本的时域、频域特征,文 中提取了 13 个时域特征和 3 个频域特征,计算 公式如表 1 所示,表 1 中 $\dot{d}_i = (d_i - d_{i-1})/f_s$ ,  $f_s$ 是 采样频率。





Tab. 1 Calculation formula of time-domain and frequency-domain characteristics				
均值	$f_{\rm m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} d_i$	峰-峰值	$f_{\rm p-p} = \max d_i - \min d_i$	
均方根值	$f_{\rm rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (d_i)^2}$	偏斜度	$f_{\text{skew}} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (d_i - f_{\text{m}})^3}{\left(\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (d_i - f_{\text{m}})^2}\right)^3}$	
方差	$f_{\rm var} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (d_i - f_{\rm m})^2}$	波形指标	$f_{\rm SF} = rac{f_{ m rms}}{f_{ m ave}}$	
绝对平均值	$f_{\text{ave}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left  d_i \right $	峰值指标	$f_{ m CF} = rac{f_{ m peak}}{f_{ m rms}}$	
峰值	$f_{\text{peak}} = \max \left  d_i \right $	脉冲因子	$f_{\rm IF} = rac{f_{ m peak}}{f_{ m ave}}$	
峭度指标	$f_{\text{kurt}} = \frac{N}{(\sum_{i=1}^{N} (d_i - f_{\text{m}})^2)^2}$	重心频率	$f_{\rm FC} = \sum_{i=2}^{N} \dot{d}_i d_i / (2\pi \sum_{i=1}^{N} d_i^2)$	
裕度指标	$f_{\rm CLF} = \frac{f_{\rm peak}}{f_{\rm sra}}$	均方根频率	$f_{\rm RMSF} = \sqrt{\sum_{i=2}^{N} \dot{d_i}^2 / (4\pi^2 \sum_{i=1}^{N} d_i^2)}$	
方根幅值	$f_{\rm sra} = (\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N}  d_i ^{1/2})^2$	频率标准差	$f_{\rm RVF} = \sqrt{f_{\rm RMSF}^2 - f_{\rm FC}^2}$	

表 1 时域、频域特征计算公式 1 Calculation formula of time-domain and frequency-domain characteristic

Wu et al.: Fault Detection of Wind	Turbine Bearing Base	d on BO-SDAE Multi-so
------------------------------------	----------------------	-----------------------

第 33 卷第 5 期	系统仿真学报	Vol. 33 No. 5
2021年5月	Journal of System Simulation	May 2021

将 3 种信号的时域特征、频域特征组合得到 48 维的特征向量  $T = (d(1), d(2), d(3) \cdots, d(48))$ ,考 虑到特征之间有量纲的影响,将得到的时域、频域 特征进行归一化,如式(15)所示:

 $\hat{d}(i) = (d(i) - d_{\min})/(d_{\max} - d_{\min})$  (15) 式中: d(i)为**T**中第 *i* 个特征值;  $\hat{d}(i)$ 为归一化后 的特征值;  $d_{\max}$ 和  $d_{\min}$ 分别为该特征向量里最大特 征值和最小特征值。

(3) 将归一化后的**T** 输入 SDAE,并根据第 2 节中的 step 1~4 对 SDAE 隐藏层节点进行优化,得 到最优的隐藏层节点组合  $g_i$ ,再通过优化的 SDAE 对 **T** 进行重构,获得更具有代表性的特征向量 **T** =  $(d(1)', d(2)', d(3)' \cdots, d(48)')$ 。

(4) 利用式(7)~(8)对特征向量  $T^{'} = (d(1)^{'}, d(2)^{'}, d(3)^{'} \dots, d(48)^{'})$ 进行分类,实现风电机轴承多源信号的故障诊断。

# 4 实验仿真

## 4.1 实验数据

本文实验数据来自旋转机械振动及故障模拟 实验平台,故障轴承位于电机驱动端,选取了轴 承内圈损伤、外圈损伤、滚动体损伤,损伤直径 为 0.5,1,2 mm 作为故障源。利用加速度传感器、 声传感器、温度传感器分别采集转速在 800,1 100, 1 400 r/min 的振动信号、噪声信号、温度信号,采 样频率为 12 kHz。

