

# 基于声信号的农业机械智能故障诊断研究<sup>\*</sup>

罗哲<sup>1</sup>, 高孝帅<sup>2</sup>, 谭刚<sup>2</sup>, 杨钰<sup>1</sup>, 王鑫昱<sup>1</sup>

(1.湖南科技学院智能制造学院 永州,425199)

(2.湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室 长沙,410082)

**摘要** 农业机械的稳定运行直接影响农业生产效率,但关于农机设备的状态检测和故障诊断研究尚未广泛普及与应用。针对该问题,以小麦收割机为例,开展强背景噪声下的农业机械故障诊断研究。首先,设计一种基于自适应噪声完备集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise,简称CEEMDAN)和小波阈值(wavelet thresholding,简称WT)相结合的方法(记作CEEMDAN-WT),对采集的小麦收割机声信号进行去噪预处理;其次,提取小麦收割机的15种相关参数表征信号特征,作为诊断模型的输入,以提高诊断精度;最后,建立一种基于卷积神经网络(convolutional neural networks,简称CNN)和正则化极限学习机(regularized extreme learning machine,简称RELM)的诊断模型(CNN-RELM),实现小麦收割机的声信号故障诊断。结果表明:相较于单一的CNN模型和极限学习机模型,CNN-RELM模型具有更好的诊断性能,CEEMDAN-WT与CNN-RELM相结合的方法可有效实现强背景噪声下小麦收割机的故障识别。

**关键词** 声信号;农业机械;故障诊断;自适应噪声完备集合经验模态分解;正则化极限学习机

**中图分类号** TH165.3

## 引言

农机设备技术发展大幅降低了农业生产的工作强度<sup>[1]</sup>。近年来,在北斗导航以及云计算、人工智能等新兴技术的加持下,智能农机的时代已经来临<sup>[2]</sup>。按照用户设定的参数,智能农机便可自动自主作业,农业生产变得更加高效<sup>[3]</sup>。然而,农机设备在作业过程中不可避免会出现故障。随着农业设备机械结构和功能的复杂化,传统的人工检测和维修负担逐渐加重。因此,农业机械的智能故障诊断正面临巨大技术挑战<sup>[4]</sup>。

近年来,研究人员以声信号作为故障诊断研究的信号数据。相比于振动信号,基于声信号的故障诊断研究具有非接触式测量、易于采集、可对移动目标进行在线监测等优势,这使得基于声信号的诊断技术更适用于实际生产。汪琳琳等<sup>[5]</sup>提出了基于谱峭度的声特征提取方法,为离心泵口环碰摩故障提供有效预警。孙萧等<sup>[6]</sup>对故障声信号进行了谱峭度计算和滤波处理,并使用互补集合经验模态分解对信号进行分解,利用峰值指标和相关系数选择特征信息丰富的分量,对滚动轴承故障进行了有效诊断。

Yao等<sup>[7]</sup>提出了分层对抗性多目标域适应的学习框架,利用原始声学信号,实现了在齿轮变工况下的故障诊断。上述研究基于声信号有效实现了机械设备的故障诊断,但对强背景噪声下的农业机械的诊断效果仍然有限。

因此,针对农业机械的强背景噪声问题,笔者提出一种基于声信号的智能农业机械故障诊断框架。首先,将CEEMDAN和WT相结合,实现对声信号的预处理;其次,将通过声信号的高频分量进行阈值处理,再与其余分量进行重构,获得去噪后的信号特征量;然后,基于CNN和RELM建立的CNN-RELM,实现机械设备的故障诊断;最后,以小麦收割机为研究对象开展研究,验证该模型的性能。

## 1 声信号数据获取与预处理

### 1.1 数据获取

本研究的实验对象为小麦收割机,即图1所示的中联重科TE100机型,该机械设备的主要部件工作转速如表1所示。

\* 湖南省自然科学基金资助项目(2023JJ50071);湖南省教育厅科学研究资助项目(24B0742);湖南科技学院科学资助项目(24XKYZZ05)

