

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407950

基于 VMD-MOMEDA-CNN 的强背景噪声下矿井提升机 主轴轴承故障诊断方法*

沈佳兴^{1,2} 朱虎² 张良露²

(1. 辽宁工程技术大学矿产资源开发利用技术与装备研究院 阜新 123000;

2. 辽宁工程技术大学机械工程学院 阜新 123000)

摘要:为提高强噪声影响下矿井提升机主轴轴承故障诊断的准确性,提出变分模态分解(VMD)和卷积神经网络(CNN)结合的滚动轴承故障诊断方法。利用融合正余弦和柯西变异的麻雀搜索算法对VMD的惩罚因子和分解层数进行多目标寻优,根据峭度准则将振动信号进行VMD分解得到本征模态函数(IMF)并筛选含有冲击成份的IMF分量,根据筛选结果对原始信号进行信号重构。针对重构信号使用多点最优最小熵解卷积(MOMEDA)降噪处理,对MOMEDA中的关键参数故障周期建立自相关峭度指数作为适应度函数对其进行寻优;对滤波器长度,采用排列熵作为目标函数进行寻优。将MOMEDA算法增强后的信号进行包络解调,将包络幅值序列作为特征量,输入到CNN模型中进行训练以及验证,得到故障诊断结果。并比较分析变分模态分解-最小熵解卷积-卷积神经网络(VMD-MED-CNN)、变分模态分解-最大相关峭度卷积-卷积神经网络(VMD-MCKD-CNN)、VMD-CNN方法。结果表明,提出的VMD-MOMEDA-CNN的故障诊断方法平均准确率最高,达到98%以上。证明了该算法在强背景噪声环境影响下具有优越的准确性和稳定性。

关键词: 强背景噪声;变分模态分解;多点最优最小熵解卷积;卷积神经网络

中图分类号: TN911.9;TH165⁺.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40;440.60

Fault diagnosis method for shaft bearing of mine hoist under strong background noise based on VMD-MOMEDA-CNN

Shen Jiaxing^{1,2} Zhu Hu² Zhang Lianglu²

(1. Research Institute of Technology and Equipment for the Exploitation and Utilization of Mineral Resources, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China; 2. School of Mechanical Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

Abstract: To improve the accuracy of fault diagnosis of shaft bearing of mine hoist under strong noise influence, this paper proposes a method combining variational mode decomposition (VMD), multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted (MOMEDA), and convolutional neural network (CNN). The Sparrow search algorithm combining sine-cosine and Cauchy mutation is used to perform multi-objective optimization of the penalty factor and decomposition levels of VMD. The vibration signal is decomposed by VMD according to the kurtosis criterion to obtain intrinsic mode functions (IMF). The intrinsic mode functions containing shock components are selected to reconstruct the original signal. MOMEDA is applied to the reconstructed signal for noise reduction. An autocorrelated kurtosis index is established as the fitness function to optimize the key parameter, fault period T, of MOMEDA; permutation entropy is used as the objective function to optimize the filter length. The signal enhanced by MOMEDA is envelope-demodulated, and the envelope amplitude sequence is used as a feature input to the CNN model for training and validation to obtain fault diagnosis results. The methods of VMD-MED-CNN, VMD-MCKD-CNN and VMD-CNN are compared and analyzed. The results show that the average accuracy of VMD-MOMEDA-CNN proposed in this paper is the highest, reaching more than 98%. It is proved that the algorithm has superior accuracy and stability under the influence of strong background noise.

Keywords: strong background noise; VMD; MOMEDA; CNN

0 引言

矿井提升机是煤炭生产系统中的关键设备之一,承担着人员、物料以及矿石的运输任务。其运行的可靠性直接关乎煤矿的生产安全以及经济效益。矿井提升机作为矿井的‘咽喉’设备^[1],一旦发生故障,不仅导致生产中断,还可能引发严重的安全事故,造成人员伤亡和经济损失。主轴轴承作为矿井提升机中的核心部件之一,长期承受交变载荷、冲击振动等恶劣条件影响,常出现磨损、疲劳等失效。轻微的失效若未及时发现则可能演化为轴承卡死,主轴断裂等灾难性后果。因此,针对矿井提升机主轴轴承展开故障诊断研究,对于提高煤矿高效安全生产具有重要意义^[2]。

随着信号处理和人工智能技术的发展,基于振动信号结合深度学习方法的滚动轴承故障诊断逐渐成为研究热点。目前针对振动信号处理的方法主要有变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD)、经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)、集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 等;针对深度学习的故障诊断方法主要有卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN)、长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM)、Transformer 等。其中 VMD 因其独特的分解特性以及良好的时频聚焦性,受到广泛应用,不少学者对其展开研究。寇磊等^[3]提出一种鲸鱼优化算法优化 VMD 与极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 参数的故障诊断方法,利用鲸鱼优化算法搜索 VMD 的关键参数,再将分解得到的分量构建特征矩阵,最后输入到 ELM 网络中进行分类,结果表明,该方法取得了较高的诊断准确率。何成兵等^[4]针对滚动轴承故障信号具有非线性、非平稳的特点,提出了一种参数优化 VMD 的信号降噪方法,利用寻优得到的关键参数对信号分解并重构,结果表明,该方法相较于 EMD 降噪方法有效提高了信号的信噪比。王莉静等^[5]提出了一种改进的自适应噪声完备集合经验模态分解 (improved complete ensemble emd with adaptive noise, ICEEMDAN) 结合 VMD 的行星齿轮箱故障特征提取方法,根据包络峭度对 ICEEMDAN 分解得到的分量进行筛选重构,并采用参数优化 VMD 的方法对重构得到的信号再次分解,选取最优分量包络解调分析,结果表明,该方法能够成功实现对故障特征的提取。陶翰铭等^[6]针对轴承早期故障特征难以提取这一问题,提出了一种阿基米德算法优化 VMD 和最大相关峭度卷积 (maximum correlated kurtosis deconvolution, MCKD) 参数的故障诊断方法,通过包络谱分析判断滚动轴承故障类型,实验结果表明该方法能够有效提取增强冲击成分。石佳等^[7]针对在背景噪声存在

情况下滚动轴承故障特征提取困难这一问题,提出了一种基于自适应非线性调频分量分解 (adaptive chirp mode decomposition, ACMD) 与改进多点最优最小熵解卷积 (improved multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted, IMOMEDA) 的故障提取方法,利用 ACMD 分解重构进行预处理,再将重构信号输入到利用天鹰优化算法优化的多点最优最小熵解卷积 (MOMEDA) 中,最后对 MOMEDA 处理后的信号进行包络谱分析,结果表明,该方法能够在背景噪声下提取轴承故障特征信息。CNN 因其强大的特征提取能力,在机械故障诊断领域得到广泛应用。宋霖等^[8]提出了一种基于奇异谱分解 (singular spectrum decomposition, SSD) 和一维卷积神经网络 (1DCNN) 的故障诊断方法,利用 SSD 分解并重构有效分量,再通过 1DCNN 提取特征进行分类。张伟等^[9]针对带式输送机托辊轴承信号特征提取困难的问题,提出了一种基于 1DCNN 和 ELM 的故障诊断方法,利用 1DCNN 提取特征,ELM 实现分类。金海龙等^[10]针对滚动轴承故障诊断难以融合时空特征的问题,提出了一种改进 1DCNN 与门控循环单元 (gated recurrent unit, GRU) 结合的智能诊断方法,利用多尺度卷积层增强空间特征提取,结合 GRU 捕捉时序特征,实现时空特征融合。李梦男等^[11]针对轴承故障小样本诊断精度低的问题,提出了一种基于注意力机制变分自编码器的样本生成和多尺度卷积神经网络的智能诊断方法,利用注意力机制变分自编码器扩充样本,结合多尺度卷积神经网络提升特征提取能力,结果表明,该方法有效提高了小样本条件下的故障诊断准确率。