实验中每一个样本包含 1 000 个连续的采样 点,选取 1 000 是因为 1 000 个采样点的序列包含 的信息足够反应轴承的工作状态,将所有数据分为 4 组(*V*<sub>1</sub>-*V*<sub>4</sub>),数据集 *V*<sub>1</sub>,*V*<sub>2</sub>和 *V*<sub>3</sub>分别包含恒定转 速 800,1 100 和 1 400 r/min 下的轴承数据,在数 据集中每一种故障包含 360 个样本,每种故障不同 损伤直径各有 120 个样本。此外,从数据集 *V*<sub>1</sub>, *V*<sub>2</sub>和 *V*<sub>3</sub>中随机抽取三分之一的样本,形成数据集 *V*<sub>4</sub>,利用 *V*<sub>4</sub>数据集对本文所提方法在不同转速下 的性能进行验证,表 2 给出了本文数据集的组成。

表 2 实验数据集					
	1a	b.2 E	xperimenta	l data set	
数据	转速		故	障类型	
集	$(r \cdot min^{-1})$	正常	内圈故障	外圈故障	滚动体故障
$V_1$	800	360	360	360	360
$V_2$	1 100	360	360	360	360
$V_3$	1 400	360	360	360	360
$V_4$	800-1 400	360	360	360	360

### 4.2 特征提取

根据表1计算数据集的时域、频域特征并组合 为特征向量,利用式(14)对其进行归一化,4 类状 态的特征统计直方图如图3所示,由于篇幅原因, 只给出了V1数据集样本的特征统计直方图。



第 33 卷第 5 期 2021 年 5 月





从图 3 可以看出,轴承正常状态的特征与其他 3 类故障有明显区别,外圈故障相比于另外 2 种故 障也有一定的区别,而内圈故障和滚动体特征具有 高度的相似性,在 2 种故障下,只有几个特征在大 小上有微小的差异。图 3 中轴承正常状态是最容易 识别的类型,内圈故障和滚动体故障是 2 种最难分 辨的故障类型。上述特征统计直方图表明,提取单
一信号的时域、频域特征不足以用来识别多种故
障,所以利用多源信号特征融合方法充分提取故
障信息,是识别多种故障状态的关键。

## 4.3 隐藏层节点优化

在运用 SDAE 进行滚动轴承多源信号特征融 合时,应充分考虑 SDAE 的隐藏层节点结构。按照 文献[18]设定 SDAE 隐藏层数为 3,各隐藏层节点 数选取[50,500]中的整数,通过本文提出的 BO 算 法对 SDAE 的隐藏层进行优化,利用粒子群算法 (Particle Swarm Algorithm, PSO)和果蝇算法(Fruit Flyoptimization Algorithm, FOA)与该方法对比,迭 代步数均设置为 100,得到 SDAE 最佳网络隐藏层 节点结构如表 3 所示。

表 3 不同优化算法下的 SDAE 隐藏层结构

Tab. 3         DBN hidden layer structure based on different optimization algorithms					
优化方法	实验所用数据集	隐藏层节点结构	训练准确率/%	测试准确率/%	所耗时间/s
未优化	$V_1$	200-100-100	99.23	94.53	1 963
BO	$V_1$	135-124-167	100	97.87	2 912
PSO	$V_1$	113-98-154	100	96.32	2 815
FOA	$V_1$	216-116-189	100	96.15	3 124

由表 3 的实验结果可以看出, 经 BO 算法优化 的 SDAE 结构的识别准确率最高, 所耗时间与另外 2 种算法相差并不大, 未经优化的方法所耗时间最 少, 但准确率是最低的。因为仅靠先验经验去调节 隐藏层节点数, 理论上是很难得到 SDAE 最优的隐 藏层节点数组合方案。文中实验样本有 48 维特征, 故 SDAE 的整体网络结构设置为 48-135-124-167-48 进行后期的风电机轴承多状态识别实验。

## 4.4 实验结果

实验过程中将每个数据集三分之二的样本作 为训练集,剩下的样本作为测试集。为了验证本文 SDAE 融合特征的性能,将未融合的特征和经过 SDAE 融合的特征在三维特征图上表示,进行特征 可视化,实验结果如图4,5所示。