收稿日期:2023-06-24;修回日期:2023-08-09



图1 中联TE100机型

Fig.1 Zoomlion TE100 model

表1 主要部件工作转速

Tab.1 Working speed of main components r/min

部件名称	工作转速
滚筒	500~1 020
切碎器	3 900
过桥输送	560
清选风机	850~1 400
清选筛	360
籽粒搅龙	560
杂余升运	560
卸粮	686
滚筒	550~1 020

所搭建数据采集平台包括LMS SCADAS型多功能数据采集系统、1台笔记本电脑、1个378B02型麦克风以及线缆等辅助工具。麦克风的安装位置如图2所示,即驾驶员耳旁处位置。



图2 麦克风安装位置

Fig.2 Placement position of microphone

采集系统的采样频率为25.6 kHz,采集时间为11 s。实验考察小麦收割机在不同运行状态的声信号,表2为5种运行状态说明。基于搭建的实验平台,5种运行状态下小麦收割机声信号时序图见图3。

表2 5种运行状态说明

Tab.2 Description of 5 operating states

状态类型	状态类型
正常状态	正常
故障状态1	割台不工作
故障状态2	割台、过渡桥不工作
故障状态3	割台、过桥、筛箱、筛箱风扇、籽粒搅龙不工作
故障状态4	仅发动机工作

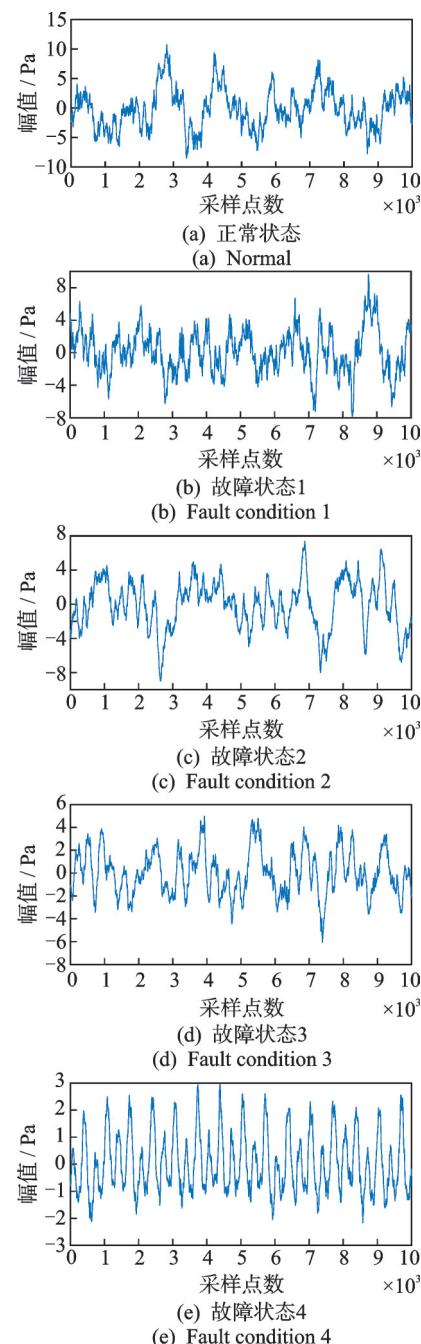


图3 5种运行状态下小麦收割机声信号时序图

Fig.3 Timing diagrams of the acoustic signals of wheat harvesters under 5 operating states

## 1.2 预处理

由于小麦收割机的声信号采集频率较高,为使后续划分的样本中可包含小麦收割机更多的状态特征,需要对采集的声信号进行二次采样。原信号的采样频率为25.6 kHz,设置降采样后的采样频率为6.4 kHz,则降采样后的采样总点数为原来的1/4。初始数据与降采样后的数据对比如图4所示。随后,对降采样后的数据进行样本划分,由于表1中部