综上所述,VMD 和 CNN 在轴承故障诊断领域得到了广泛应用。然而,针对矿井提升机主轴轴承故障诊断现有的研究存在两个问题:一方面,单纯的信号处理方法未能构建完整的故障诊断流程,仍然需要专家经验分析;另一方面,由于矿井提升机的工作环境较为复杂,所采集的振动信号往往具有非平稳性和强大的背景噪声干扰,直接采用卷积神经网络对振动信号进行诊断,可能导致网络难以充分学习有效的故障特征。鉴于此,本文提出一种基于 VMD-MOMEDA-CNN 的强背景噪声下矿井提升机主轴轴承故障诊断方法,首先利用融合正余弦和柯西变异的麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm combining sine-cosine and Cauchy mutation, SCSSA) 对 VMD 寻优并分解,针对重构进行初步筛选,保存含有冲击成分的本征模态函数 (intrinsic mode functions, IMF) 分量进行重构;其次,构建自相关峭度指数作为目标函数,再次利用 SCSSA 算法对 MOMEDA 关键参数进行寻优,采用最优参数对重构信号进行解卷积特征增强。最后,提取 MOMEDA 增强后的包络幅值序列,输入到卷积神经网络中训练以及诊断。并采用模拟试验台的方式对进行

验证,结果表明,在强背景噪声影响下,本文所提出方法仍然具有较高的故障诊断准确率,具备较高的应用价值。

1 基本原理

1.1 自适应参数的 VMD 方法

1) VMD

矿井提升机运行环境复杂,运行时存在强冲击及多源干扰,使得采集到的振动信号往往表现出非平稳性和较强的背景噪声成分。针对这一工程实际问题,本文采用 VMD 方法^[12]对含噪振动信号进行分解,其分解过程包含如下两个步骤。

步骤 1) 建立变分优化模型,将信号分解问题转化为约束优化问题,旨在将原始振动信号分解为 K 个具有特定中心频率的 IMF,较适合处理含噪环境下矿井提升机振动信号,分离信号中的混叠特征,如式(1)所示。

$$\min_{\{u_k\}, \{w_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] \exp(-jw_k t) \right\|_2^2 \right\}$$

$$\text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k(t) = s(t) \quad (1)$$

式中: u_k 为各模态函数; w_k 为各中心频率; K 为模态总个数; ∂t 为梯度运算; t 为时间; $\delta(t)$ 为狄克拉函数; $*$ 为卷积运算; $s(t)$ 为输入信号。

步骤 2) 通过引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日算子 λ ,将约束优化问题转化为无约束优化问题,如式(2)所示。

$$L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) =$$

$$\alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] \exp(-jw_k t) \right\|_2^2 +$$

$$\left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (2)$$

式中: $L(\cdot)$ 为拉格朗日变换。

VMD 分解的模态总数 K 和惩罚因子 α 的选择尤为关键。 K 值设置不当会导致过分解或欠分解,导致产生虚假模态以及遗漏故障特征等影响。而 α 值的设置会直接影响 IMF 分量的带宽特性^[13]。考虑到矿井提升机振动信号通常包含丰富的干扰和冲击成分,依赖人工选取较为困难,因此,本文引入融合正余弦和柯西变异的麻雀搜索算法对其进行自适应寻优。

2) SCSSA 理论

利用 SCSSA^[14] 对上述 VMD 中的关键参数 α 和 K 以及 MOMEDA 中的关键参数 T 和 L 进行自适应的选择,SCSSA 算法原理如下。

步骤 1) 初始化种群规模、迭代参数(当前迭代次数 θ , 最大迭代次数 t), 采用反射反向学习策略初始化麻雀位置:

$$x_{i,j}^* = (\alpha_j + \beta_j)/2 + (\alpha_j + \beta_j)/2k + x_{i,j}/k \quad (3)$$

式中: $x_{i,j}$ 为麻雀位置; $x_{i,j}^*$ 为其反向解; α 和 β 分别最小值和最大值。

步骤 2) 评估种群适应度,记录最优(X_{best})和最差(X_{worst})个体。

步骤 3) 利用正余弦策略调整发现者位置:

$$X_{i,j}^{l+1} = \begin{cases} \omega \cdot X_{i,j}^l + r_1 \cdot \sin r_2 \cdot |r_3 \cdot X_{best} - X_{i,j}^l|, R_2 < ST \\ \omega \cdot X_{i,j}^l + r_1 \cdot \cos r_2 \cdot |r_3 \cdot X_{best} - X_{i,j}^l|, R_2 \geq ST \end{cases} \quad (4)$$

式中: ω 为权重因子; r_1 为步长因子; r_2, r_3 为随机数。

步骤 4) 引入柯西变异增^[15] 强跟随者更新的局部搜索能力:

$$X_{i,j}^{l+1} = X_{best}(l) + \text{cauchy}(0,1) \cdot X_{best}(l) \quad (5)$$

式中: $\text{cauchy}(0,1)$ 为标准柯西分布函数。

步骤 5) 警戒者位置更新,若预警值超过阈值 R_2 , 则按随机扰动调整位置:

$$X_{i,j}^{l+1} = \begin{cases} X_{best}^l + q |X_{i,j}^l - X_{best}^l|, f_i > f_g \\ X_{i,j}^l + p \left[\frac{|X_{i,j}^l - X_{worst}^l|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right], f_i = f_g \end{cases} \quad (6)$$

式中: q 为步长修正系数; p 为随机数; f_i 为当前麻雀个体的目标约束值; f_g 和 f_w 分别为当前麻雀整体最优适应度值和最差适应度值。达到最大迭代次数或收敛时输出最优解,否则返回步骤 2)。

3) 基于 SCSSA 的自适应参数 VMD 算法

采用 SCSSA 算法对 VMD 进行自适应寻优。SCSSA 在设定的参数范围内动态调整麻雀的个体位置(即参数组合 α 和 K),以迭代方式遍历搜索空间,通过比较适应度的值,不断逼近最优的参数组合。寻优过程中以包络熵极小作为目标函数。包络熵的值反映了序列的不确定性程度,不确定性程度越高,其熵值越大,故以包络熵作为适应度函数,能够较好的反映出信号的稀疏特性,其计算公式如式(7)所示。

$$\begin{cases} f_i = - \sum_{i=1}^{Length} \xi(i) \lg \xi(i) \\ \xi(i) = g(i) / \sum_{i=1}^{Length} g(i) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $g(i)$ 为原信号 $x(i)$ 经 Hilbert 调节后的包络信号; $\xi(i)$ 为 $g(i)$ 的归一化形式; $Length$ 为信号长度。

本文采用峭度准则,将分解产生的子分量筛选重构,通常滚动轴承正常运转时信号的峭度值接近 3,大于 3 则认为含有较多的冲击成分,故本文选择值大于 3 的 IMF 进行重构,峭度值的计算公式如下:

$$\text{kurtosis} = \sum_{i=1}^{Length} (C_z - C_A)^4 / (Length \cdot \sigma_i) \quad (8)$$