Fig. 4 Feature visualization without fusion

第 33 卷第 5 期	系统仿真学报	Vol. 33 No. 5
2021年5月	Journal of System Simulation	May 2021



图 5 SDAE 融合后的特征可视化图 Fig. 5 Feature visualization by SDAE fusion

从图 4 可见,只有正常状态可以明显地区分 开,内圈故障特征与滚动体故障特征重叠在一起, 完全区分不开;从图 5 可见,轴承 4 种状态能很好 地区分开,各个状态的特征都收敛在相应的区域, 只有内圈故障特征与滚动体故障特征有少量的重 叠,证明 SDAE 具有很好的特征融合效果。这是因 为 SDAE 可以通过一系列非线性映射学习更抽象、 更高层次的特征,经过 SDAE 融合后的特征有助于 Softmax 进行故障分类。

为了进一步验证本文所提算法在风电机轴承 故障诊断中的优越性,文中采用多种方法进行实 验,与所提方法(图6中用数字6表示该方法)进行 对比,将振动信号(图6中用数字1表示该方法)、 噪声信号(图6中用数字2表示该方法)、温度信号 (图6中用数字3表示该方法)提取的特征直接输入 到 Softmax 进行分类;直接将48维特征输入到 Softmax 进行分类;直接将48维特征输入到 Softmax 进行分类;直接将48维特征输入到 Softmax 进行分类(图6中用数字4表示该方法); 利用局部线性嵌入(Locally Linear Embedding, LLE) 对3种信号的特征进行融合,再利用 Softmax 实现 分类(图6中用数字5表示该方法),图6是各个方 法在*V*1,*V*2,*V*3,*V*4数据集下的故障准确率。



图 6 不同方法的故障诊断准确率 Fig. 6 Accuracy of different diagnostic methods

由图 6(a)~(c)可见,利用单一信号的时域、频 域特征进行故障分类的最高准确率只有 86.12%, 而本文提出的算法最高准确率达到了 98.12%,表 明多源信号与单一信号相比,往往具有更多的互补

信息, 提高了诊断的可靠性和准确性;将初始48 维特征的数据集直接导入到Softmax分类器中进行 分类其最高准确率只有87.16%,这是因为单纯将3 个信号的特征组合在一起,并不能得到多源信号的 抽象特征;经过LLE融合的特征最高准确率为 92.45%,相比于本文的方法下降了5.67%,也进一 步证明了SDAE具有更好的特征融合效果,充分提 取了多源信号的互补信息,提高了故障诊断准确率。

由图 6(d)可见,利用 V<sub>4</sub>数据集进行实验时, 其他几种方法的准确率大幅度下降,单一信号的最 高准确率只有 74.34%,特征未经融合的方法准确 率为 71.78%,经过 LLE 融合的方法准确率为 80.13%,而本文提出的方法准确率仍然达到了 94.78%。这是因为该方法有良好的非线性表示能 力,因为 SDAE 是通过一系列非线性映射学习特 征,实验证明了该方法在复杂工况条件下仍然保持 较高的准确率。

# 5 结论

本文提出基于 BO-SDAE 多源信号特征融合的 风电机轴承故障诊断方法,提取轴承振动信号、噪 声信号、温度信号的时域、频域特征,将提取的特 征输入到利用 BO 算法优化各隐藏层节点数的 SDAE 实现多源信号特征融合,采用 Softmax 分类 器完成故障诊断。仿真实验表明,该方法故障诊断 准确率达到了 98.12%,而且在混合速度作为数据 集的情况下,本文提出方法的准确率仍然达到了 94.78%,证明该方法在复杂的工况环境中可以有效 提高风电机轴承的故障诊断精度。

# 参考文献:

 向健平,姜楠楠, Simon Jonathan Watson. 一种风力发 电机自动故障诊断及预测方法[J]. 动力工程学报, 2017, 37(10): 821-828.
 Xiang Jianping, Jiang Nannan, Simon Jonathan Watson.
 Automatic Fault Diagnosis and Prediction of Wind Turbines[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2017, 37(10): 821-828.