件的最低运行转速为360 r/min,为保证每个声信号样本中至少包含每个部件的完整运行周期,因此设置样本点为2 048。为增加每种运行状态下的样本数量,对每种运行状态下0~9 s的数据点进行重叠划分,每类状态的总样本数为2 000。

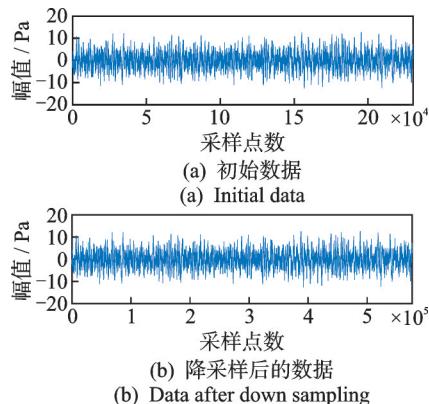


图4 初始数据与降采样后的数据对比

Fig.4 Comparison of initial data and down sampled data

## 2 声信号特征提取

### 2.1 CEEMDAN-WT去噪

CEEMDAN是在经验模态分解法(empirical mode decomposition,简称EMD)的基础上结合了集成经验模态分解并添加白噪声的方法,该方法解决了EMD出现的模态混叠、平均处理困难和迭代次数难以把控等问题<sup>[8]</sup>。然而,在强背景噪声下,“类EMD”方法往往对高频噪声进行强制去噪,易造成高频信号中有用信息的丢失,导致故障诊断的精度难以提高。

笔者提出的基于CEEMDAN-WT的去噪方法,通过设定阈值对分解后的本征模态函数(intrinsic mode function,简称IMF)进行阈值化处理,去除其中的噪声部分,保留信号中的有用信息。具体计算过程如下。

1) 经过CEEMDAN分解得到一系列分量后,对每个分量进行均值计算,并判定其是否显著区别于0值,从而进行t值检验和实现高频和低频分量区分。t值的计算公式为

$$t = (\bar{X}_i - 0) / \frac{\sigma_i}{\sqrt{n-1}} \quad (1)$$

若模态分量均值在*i*处,不显著区别于0,则IMF<sub>1</sub>~IMF<sub>*i*-1</sub>代表低阶高频分量,IMF<sub>*i*</sub>~IMF<sub>*I*</sub>代表高阶低频分量(*I*为模态分量总量)。

2) 选择合适的小波基函数和分解尺度,对得到的

低阶高频分量进行小波分解,得到一系列小波系数。

3) 选择通用阈值和合适的阈值函数,对所得小波系数进行阈值量化处理。

4) 保留和重构大于阈值的小波系数,得到包含有用信息的高频信号,将高频信号和其余IMF分量进行重构,得到最终的去噪信号。

综上,基于CEEMDAN-WT的去噪流程见图5。

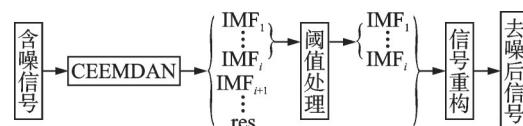


图5 基于CEEMDAN-WT的去噪流程

Fig.5 Denoising flow chart based on CEEMDAN-WT

### 2.2 去噪实验验证

为验证CEEMDAN-WT去噪算法的有效性,利用软件生成仿真信号进行实验,通过对比几种不同改进阈值方法去噪后的信号指标,构建的仿真信号为

$$x_1(t) = 10\sin(10\pi t) \quad (2)$$

$$x_2(t) = 5\sin(20\pi t) \quad (3)$$

$$x_3(t) = 0.5\sin(40\pi t) \quad (4)$$

$$x_4(t) = 0.1\sin(100\pi t) \quad (5)$$

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + x_4(t) + \text{wgn}(t, 10) \quad (6)$$