式中: σ_i 表示标准差; C_z 表示振动信号中第 z 个离散点

的幅值; C_A 表示振动信号的平均值。

1.2 自适应参数的 MOMEDA 方法

1) MOMEDA

为对矿井提升机主轴轴承故障信号的故障特征进一步增强,采用多点最优最小熵反卷积的方法对信号进行滤波,增强信号中的周期性成分,提高故障特征可识别度。设所采集到的故障信号 \mathbf{x} 为:

$$\mathbf{x} = \mathbf{h} * \mathbf{y} + \mathbf{e} \quad (9)$$

式中: \mathbf{h} 为传递函数; \mathbf{y} 为脉冲序列; \mathbf{e} 为背景噪声。

McDonald 等^[16]提出了一种基于多 D 范数 (multi D-norm, MDN) 的脉冲反卷积方法,该方法通过非迭代优化策略确定滤波器 \mathbf{f} ,从而重构出原始脉冲信号 \mathbf{y} ,其中,MDN 的最大化准则被定义为 MOMEDA,反卷积过程为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{f} * \mathbf{x} = \sum_{k=1}^{N-L} f_k x_{k+L-1} \quad k = 1, 2, \dots, N-L \quad (10)$$

滤波信号的 MDN 及其最大问题如下:

$$\text{Multi D-Norm: } MDN(\mathbf{y}, \mathbf{t}_c) = \frac{1}{\|\mathbf{t}_c\|} \frac{\mathbf{t}_c^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \quad (11)$$

$$D_{\text{MOMEDA}}: \max_f MDN(\mathbf{y}, \mathbf{t}_c) = \max_f \frac{\mathbf{t}_c^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \quad (12)$$

式中: \mathbf{t}_c 为目标向量,决定待反卷积目标脉冲的位置和权重。式 (12) 的求解等价于求解式 (13)。

$$\frac{d}{df} \left(\frac{\mathbf{t}_c^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \right) = 0 \quad (13)$$

式中: $\mathbf{f} = f_1, f_2, \dots, f_L; \mathbf{t}_c = t_{c1}, t_{c2}, \dots, t_{cN-L}$ 。

联立式 (10)、(12)、(13) 可得:

$$\frac{d}{df} \left(\frac{\mathbf{t}_c^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \right) = \|\mathbf{y}\|^{-1} (\mathbf{t}_{c1} M_1 + \mathbf{t}_{c2} M_2 + \dots + \mathbf{t}_{cL} M_L) - \quad (14)$$

$$\|\mathbf{y}\|^{-3} \mathbf{t}_c^T \mathbf{y} \mathbf{X}_0 \mathbf{y} = 0$$

式中: $k = 1, 2, \dots, N-L$ 。

令 $\mathbf{X}_0 = [M_1, M_2, \dots, M_L]$, 则式 (14) 简化为:

$$\|\mathbf{y}\|^{-1} \mathbf{X}_0 \mathbf{t}_c - \|\mathbf{y}\|^{-3} \mathbf{t}_c^T \mathbf{y} \mathbf{X}_0 \mathbf{y} = 0 \quad (15)$$

整理得:

$$\frac{\mathbf{t}_c^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|^2} \mathbf{X}_0 \mathbf{y} = \mathbf{X}_0 \mathbf{t}_c \quad (16)$$

将 $\mathbf{y} = \mathbf{X}_0^T \mathbf{f}$ 代入式 (16), 得:

$$\frac{\mathbf{t}_c^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|^2} \mathbf{f} = (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \mathbf{X}_0 \mathbf{t}_c \quad (17)$$

取得特解作为一组最优滤波器, 记为:

$$\mathbf{f} = (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \mathbf{X}_0 \mathbf{t}_c \quad (18)$$

将式 (18) 代入 $\mathbf{y} = \mathbf{X}_0^T \mathbf{f}$ 中, 便可恢复原冲击信号。

在 MOMEDA 算法中, 其反卷积的效果受到故障周期 T , 以及滤波器长度 L 的影响。 T 决定待增强的冲击信号周期, 若 T 与实际周期偏差较大, 可能导致故障成分被抑制或噪声被错误增强^[17]。若 L 的长度过短, 降噪效果则

不明显, 若长度过长, 会导致计算时间过长, 且信号丧失原本特性。鉴于此, 采用本文提出的 SCSSA 算法对故障周期 T 以及滤波器长度 L 进行优化。

2) 基于 SCSSA 的自适应参数 MOMEDA 算法

MOMEDA 算法能够滤除除输入的故障周期 T 以外的无关干扰成分。而在针对在实际工况中, 矿井提升机主轴轴承不同故障所对应的故障周期不同, 导致 MOMEDA 中的关键参数 T 无法人为确定。基于此, 本文提出自相关峭度指数 (autocorrelated kurtosis index, AKI) 作为故障周期 T 在寻优过程中的适应度函数, 该指标定义为自相关函数最大值 (autocorrelation function maximum, AFM) 的均方根与多点峭度 (Mkurt) 的乘积, 如式 (19) 所示。

$$AKI = AFM \times Mkurt \quad (19)$$

AFM 用于衡量反卷积后信号中所包含的周期性成分, 如果反卷积后信号噪声含量较高, 其 AFM 值会快速衰减为 0; 若反卷积后信号中含有明显的周期性故障冲击成分, 则 AFM 值逐渐增大, 其表达式如式 (20) 所示。

$$AFM = \sqrt{\sum_{u=1}^N \frac{P_u^2}{U}} \quad (20)$$

式中: U 为延迟数。

Mkurt 用于衡量信号在不同延迟点上的冲击特征, 通过最大化该指标来增强信号中的周期性冲击成分。其表达式如式 (21) ~ (24) 所示。

$$Mkurt(\mathbf{y}, \mathbf{t}) = k \cdot \left(\sum_{n=1}^{N-L} (\mathbf{t}_n \mathbf{y}_n) \right)^4 / \left(\sum_{n=1}^{N-L} \mathbf{y}_n^2 \right)^2 \quad (21)$$

当目标矢量 \mathbf{t} 和故障产生的冲击信号 \mathbf{y} 相同时, 可得:

$$k \cdot \sum_{n=1}^{N-L} (\mathbf{t}_n^2)^4 / \left(\sum_{n=1}^{N-L} \mathbf{t}_n^2 \right)^2 = 1 \quad (22)$$

$$k = \sum_{n=1}^{N-L} (\mathbf{t}_n^2)^2 / \sum_{n=1}^{N-L} \mathbf{t}_n^8 \quad (23)$$

经过标准化的 Mkurt 可定义为:

$$Mkurt = \left(\sum_{n=1}^{N-L} \mathbf{t}_n^2 \right)^2 \sum_{n=1}^{N-L} (\mathbf{t}_n \mathbf{y}_n)^4 / \sum_{n=1}^{N-L} \mathbf{t}_n^8 \left(\sum_{n=1}^{N-L} \mathbf{y}_n^2 \right)^2 \quad (24)$$

本文构建 AKI 作为故障周期 T 在寻优过程中的适应度函数, 通过 AFM 确保周期性成分的准确识别, 同时利用 Mkurt 强化冲击特征的提取能力, 二者的乘积作为适应度函数, 形成了具有双重验证机制的优化准则, 从而增强在矿井提升机主轴轴承故障诊断中, 对抗强背景噪声干扰的能力。

在通过上述方法确定了故障周期 T 之后, 需对滤波器长度 L 进行确定。而滤波器长度对降噪效果有着直接影响, 若长度过短, 降噪效果则不明显, 若长度过长, 会导致计算时间过长, 且信号丧失原本特性。鉴于此, 本文进一步采用排列熵 (permutation entropy, PE) 作为滤波器长度 L 在寻优中的适应度函数。

1.3 1DCNN

针对强背景噪声下矿井提升机主轴轴承故障诊断问题,本文通过处理与 CNN 结合的方式实现,其中,CNN 模型的基本组成如下:

卷积层是通过滤波器对输入数据进行处理来获得特征,并输出处理后的特征向量^[18],卷积运算的数学形式为:

$$x_j^l = \sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} * \omega_{ij}^l + b_j^l \quad (25)$$

$$y_j = f(x_j^l) = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} * \omega_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (26)$$