- [2] 吴定会, 翟艳杰. 基于系统辨识算法的风力机桨距系 统故障诊断[J]. 信息与控制, 2016, 45(5): 563-567, 574.
  Wu Dinghui, Zhai Yanjie. Fault Diagnosis for the Pitch System of Wind Turbines Using the System Identification Algorithm[J]. Information and Control, 2016, 45(5): 563-567, 574.
- [3] 张磊,朱凌志,陈宁,等.新能源发电模型统一化研 究[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(24): 129-138.
  Zhang Lei, Zhu Lingzhi, Chen Ning, et al. Review on Generic Model for Renewable Energy Generation[J].
  Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(24): 129-138.
- [4] 董兴辉,张光,程友星,等. 一种风电机组轴承健康 劣化趋势预测方法[J]. 动力工程学报, 2018, 38(5): 374-379.
   Dong Xinghui, Zhang Guang, Cheng Youxing, et al. A

Method for Predicting Bearing Health Degradation Trend of Wind Turbines[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2018, 38(5): 374-379.

- [5] Hang J, Zhang J, Cheng M, et al. An Overview Ofcondition Monitoring and Fault Diagnostic for Wind Energy Conversion System[J]. Transactions of China Electrotechnical Society (S1000-6753), 2013, 28(4): 261-271.
- [6] Gu X, Yang S, Liu Y, et al. Rolling Element Bearing Faults Diagnosis Based on Kurtogram and Frequency Domain Correlated Kurtosis[J]. Measurement Science & Technology (S0957-0233), 2016, 27(12): 125019
- [7] 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):1056-1061,1068.
  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, 1068.
- [8] 李巍华,单外平,曾雪琼.基于深度信念网络的轴承 故障分类识别[J]. 振动工程学报, 2016, 29(2): 340-347.
  Li Weihua, Shan Waiping, Zeng Xueqiong. Bearing Fault Identification Based on Deep Belief Network[J].
  Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(2): 340-347.
- [9] Wang F, Jiang H, Shao H, et al. An Adaptive Deep Convolutional Neural Network for Rolling Bearing Fault Diagnosis[J]. Measurement Science and Technology (S1361-6501), 2017, 28(9): 2-16.
- [10] Cheng M, Zhang J, Hang J. Fault Diagnosis of Wind Turbine Based on Multi-sensors Information Fusion

第 33 卷第 5 期	系统仿真学报	Vol. 33 No. 5
2021年5月	Journal of System Simulation	May 2021

Technology[J]. IET Renewable Power Generation (S1752-1424), 2014, 8(3): 289-298.

- [11] Chen Z, Li W. Multisensor Feature Fusion for Bearing Fault Diagnosis Using Sparse Autoencoder and Deep Belief Network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement (S1557-9662), 2017, 66(7): 1693-1702.
- [12] Long X, Yang P, Guo H, et al. A CBA-KELM-Based Recognition Method for Fault Diagnosis of Wind Turbines with Time-Domain Analysis and Multisensor Data Fusion[J]. Shock and Vibration (S1070-9622), 2019: 1-14.
- [13] 赵光权,刘小勇,姜泽东,等.基于深度学习的轴承 健康因子无监督构建方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(6): 82-88.
   Zhao Guangquan, Liu Xiaoyong, Jiang Zedong, et al.

Unsupervised Health Indicator of Bearing Based on Deep Learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(6): 82-88.

[14] Chen S, Qin J, Ji X, et al. Automatic Scoring of Multiple Semantic Attributes With Multi-Task Feature Leverage: A Study on Pulmonary Nodules in CT Images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging (S1558-254X), 2017, 36(3): 802-814.

- [15] Qiao Y C, Lew B V, Lelieveldt B P F, et al. Fast Automatic Step Size Estimation for Gradient Descent Optimization of Image Registration[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging (S0278-0062), 2015, 35(2): 391-403.
- [16] Han J W, Zhang D W, Wen S F, et al. Two-Stage Learning to Predict Human Eye Fixations via SDAEs[J]. IEEE Trans Cybern (S2168-2275), 2016, 46(2): 487-498.
- [17] Colopy G W, Roberts S J, Clifton D A. Bayesian Optimization of Personalized Models for Patient Vital-Sign Monitoring[J]. IEEE J Biomed Health Inform (S2168-2194), 2018, 22(2): 301-310.
- [18] Jia F, Lei Y G, Lin J, et al. Deep Neural Networks: a Promising Tool for Fault Characteristic Mining and Intelligent Diagnosis of Rotating Machinery with Massive Data[J]. Mechanical Systems and Signal Processing (S0888-3270), 2016, 72/73: 303-315.