其中:*t* ∈ [0, 1]; wgn(*t*, 10)为引入的高斯白噪声,声功率为10 dB/W。

图6为原始信号与加入白噪声后的信号对比。

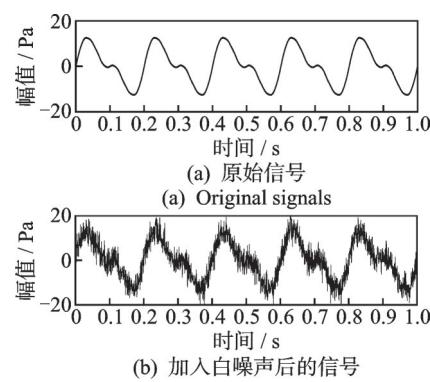


图6 原始信号与加入白噪声后的信号对比

Fig.6 Comparison of original signals and signals with white noise

选取信噪比(signal to noise ratio,简称SNR)<sup>[9]</sup>、均方误差(mean square error,简称MSE)<sup>[10]</sup>和波形相似参数(normalized correlation coefficient,简称NCC)<sup>[11]</sup>为滤波评价指标。实际工程中获得的信号

SNR 越高、MSE 越小、NCC 越高越好, 计算公式为

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} \quad (7)$$

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^N |A_{\text{signal}} - A_{\text{noise}}|^2}{N} \quad (8)$$

$$\text{NCC} = \frac{\sum_{n=1}^N A_{\text{signal}}(n) A_{\text{noise}}(n)}{\sqrt{\left(\sum_{n=1}^N A_{\text{signal}}^2(n)\right) \left(\sum_{n=1}^N A_{\text{noise}}^2(n)\right)}} \quad (9)$$

分别采用传统阈值去噪法<sup>[12]</sup>、CEEMDAN 去噪法<sup>[13]</sup>以及 CEEMDAN-WT 去噪方法对仿真信号进行处理。设置小波基函数为 symN 系列, 设定阶数为 12, 阈值选取为通用阈值, 分解层数为 6 层。计算不同去噪方法处理后信号的滤波评价指标, 不同去噪方法对比如表 3 所示。由表可知, CEEMDAN-WT 方法对仿真信号的去噪效果优于其他去噪方法。

表 3 不同去噪方法对比

Tab.3 Comparison of different denoising methods

方法	SNR	MSE	NCC
硬阈值	20.774 90	0.523 69	0.996 10
软阈值	20.929 50	0.505 38	0.996 21
CEEMDAN	16.659 20	1.351 00	0.989 28
CEEMDAN-WT	21.353 20	0.458 40	0.996 59

### 2.3 声信号特征提取

本研究共选用 15 种信号的相关参数表征信号特征, 分别从 CEEMDAN-WT 去噪处理后的每个划分样本中提取获得。信号去噪前后对比见图 7。

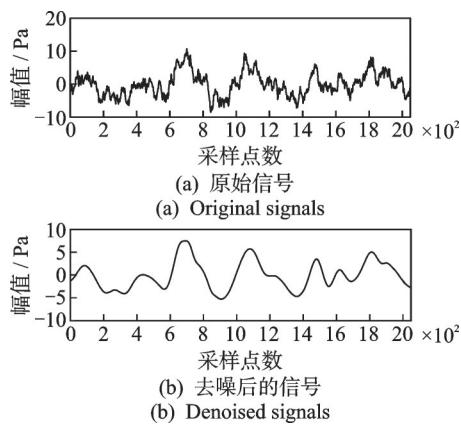


图 7 信号去噪前后对比

Fig.7 Comparison of signals before and after noise denoising

对每个样本的声信号数据进行特征提取, 并进行标签标注, 将数据组成特征数据集, 以 .csv 的格式保存。特征参数如表 4 所示。

表 4 特征参数

Tab.4 Characteristic parameters

序号	特征参数	序号	特征参数
1	峰值	9	峭度
2	平均值	10	斜度
3	平均幅值	11	裕度指标
4	方差	12	波形指标
5	均方根	13	脉冲指标
6	方根幅值	14	峰值指标
7	最小值	15	峭度指标
8	最大值		