式中: x_j^l 为 l 层卷积后的第 j 个卷积核的输出; x_i^{l-1} 表示 l 层的输入和 $l-1$ 层的输出; M_j 为第 1 个选择的输入特征映射; ω_{ij}^l 表示卷积核权重; b_j^l 为偏执; y_j 表示经过激活函数计算后的特征向量; $f(\cdot)$ 表示激活函数。

池化层在 CNN 网络中通常用于卷积层之后,主要目的是降维^[19],本文选用的池化方式为最大池化,其数学形式为:

$$P_i^{l+1} = \max_{(w-1)S+1 < c < wS} \{q_i^l(c)\} \quad (27)$$

式中: p_i^{l+1} 表示 $l+1$ 层第 i 通道的输出值; S 表示池化窗口的宽度; w 表示第 w 个移动步长; $q_i^l(c)$ 表示 l 层第 i 通道中第 c 个神经元的值。

本文设计的卷积神经网络共 15 层,包含 1 个输入层,3 个卷积层,3 个最大池化层,3 个批量归一化层,3 个 ReLU 激活层,1 个全连接层,1 个用于分类的 Softmax 层即输出层。卷积神经网络各层参数如表 1 所示。

表 1 卷积神经网络参数

Table 1 Convolutional neural network parameters

网络层类型	大小	步长	滤波器数量
Conv_1	64	1	8
Max_pool_1	16	8	-
Conv_2	32	1	32
Max_pool_2	16	8	-
Conv_3	8	1	64
Max_pool_3	4	4	-
Softmax	4	-	-

在该网络模型中,输入数据为一维信号,并且使用 3 次交替的卷积层来挖掘和捕捉信号中的细节特征,采用最大池化层以减少特征维度降低造成过拟合的风险。网络通过增加更多卷积层、批量归一化层和 ReLU 激活层的策略,逐步增加其深度和复杂度。每一层都在前一层的基础上进一步提取特征,捕获更高级的数据表示。随着深度的增加,滤波器的数量也从 16 增加到 64,有助于网络学习更复杂的特征。设置卷积步长为 1 能够使得网

络能够以最细粒度捕捉输入数据的特征信息,有助于保留输入数据中的空间细节,使网络能够识别出更微小的特征变化。

2 VMD-MOMEDA-CNN 轴承故障诊断流程

本文提出的 VMD-MOMEDA-CNN 强背景噪声环境下滚动轴承故障诊断的步骤如下。

步骤 1) 振动信号获取。采集滚动轴承正常状态、内圈故障、外圈故障、滚动体故障的径向加速度振动信号。

步骤 2) 对信号分解重构,筛除无关分量。将采集到的不同状态的振动信号输入到自适应参数的 VMD 算法中,对其参数 $[\alpha, K]$ 进行参数寻优。寻得最优参数后,对原信号进行 VMD 分解,选取峭度值大于 3 的 IMF 分量进行重构,得到重构信号。

步骤 3) 计算轴承各单元的故障周期,确定 $[T, L]$ 的寻优区间。故障周期的计算公式为 $T = f_s / f_c$ 。其中, f_s 为采样频率; f_c 为故障特征频率。当未知故障特征频率时,可由式 (28) 计算得出。

$$\begin{cases} f_{c1} = \frac{n_0 N_s}{120} \left(1 + \frac{D_\omega \cos \alpha_0}{D_0}\right) \\ f_{c2} = \frac{n_0 N_s}{120} \left(1 - \frac{D_\omega \cos \alpha_0}{D_0}\right) \\ f_{c3} = \frac{D_0 N_s}{60 D_\omega} \left[1 - \left(\frac{D_\omega \cos \alpha_0}{D_0}\right)^2\right] \end{cases} \quad (28)$$

式中: f_{c1} 、 f_{c2} 、 f_{c3} 分别为内圈故障特征频率、外圈故障特征频率、滚动体故障特征频率; D_ω 为滚动体的直径; D_0 为轴承节径; α_0 为接触角; n_0 为滚动体的数量; N_s 为轴承的转速。所以 T 的寻优范围设置为 $\left[\frac{f_s}{\max(f_c)}, \frac{c' \cdot f_s}{\min(f_c)}\right]$ 。

c' 为常数,目的是使区间两端留出一定余量,本文设置为 1.02。滤波器长度 L 的取值范围设置为 $[100, 2000]$,窗函数选取长度为 3 的矩形窗。

步骤 4) 以重构信号作为输入, AKI 作为适应度函数对故障周期 T 寻优; PE 作为适应度函数对滤波器长度 L 寻优,获取最终的最优参数组合 $[T, L]$ 。对重构信号使用最优参数组合进行 MOMEDA 分析以增强故障特征,再对卷积后的信号进行包络解调。

步骤 5) 提取包络幅值序列作为特征向量输入 CNN 模型中进行训练,并通过 3 次交替的卷积层和池化层来提取故障特征。

步骤 6) 将测试样本分配到训练好的 CNN 模型中,以实现故障诊断。

故障诊断整体流程如图 1 所示。

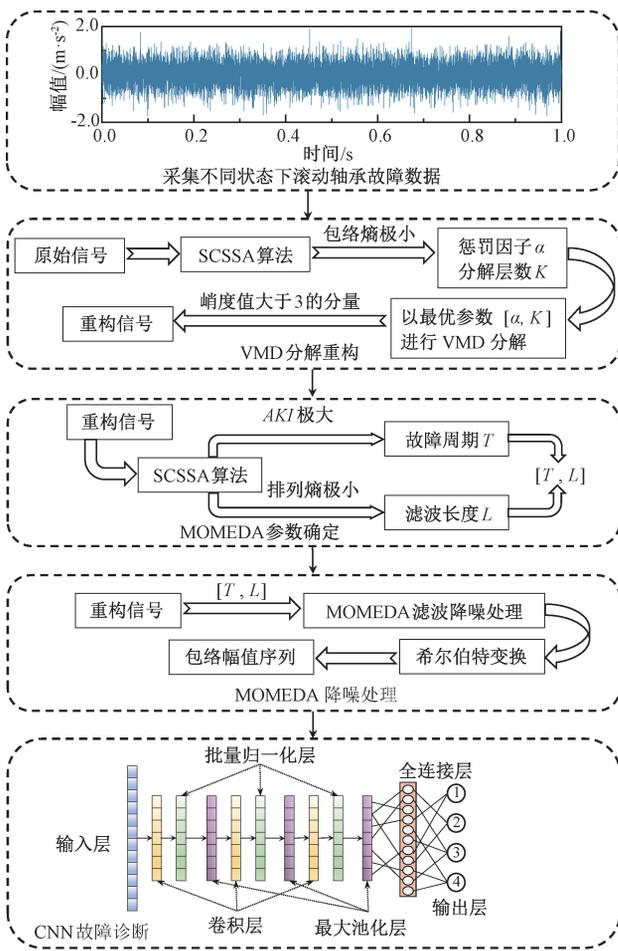


图 1 故障诊断流程

Fig. 1 Fault diagnosis process

3 实验验证

3.1 数据集介绍

为了验证所提出方法在矿井提升机主轴轴承故障诊断方法中的有效性,搭建了轴承故障模拟试验台如图 2 所示。实验设备主要由调速电机、轴承监测单元、数据采集器、加速度传感器、可变负载单元组成。以东华测试有限公司的 DH5908N 数据采集器作为采集平台,利用加速度传感器检测振动信号,传感器型号为 DH1B103 压阻式加速度传感器。利用 DHDAS 数据采集处理软件进行数据显示及储存。采集的过程中,故障轴承安装在轴末端的轴承座上,驱动电机通过同步齿形带传动带动主轴旋转。加速度传感器安装在轴承座两端。启动驱动电机,逐渐加速到设定转速,且采集软件所显示信号稳定时,开始采集轴承振动信号。设置转速与采样频率分别为 750 r/min 和 12.8 kHz。通过可变负载单元向主轴添加载荷以模拟矿井提升机主轴在作业条件下的负载工况。