## 3 CNN-RELM 故障诊断模型

### 3.1 RELM

极限学习机是一种单隐藏层前馈神经网络, 可解决传统前馈神经网络的学习速率慢、迭代时间长等问题, 其特点是通过随机选取输入层权重和隐藏层偏置, 从而提高计算速度并快速完成网络学习。RELM 假设模型参数服从 1 个先验概率, 规定了参数分布。对于参数模型来说, RELM 模型增加了限制条件, 直观上降低了模型的复杂度。RELM 通过对  $H$  和训练数据  $T$  求最小化平方差来作为训练误差的评价指标, 即目标函数最小化

$$\min_{\beta} \left\{ \frac{1}{2} \|H\beta - T\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \|\beta\|^2 \right\} \quad (10)$$

其中:  $\gamma$  为结构风险的平衡参数, 即正则化系数。

$\gamma$  的解为

$$\beta^* = (H^T H + \gamma^2 I)^{-1} H^T T \quad (11)$$

其中:  $I$  为  $a \times b$  的矩阵。

当  $a < b$  时, 有

$$\beta^* = H^T (H H^T + \gamma^2 I)^{-1} T \quad (12)$$

### 3.2 CNN-RELM 模型

CNN-RELM 结构示意图如图 8 所示。该模型主要包含用于数据特征提取的 CNN 结构和用于分类的 RELM 结构。CNN 是由输入层、卷积层和池化层组成<sup>[14]</sup>。输入层对应小麦收割机声信号的特征数据集; 卷积层旨在提取数据特征; 池化层会减少网络参数数量, 降低维度, 但会保留有用信息。全连接层将所有特征单元转化为一维向量输出, RELM 经过广义逆运算分类进行有效的监督学习。

在 CNN-RELM 模型训练过程中只更新输出权重, 而 CNN 的权重和 RELM 在隐藏层中的权重是随机初始化的, 训练集首先通过 CNN 获得高级特征, 通过全连接层将这些特征进行组合后转换为一

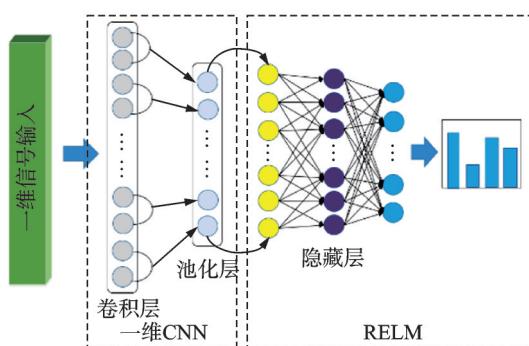


图8 CNN-RELM结构示意图

Fig.8 Schematic diagram of CNN-RELM structure

维向量。该向量被视为RELM的输入,参数 $\beta^*$ 通过式(11)中的单步矩阵反演计算获得。验证集对每次训练后的模型进行验证,并对其中一些参数进行微调和优化。测试集通过以上步骤对训练完成的模型进行测试。

## 4 结果分析与讨论

### 4.1 CNN-RELM模型参数实验

在建立的CNN-RELM网络结构中,需按照规律对一些层的参数进行设置。通常情况下,卷积核应使用小尺寸,且实验结果表明奇数维度的滤波器得出的结果更好。当输入为一维信号或图像等二维信息时,卷积核大小分别被定义为类似 $1\times 3$ 和 $3\times 3$ 的矩形。在实际应用中,小步长的效果更好,因此步幅一般设置为1,填充方式一选择零填充,以保证输入数据在空间维度上不发生变化,同时提高算法性能。在一维CNN模型的池化层中,核尺寸一般为 $2\times 1$ ,步幅为2,从而对每个深度特征进行降采样。

模型涉及的主要参数有卷积核大小 $S$ 、滤波器数量 $c$ 、隐藏层节点数 $L$ 以及正则化系数 $\gamma$ 等。由于采用了CNN和RELM的随机权重,在相对较短时间内通过较大的参数空间搜索最优参数集是可行的。本节通过分析不同主要参数下模型性能的影响结果,找出模型最优效果下的参数值。其中: $L$ 的测试范围为 $100\sim 1000$ (节点间距为10); $\gamma$ 为 $\{10^{-2}, 10^{-1}, 10^0, 10^1, 10^2\}$ ; $S$ 为 $\{3, 5, 7, 9, 11, 13\}$ ; $c$ 为 $\{2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16\}$ 。不同参数对测试精度的影响如图9所示。

为使CNN-RELM模型实现相对较高且稳定的性能,通过对以上参数进行分析讨论,模型参数设置 $S$ 为3, $c$ 为10, $L$ 为500, $\gamma$ 为0.1。表5为模型参数设置,列出了其他具体参数设置详情。

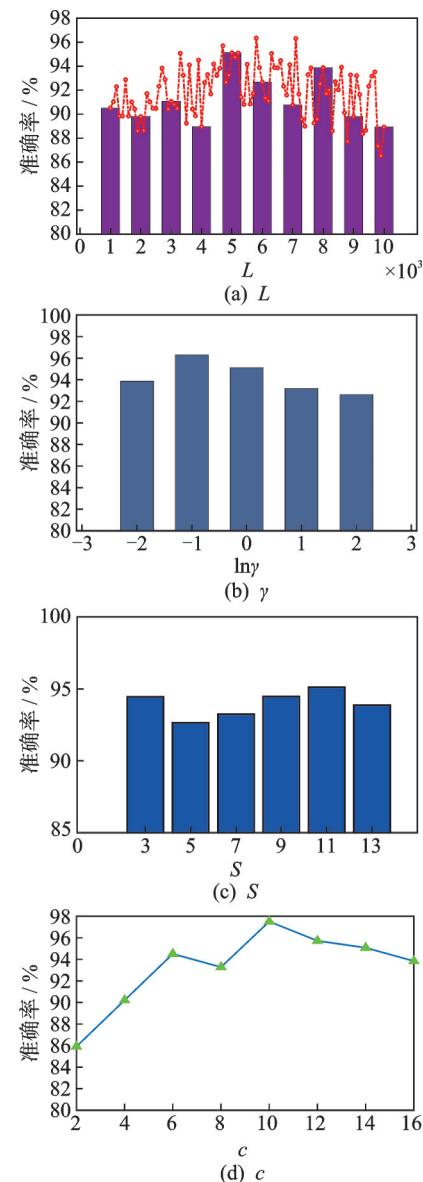


图9 不同参数对测试精度的影响

Fig.9 Effect of different parameters on test accuracy

表5 模型参数设置

Tab.5 Configurations of model parameters

结构	参数名称	设置值
CNN	$S$	$3\times 1$
	池化层大小	$2\times 1$
	$c$	10
	激活函数	ReLU
	池化方式	Max
	卷积层步幅	1
RELM	池化层步幅	2
	填充方式	Same
	$\gamma$	$1\times 10^{-1}$
	$L$	500
激活函数		
ReLU		

## 4.2 CNN-RELM 模型验证

以前文已处理的小麦收割机声信号特征数据集为实验样本,其中包含正常状态和4种故障状态,每种工况的样本数量为2 000,样本点为2 048。按照70%、20%和10%的比例将不同工况下的样本划分训练集、验证集和测试集,数据集划分如表6所示。

表6 数据集划分

Tab.6 Division of data set

状况	标签	训练集	验证集	测试集
正常	0	1 400	400	200
故障1	1	1 400	400	200
故障2	2	1 400	400	200
故障3	3	1 400	400	200
故障4	4	1 400	400	200