并向所采集到的信号中添加不同种类的混合噪声以模拟真实环境的背景噪声。

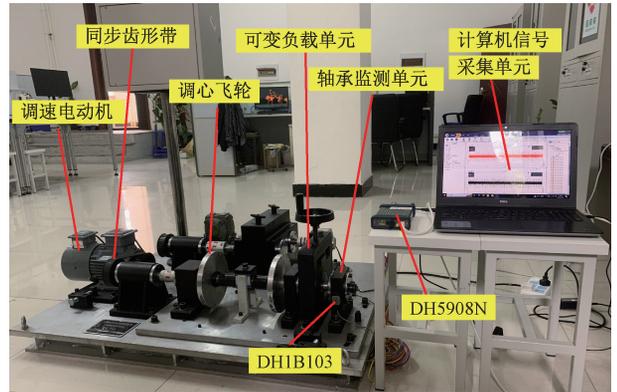


图 2 滚动轴承实验台

Fig. 2 Rolling bearing test bench

在实验中使用的轴承型号为 6205 型深沟球轴承,具体参数如表 2 所示。通过线切割加工模拟故障轴承,如图 3 所示,加工宽度分别为 0.18、0.36、0.54 mm 的故障,故障轴承包括内圈故障,外圈故障以及滚动体故障轴承各 3 个,正常轴承 1 个,共 10 个。

表 2 轴承参数

Table 2 Bearing parameter

轴承型号	轴承节径/mm	滚动体直径/mm	滚动体个数	接触角/(°)
6205-2RS	39.04	7.94	9	0

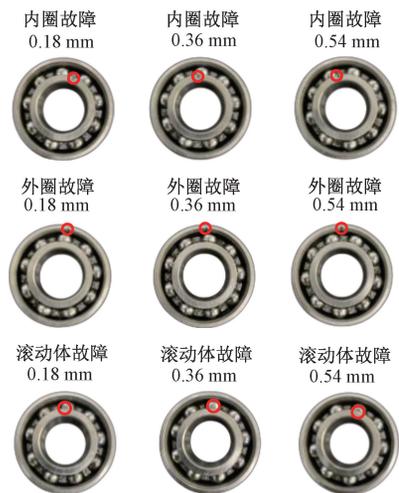


图 3 故障轴承

Fig. 3 Faulty bearings

3.2 数据处理

为了模拟真实工况条件下的矿井提升机强背景噪声环境,在所采集到的原始振动信号中添加由周期性调制噪声、结构振动噪声以及随机冲击噪声构成的机械噪声

和环境噪声组成的复合噪声,含噪信号构成如式(29)所示。

$$\begin{cases} N_1(t) = \sum_{i=1}^I A_k [1 + B_k \cos(2\pi f_r t)] \cos(2\pi k f_g t + \phi_k) \\ N_2(t) = \sum_{i=1}^I C_n e^{-\beta_n t} \sin(2\pi f_n t) \\ N_3(t) = \sum_i D_i h(t - \tau_i) \\ Noise(t) = N_1(t) + N_2(t) + N_3(t) + G(t) + x(t) \end{cases} \quad (29)$$

式中: $Noise(t)$ 为添加噪声后的模拟信号; $N_1(t)$ 、 $N_2(t)$ 、 $N_3(t)$ 分别表示周期性调制噪声、结构振动噪声和随机噪声; $G(t)$ 为高斯白噪声,用于模拟矿井下设备的背景噪声。

周期性调制噪声主要由载波频率 f_g 及其谐波组成,并受到转频 f_r 的调制, k 为谐波波数。 A_k 和 B_k 分别为幅值和调制深度, ϕ_k 为随机相位。结构振动噪声由若干共振频率组成, C_n 为幅值系数, f_n 为结构共振频率, β_n 为衰减系数^[20]。随机冲击噪声由泊松过程的随机冲击构成, τ_i 为冲击发生时刻, D_i 为冲击幅值, $h(\cdot)$ 为冲击响应函数,所添加的高斯白噪声的信噪比为 -14 dB。噪声中的参数如表 3 所示。

表 3 噪声参数

Table 3 Noise parameter

参数	数值
f_r	12.5 Hz
f_g	625
k	3
A_k	[0.8, 0.5, 0.3]
B_k	[0.2, 0.1, 0.05]
C_n	0.5
f_n	[80, 50, 1 000]
β_n	[10, 50, 100]
D_i	1.5

所采集到的信号的原始信号如图 4 所示,加入式(29)所示噪后的信号如图 5 所示。可以看出,在加噪前后的对比中,内圈故障与外圈故障的时域波形从清晰的周期性冲击演化为幅值波动加剧、冲击间隔模糊的状态;包络谱中原先突出的故障特征频率及其谐波均被噪声所淹没。滚动体故障的时域冲击对称性与边带调制特征同样因噪声的存在而弱化。正常状态则从加噪前的平稳幅值转变为加噪后的全域随机波动。综上所述,不同状态下的振动信号在矿井提升机工作环境的模拟噪声加入后均受到了严重污染,失去了原先的特征,在一定程度上给其故障诊断带来了困难。