为验证所提方法诊断数据的有效性,分别将特征数据集应用于CNN模型和极限学习机模型<sup>[15]</sup>中,并综合对比每种模型下的实验结果。同时,为减少随机初始化对模型分类的影响,对每个模型进行10次重复实验。不同方法诊断结果如图10所示。可以发现,所提方法的分类性能均优于单个CNN模型和极限学习机模型,具有更好的模型性能。

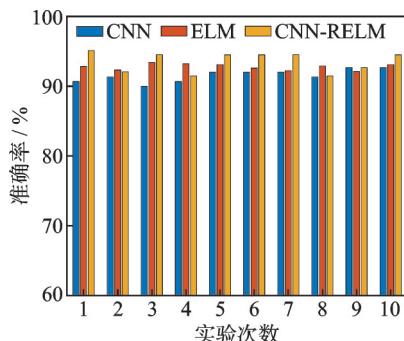


图10 不同方法诊断结果

Fig.10 Diagnosis results of different methods

为体现降噪处理在故障诊断流程中的重要性,按照流程对未经去噪的5种原始小麦收割机声信号进行处理,将提取的15种特征参数组成未经降噪处理的声信号特征数据集。按照同样的样本划分方式,使用CNN-RELM模型对数据集进行故障诊断,重复进行10次实验。不同声信号的诊断结果如图11所示。可以看出,模型中未经过降噪处理的数据诊断准确率明显低于降噪处理后的准确率,这说明对强噪声背景下的农业机械声信号进行去噪处理是十分必要的。

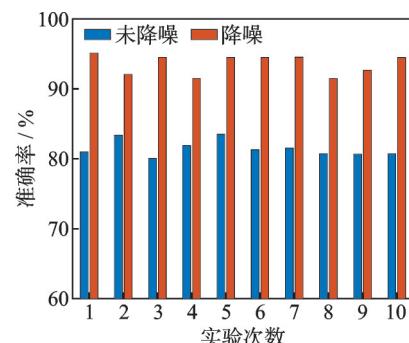


图11 不同声信号的诊断结果

Fig.11 Diagnosis results of different acoustic signals

图12为CNN-RELM的混淆矩阵。可以看出,第0类和第4类样本可得到正确的分类和识别;第1类样本中有9%被错误分为第0类样本;第2类样本有3%被误分为第0类样本;第3类样本有9%被误分为第2类样本。分类结果符合逻辑,由于采集的工况数据存在“累加”关系,每种故障类型都与前一种故障状态存在关联,并非相互独立。

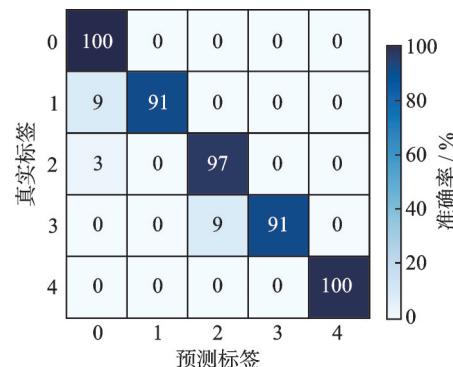


图12 CNN-RELM的混淆矩阵

Fig.12 Confusion matrix of CNN-RELM

## 5 结论

1) 针对强背景噪声下的农业机械故障诊断的现实需求,提出了一种基于声信号的智能故障诊断方法。首先,通过CEEMDAN和WT相结合实现对采集的声信号进行去噪预处理,得到较为纯净的真实声信号;其次,通过提取特殊表征信号特征输入新型CNN-RELM诊断模型中,从而实现强背景噪声下的故障识别。

2) 以小麦收割机为实验对象开展研究,验证了CEEMDAN和WT相结合的去噪方式的优势。同时,证明了CNN-RELM模型对强噪声背景下的小麦收割机故障诊断的有效性。

## 参 考 文 献

- [1] PRASSHANTH C V, VENKATESH S N, MAHANTA T K, et al. Fault diagnosis of monoblock centrifugal pumps using pre-trained deep learning models and scalogram images[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 136(Part B): 109022.
- [2] SEWIŁO M, MYSTKOWSKI A. Agriculture machine fault detection based on multiple input-parallel-neural network optimized by genetic algorithm with matrix chromosomes[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 239(Part C): 111125.
- [3] HE Z C, TAN G, ZHOU E L, et al. Enhancing fault diagnosis with a hybrid attention mechanism and spatio-temporal feature mining model using small sample data [J/OL]. *Structural Health Monitoring*, [2024-11-30]. <https://doi.org/10.1177/14759217241290537>
- [4] XUE L J, JIANG H H, ZHAO Y H, et al. Fault diagnosis of wet clutch control system of tractor hydrostatic power split continuously variable transmission[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 194: 106778.
- [5] 汪琳琳, 武鹏, 何伟挺, 等. 基于峭度谱的口环碰摩声特征提取与试验验证[J]. *排灌机械工程学报*, 2023, 41(5): 445-453.  
WANG Linlin, WU Peng, HE Weiting, et al. Feature extraction and experimental verification of wear ring rubbing based on kurtogram spectrum[J]. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering*, 2023, 41(5): 445-453. (in Chinese)
- [6] 孙萧, 黄民, 马超. 基于谱峭度和CEEMD的滚动轴承声信号故障诊断研究[J]. *现代制造工程*, 2021(1): 121-129.  
SUN Xiao, HUANG Min, MA Chao. Research on fault diagnosis of acoustic signals of rolling bearings based on spectral kurtosis and CEEMD[J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2021(1): 121-129. (in Chinese)
- [7] YAO Y, CHEN Q Y, GUI G, et al. A hierarchical adversarial multi-target domain adaptation for gear fault diagnosis under variable working condition based on raw acoustic signal[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 123, Part C: 106449.
- [8] BERROUCHE Y, VASHISHTHA G, CHAUHAN S, et al. Local damage detection in rolling element bearings based on a single ensemble empirical mode decom-
- position [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2024, 301: 112265.
- [9] LIN Q J, LI Q, WANG T Y, et al. Variance-steepest-descent deconvolution for machine fault diagnosis at low signal-to-noise ratios[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2025, 232: 112759.
- [10] XU S. Mechanical fault diagnosis based on combination of sparsely connected neural networks and a modified version of social network search[J]. *Egyptian Informatics Journal*, 2025, 29: 100633.
- [11] MORADI E. Leveraging Bayesian optimization and multilayer artificial neural network (MLANN) for fault prediction in oil-immersed transformers[J]. *e-Prime-Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, 2025, 12: 101013.
- [12] 向北平, 周建, 倪磊, 等. 基于样本熵的改进小波包阈值去噪算法[J]. *振动、测试与诊断*, 2019, 39(2): 410-415.  
XIANG Beiping, ZHOU Jian, NI Lei, et al. Research on improved wavelet packet threshold denoising algorithm based on sample entropy[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2019, 39(2): 410-415. (in Chinese)
- [13] HU Y J, YI O Y, WANG Z L. Vibration signal denoising method based on CEEMDAN and its application in brake disc unbalance detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 187(15): 109972.
- [14] RUAN D W, JIN W, YAN J P. CNN parameter design based on fault signal analysis and its application in bearing fault diagnosis[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 55(1): 101877.
- [15] PANG S, YANG X Y, ZHANG X F, et al. Fault diagnosis of rotating machinery components with deep ELM ensemble induced by real-valued output-based diversity metric[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 159: 107821.



**第一作者简介:**罗哲,男,1988年3月生,博士、副教授。主要研究方向为智能制造与优化设计。

E-mail:luozxky102@163.com

**通信作者简介:**高孝帅,男,1998年6月,硕士、工程师。主要研究方向为故障诊断。

E-mail:wxyhzft@163.com