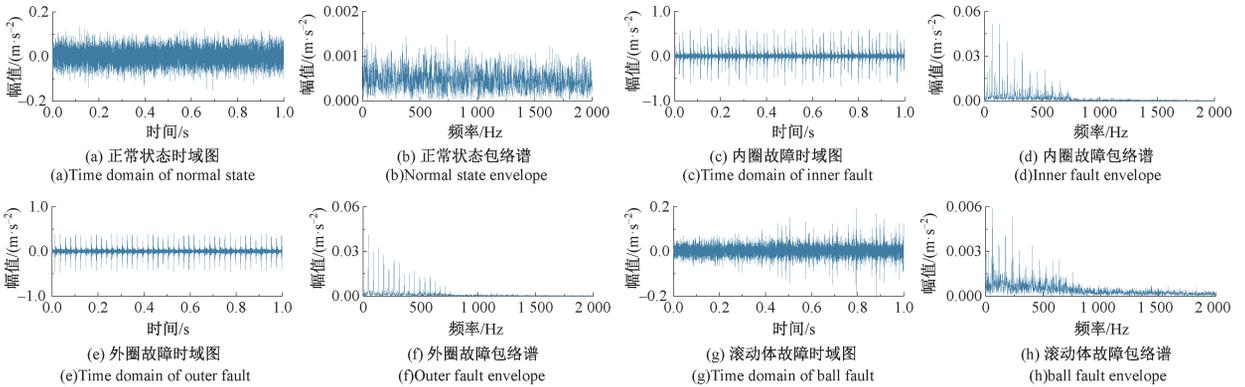


图 4 原始信号

Fig. 4 Original signal

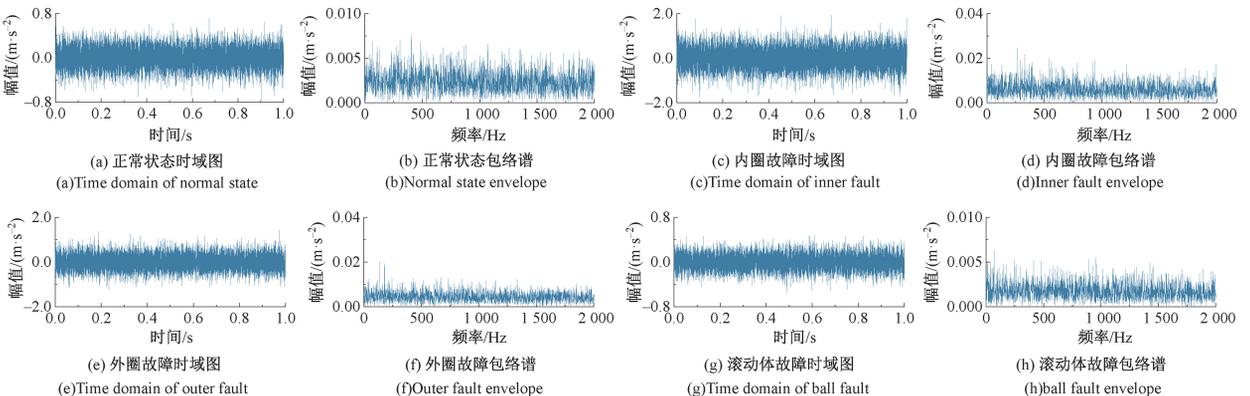


图 5 含噪信号

Fig. 5 Noisy signal

3.3 基于 VMD-MOMEDA 滚动轴承故障特征提取

按照本文所提出的方法,选取数据长度为 1 s 内的 12 800 个数据点,以滚动轴承内圈故障状态为例进行分析。以包络熵极小值作为适应度函数,利用自适应 VMD 算法寻找最优参数 α 和 K ,其中 SCSSA 种群规模设置为 20,最大迭代次数设置为 10, α 的寻优范围为 $[0, 10\ 000]$, K 的寻优范围为 $[2, 15]$ 。迭代过程适应度函数值随迭代次数变化曲线如图 6 所示,可以看出,在迭代到第 9 次时,SCSSA 算法搜索到了最佳值 $[8\ 404, 6]$ 。故以

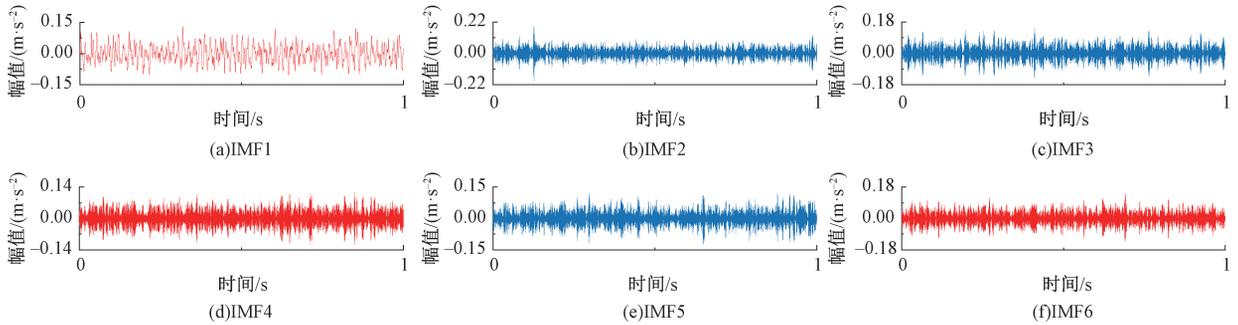


图 6 包络熵随迭代次数变化曲线

Fig. 6 Envelope entropy variation curve with iteration times

图 7 IMF 分量图

Fig. 7 IMF component chart

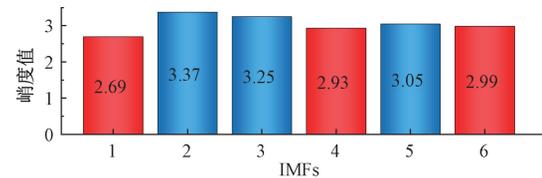


图 8 各 IMF 时域图及对应峭度值

Fig. 8 Time domain plots and corresponding kurtosis values for each IMF

选取含有较多冲击成分的分量 IMF2、IMF3、IMF5 进行重构,得到重构信号。重构信号的时域图及包络谱如图 9 所示,重构信号与被噪声污染信号对比可知,经过 SCSSA-VMD 分解重构后,信号中的高频部分被滤除,噪声频带减少了很多,从图 9 能够观察到其故障特征频率及 2 倍频,3 倍频,即标记 I、II、III,但噪声依然具有一定影响。

将重构信号作为输入,以 AKI 作为适应度函数,首先经过自适应 MOMEDA 算法寻找其故障周期 T ,其中 SCSSA 种群规模设置为 20,最大迭代次数设置为 50;先人工固定滤波器长度 $L=400$,根据式 (28) 确定 T 的寻优范围为 $[185, 295]$,其适应度函数 AKI 随迭代次数变化的曲线如图 10 所示。由图 10 可知,在迭代到第 12 次时,迭代曲线开始收敛,此时对应的最佳故障周期为 191,与理论计算值基本重合。再以 PE 作为适应度函数,初始滤波器长度 L 的搜索区间为 $[100, 2\ 000]$,设定故障周

最优参数对信号使用 VMD 分解,如图 7 所示。分解得到的 6 个 IMF 分量的峭度值如图 8 所示。

期为 191,适应度函数排列熵随迭代次数变化的曲线如图 10 所示。当迭代到第 37 次时,迭代曲线开始收敛,对应的最佳滤波器长度为 998。

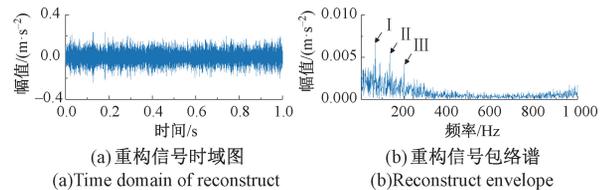


图 9 重构信号时域图和包络谱

Fig. 9 Time domain diagram and envelope spectrum of reconstruct signal

因此,设定故障周期 $T=191$,滤波器长度 $L=998$,选取长度 3 的矩形窗作为窗函数,对重构信号进行 MOMEDA 降噪。降噪后信号的时域图,频域图以及包络谱如图 11 所示。由图 11 可以看出,噪声成分干扰较少,可以清晰的提取到故障特征频率及其倍频成分,由此可知运用本文方法可以有效的在复杂背景噪声下提取滚动轴承故障特征,极大程度的降低了机器学习的难度。

3.4 CNN 模型训练以及诊断结果

本文的网络模型基于 MATLAB2022a 的深度学习工具箱搭建。在网络搭建完成后,将实验数据随机划分为训练集、测试集、验证集,且训练集、测试集、验证集的比例为 7 : 2 : 1,具体如表 4 所示。由于 MOMEDA 在解卷

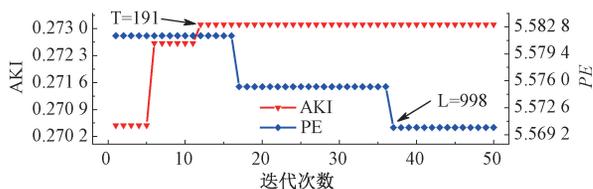
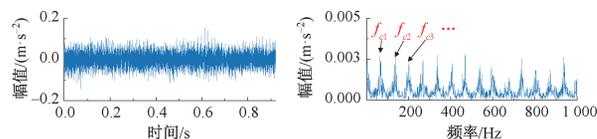


图 10 AKI 和 PE 随迭代次数变化曲线

Fig. 10 The curve of AKI and PE changing with the number of iterations



(a) MOMEDA 降噪后时域图
(a) Time domain of MOMEDA

(b) MOMEDA 降噪后包络谱
(b) Envelope of MOMEDA after noise reduction

图 11 MOMEDA 处理后信号时域图频域图和包络谱

Fig. 11 MOMEDA processed signal time-domain, frequency-domain and envelope spectra

积后的信号存在边缘效应,导致信号长度相比原始信号减少了 L 个样本点,并且对信号进行快速傅里叶变换时,所得结果是具有共轭对称性的复数数组,对于长度为 N 的信号,其快速傅里叶变换的结果的前 $N/2$ 是唯一的,剩余 $N/2$ 则是前 $N/2$ 的共轭镜像。故设定参与 CNN 训练与测试的包络幅值序列长度设定为 $(N-L_{max})/2$ 。其中 N 表示原始数据长度, L_{max} 表示优化后的滤波器长度的最大值。

表 4 实验数据设定

Table 4 Experimental data setting

故障类型	原始数据长度	包络幅值序列长度	训练集数量	测试集数量	验证集数量	标签
正常状态	6 400	2 521	210	60	30	1
内圈故障	6 400	2 521	210	60	30	2
外圈故障	6 400	2 521	210	60	30	3
滚动体故障	6 400	2 521	210	60	30	4

神经网络采用 Adam 优化器更新参数,初始学习率设置为 0.001,每次训练的样本数为 128,将整个模型训练轮数设置为 60,损失函数为多分类交叉熵损失函数,执行环境为 CPU。训练过程如图 12 所示。从图 12 可以看出,在训练初期,训练集和测试集的准确率逐渐增长,在训练轮数达到 35 轮后,训练集和测试集准确率均稳定于 96%~100%,说明网络在训练过程中没有出现拟合现象,CNN 模型的训练结果效果较好。将测试集输入到训练好的网络,得到滚动轴承状态识别混淆矩阵如图 13 所示,能够看出,针对强背景噪声下滚动轴承故障诊断准

确率达到 99.17%。

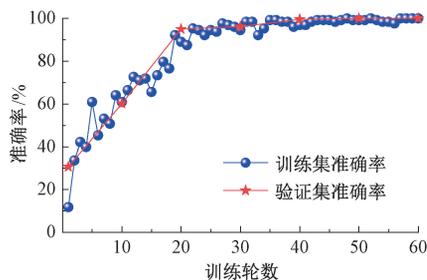


图 12 训练过程曲线

Fig. 12 Training process curve

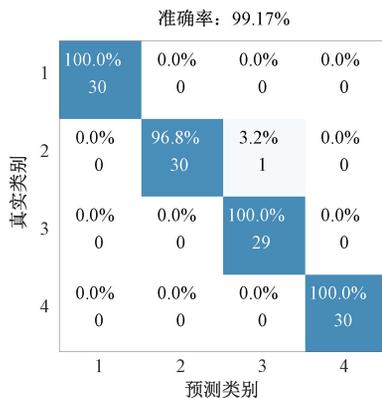


图 13 混淆矩阵

Fig. 13 Mixing matrix

3.5 对比分析

为了验证本文所提出的方法的优越性,分别使用重构信号,最小熵解卷积(minimum entropy deconvolution, MED)滤波后信号, MCKD 滤波后信号做对比实验。其中, MED 与 MCKD 中的参数的确定均与本文方法一致。利用 t-SNE 降维技术,能够可视化本文的方法在不同阶段的特征分布情况,如图 14 所示。从图 14 能够看出,原始含噪经过 t-SNE 降维后信号散点分布散乱,经过 VMD-MOMEDA 降噪处理后散点分布具有明显的聚类现象,这表明 VMD-MOMEDA 降噪方法有效的削弱了噪声影响,一定程度上恢复了信号的本质特征。而 VMD-MCKD、VMD-MED、VMD 降噪处理后的信号相较于 VMD-MOMEDA 降噪处理后的信号较为发散。再将不同方法降噪后的信号输入 CNN 进行训练,CNN 模型全连接层的可视化结果表明,采用 VMD-MOMEDA-CNN 方法展现了更高的聚类密度和更清晰的边界,而其他 3 种方法在不同程度上都出现了混叠现象。

为了检验本文方法的稳定性,采用多次对比实验进行验证。按照轴承故障尺寸大小不同将实验整体分成 A、B、C 3 组,并添加不同强度的混合噪声干扰。具体分

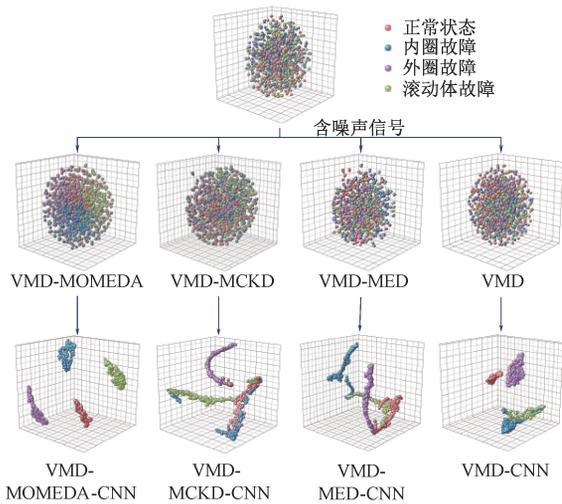


图 14 t-SNE 可视化结果

Fig. 14 t-SNE visualization results

组如表 5 所示。每组实验均包括滚动轴承正常状态、内圈故障、外圈故障、滚动体故障 4 种类型,且每组中每种故障类型共有 300 组数据,将 300 组数据按照训练集:验证集:测试集为 7:2:1 的比例随机划分。共进行 15 次平行实验。根据 15 次实验的平均准确率以及标准差检验本文方法的稳定性,实验结果如表 5 所示。其中 VMD、VMD-MED、VMD-MCKD 对应的卷积神经网络模型的建模方法及参数均与 1.3 节相同。

表 5 对比实验结果

Table 5 Comparative experimental results

组别	方法	平均准确率/%	标准差/(%)
A 组;故障大小为 0.18 mm, -14 dB 复合噪声	VMD-CNN	89.13	1.25
	VMD-MED-CNN	76.67	2.08
	VMD-MCKD-CNN	54.33	3.17
	VMD-MOMEDA-CNN	99.06	0.32
B 组;故障大小为 0.36 mm, -16 dB 复合噪声	VMD-CNN	79.33	1.87
	VMD-MED-CNN	68.55	2.35
	VMD-MCKD-CNN	58.59	2.91
	VMD-MOMEDA-CNN	98.83	0.41
C 组;故障大小为 0.54 mm, -18 dB 复合噪声	VMD-CNN	68.33	2.64
	VMD-MED-CNN	61.17	3.02
	VMD-MCKD-CNN	55.33	3.45
	VMD-MOMEDA-CNN	98.78	0.38

实验结果表明,在不同的故障大小和不同强度的混合噪声影响下,本文提出的方法均能够达到一个稳定的故障诊断准确率,体现了所提出方法在处理复杂数据时的鲁棒性和有效性。而 MED 算法和 MCKD 算法在处理含有强背景噪声的信号时,诊断准确率明显下降,说明这两种算法在处理噪声能力上有一定局限性。相较于

VMD-CNN、VMD-MED-CNN、VMD-MCKD-CNN 方法,VMD-MOMEDA-CNN 方法在强背景噪声影响下的滚动轴承故障诊断具有明显的优势。

4 结 论

针对强背景噪声下矿井提升机轴承故障特征难以检测以及诊断的问题,出了一种 VMD-MOMEDA-CNN 的滚动轴承故障诊断方法。本文研究可知,基于 SCSSA 优化算法并以包络熵极小为适应度函数建立了 VMD 参数的自适应选择算法,提高了 VMD 分解的质量,使得重构信号能够有效的保留含有故障信息的分量;针对 MOMEDA 中关键参数 T 和 L ,引入复合指标 AKI 和 PE 作为适应度函数,建立了一种新的 MOMEDA 参数优化算法;建立了 VMD-MOMEDA-CNN 强背景噪声环境下矿井提升机轴承故障方法,并通过实验验证了该方法的有效性。比较分析 VMD-MOMEDA-CNN、VMD-MED-CNN、VMD-MCKD-CNN、VMD-CNN 方法在强背景噪声环境下的故障诊断准确率。结果表明本文提出的 VMD-MOMEDA-CNN 的平均准确率最高,达到 98% 以上。证明了该算法在强背景噪声环境影响下具有优越的准确性和稳定性。

参考文献

- [1] 张宏乐,韩雪华,史凯,等.基于深度迁移学习的提升机主轴故障在线诊断系统研究[J].煤炭工程,2022,54(7):61-66.
ZHANG H L, HAN X H, SHI K, et al. Online fault diagnosis system of hoist bearing based on deep transfer learning [J]. Coal Engineering, 2022,54(7): 61-66.
- [2] 江帆,宋泓炎,沈熙,等.基于 VAE-WGAN 的矿井提升机主轴轴承小样本故障诊断方法[J].煤炭科学技术,2025,53(S1):468-482.
JIANG F, SONG H Y, SHEN X, et al. Fault diagnosis method of mine hoist main bearing with small sample based on VAE-WGAN [J]. Coal Science and Technology, 2025,53(S1): 468-482.
- [3] 寇磊,李万仕.基于 WOA-VMD-ELM 的煤矿机械胶带机滚动轴承故障诊断研究[J].机械设计与制造工程,2025,54(3):111-115.
KOU L, LI W SH. Research on fault diagnosis of rolling bearings in coal mining machinery tape machine based on WOA-VMD-ELM [J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2025,54(3):111-115.
- [4] 何成兵,车其祥,徐振华,等.基于参数自寻优变分模态分解的信号降噪方法[J].振动与冲击,2023,42(19):283-293.

- HE CH B, CHE Q X, XU ZH H, et al. Signal denoising method based on parametric self-optimizing VMD [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(19):283-293.
- [5] 王莉静,李鸿江,李民生,等. 基于 ICEEMDAN 和 VMD 的行星齿轮箱故障特征提取 [J]. *河北工程大学学报 (自然科学版)*, 2025, 42(1):105-112.
- WANG L J, LI H J, LI M SH, et al. Fault feature extraction of planetary gearbox based on ICEEMDAN and VMD [J]. *Journal of Hebei University of Engineering (Natural Science Edition)*, 2025, 42(1):105-112.
- [6] 陶翰铭,张栋良,吴坤鹏,等. 基于参数优化 VMD-MCKD 的滚动轴承早期故障诊断 [J]. *噪声与振动控制*, 2024, 44(6):156-164.
- TAO H M, ZHANG D L, WU K P, et al. Early fault diagnosis of rolling bearings based on parametric optimized VMD-MCKD [J]. *Noise and Vibration Control*, 2024, 44(6):156-164.
- [7] 石佳,黄宇峰,王锋. 基于 ACMD 与改进 MOMEDA 的滚动轴承故障诊断 [J]. *振动与冲击*, 2023, 42(16):218-226, 261.
- SHI J, HUANG F Y, WANG F. A method of fault diagnosis of rolling bearing based on ACMD and improved MOMEDA [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(16):218-226, 261.
- [8] 宋霖,宿磊,李可,等. 基于 SSD 和 1DCNN 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *华中科技大学学报 (自然科学版)*, 2020, 48(12):38-43.
- SONG L, SU L, LI K, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on SSD and 1DCNN [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Social Science Edition)*, 2020, 48(12):38-43.
- [9] 张伟,李军霞,吴磊,等. 基于 1DCNN-ELM 的带式输送机托辊轴承故障诊断研究 [J]. *煤炭科学技术*, 2023, 51(S1):383-389.
- ZHANG W, LI J X, WU L, et al. Research on fault diagnosis of idler bearing of belt conveyor based on 1DCNN-ELM [J]. *Coal Science and Technology*, 2023, 51(S1):383-389.
- [10] 金海龙,马吴旭,孟宗,等. 基于改进 1DCNN-GRU 的滚动轴承故障诊断 [J]. *计量学报*, 2023, 44(9):1423-1428.
- JIN H L, MA W X, MENG Z, et al. An improved 1DCNN-GRU for rolling bearing fault diagnosis [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2023, 44(9):1423-1428.
- [11] 李梦男,李琨,叶震,等. 结合 SE-VAE 与 M1DCNN 的小样本数据下轴承故障诊断 [J]. *机械科学与技术*, 2024, 43(5):773-780.
- LI M N, LI K, YE ZH. et al. Bearing fault diagnosis under small sample data based on SE-VAE and M1DCNN [J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2024, 43(5):773-780.
- [12] 江星星,宋秋昱,杜贵府,等. 变分模式分解方法研究与应用综述 [J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(1):55-73.
- JIANG X X, SONG Q Y, DU G F, et al. Review on research and application of variational mode decomposition [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(1):55-73.
- [13] 鄢小安,贾民平. 基于参数自适应特征模态分解的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(10):252-259.
- YAN X AN, JIA M P. A rolling bearing fault diagnosis method based on parameter-adaptive feature mode decomposition [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(10):252-259.
- [14] 李爱莲,全凌翔,崔桂梅,等. 融合正余弦和柯西变异的麻雀搜索算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(3):91-99.
- LI AI L, QUAN L X, CUI G M, et al. Sparrow search algorithm combining Sine-Cosine and Cauchy mutation [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(3):91-99.
- [15] 毛清华,张强. 融合柯西变异和反向学习的改进麻雀算法 [J]. *计算机科学与探索*, 2021, 15(6):1155-1164.
- MAO Q H, ZHANG Q. Improved sparrow algorithm combining Cauchy mutation and opposition-based learning [J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2021, 15(6):1155-1164.
- [16] MCDONALD G L, ZHAO Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: Application to vibration fault detection [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 82:461-477.
- [17] 栾孝驰,郝冠丞,沙云东,等. 基于局部能量密度的中介轴承故障特征提取与诊断方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(5):239-250.
- LUAN X CH, HAO G CH, SHA Y D. et al. Local energy density-based method for intermediary bearing fault feature extraction and diagnosis [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(5):239-250.

- [18] 赵云亮,唐东林,何媛媛,等. 基于 CNN 融合 PGW-Attention 的金属表面缺陷识别方法[J]. 电子测量与仪器学报,2024,38(8):46-55.
ZHAO Y L, TANG D L, HE Y Y, et al. Metal surface defect recognition method based on CNN with PGW-Attention[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024,38(8):46-55.
- [19] 张加劲. 基于注意力机制和 CNN-BiLSTM 模型的航空发动机剩余寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022,36(8):231-237.
ZHANG J J. Remaining useful life estimation of aeroengine based on CNN-BiLSTM and attention mechanism[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022,36(8):231-237.
- [20] SHEN J, WANG Z, WANG Y. et al. AGWO-PSO-VMD-TEFCG-AlexNet bearing fault diagnosis method under strong noise [J]. Measurement, 2025, 242: 116259.

作者简介



沈佳兴,2018 年在辽宁工程技术大学获得博士学位,现为辽宁工程技术大学副教授,主要研究方向为故障诊断与智能运维。
E-mail: 329833309@qq.com

Shen Jiaxing received his Ph. D. degree from Liaoning Technical University in 2018. He is now an associate professor at Liaoning Technical University. His main research interests include fault diagnosis and intelligent operation and maintenance.



朱虎(通信作者),现为辽宁工程技术大学博士研究生,主要研究方向为故障诊断与智能运维。
E-mail: 1473864286@qq.com

Zhu Hu (corresponding author) is now a Ph. D. candidate at Liaoning Technical University. His main research interests include fault diagnosis and intelligent operation and maintenance.