

基于双重去噪与 ResNet 的农业机械故障检测研究

李培东^{1,2}

(1. 杨凌职业技术学院 机电工程学院, 陕西 杨凌 712100;

2. 西安理工大学 自动化与信息工程学院, 西安 710048)

摘要: 针对现有农业机械故障检测算法存在的检测率低、不同故障分类精度差等不足, 设计了一种基于优化 ResNet 模型的检测方案: 先通过布置高精度传感器动态采集农业机械的工作状态数据集, 采用样本熵和小波阈值的双重降噪方案对故障集进行降噪处理, 以更好地降低噪声干扰; 构建以残差块为核心的 ResNet 网络模型, 并增加 BN 层提高改进模型数据标准化处理能力, 同时提升模型的过拟合控制能力; 利用优化的麻雀搜索算法确定模型的最优参数集, 显著提升了深度网络的性能, 同时引入 SVM 模型提升模型特征分类能力; 在模型的数据输出环节引入 Dropout 层和支持向量机工具降低模型复杂度, 同步提升对多种不同故障的分类精度; 实验结果显示, 提出故障检测算法模型的降噪能力较强, 在训练集和测试集的故障定位精度分别为 99.2% 和 99.1%, 同时对不同故障的分类精度也优于传统故障检测算法, 消融实验结果验证了优化 ResNet 网络模型各组成部分的有效性。

关键词: 优化 ResNet 模型; 农业机械; 麻雀搜索算法; Dropout 层; 支持向量机

Research on Agricultural Machinery Fault Detection Based on Dual Denoising and ResNet Model

LI Peidong^{1,2}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Yangling Vocational and Technical College,

Yangling 712100, China;

2. School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: Aiming at the shortcomings of existing agricultural machinery fault detection algorithms, such as low detection rate and poor classification accuracy for different faults, a detection scheme based on optimized ResNet model is designed. Firstly, arrange high-precision sensors to dynamically collect the working state data set of agricultural machinery, use the dual denoising scheme of sample entropy and wavelet threshold to denoise the fault set to better reduce the noise interference, build a ResNet network model with residual blocks as the core, and add the batch normalization (BN) layer to improve the data standardization processing ability and overfitting control ability of the improved model. The optimized Sparrow search algorithm is used to determine the optimal parameter set of the model, which significantly improves the performance of the deep network, and a support vector machine (SVM) model is introduced to improve the feature classification ability of the model. The Dropout layer and support vector machine tool are introduced in the data output of the model to reduce the complexity of the model and improve the classification accuracy for various faults. Experimental results show that the proposed fault detection algorithm model has strong noise reduction ability, the fault location accuracy in the training set and testing set are 99.2% and 99.1%, respectively, and this method has better classification accuracy for different faults is better than traditional fault detection algorithms. The ablation experimental results verify the effectiveness of each component of the optimized ResNet network model.

Keywords: optimized ResNet model; agricultural machinery; Sparrow search algorithm; Dropout layer; SVM

收稿日期:2025-01-23; 修回日期:2025-03-10。

基金项目:杨凌职业技术学院 2022 年院内科研基金项目(ZK22-34)。

作者简介:李培东(1992-),男,硕士研究生,讲师。

引用格式:李培东. 基于双重去噪与 ResNet 的农业机械故障检测研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(7): 72-80, 89.

0 引言

机械化是农业产业化经营的必然发展趋势，农业机械能够显著提升农业生产效率。农业机械主要包括平地机、铲运机、旋耕机、收割机、喷灌机、滴灌机和各种水泵等。其中收割机是最重要的农作物收割设备，农业机械适用于平原地区较大片区的农作物收割，通常有作业时间长、强度高等特点，因此设备稳定性评价农业机械最重要的指标。传统人工检修模式下，通常在农业机械设备使用前检测设备状态或油液状态，但随着农业机械结构复杂程度提高，设备在工作中的不确定因素增加，传统检修模式面临巨大挑战。如果大型农业机械在作业过程中出现故障或停工^[1-2]，不仅会给农业企业、农户带来损失，甚至还会延误农时，因此对大型农业机械工作状态实施在线监测，具有重要的实践价值和现实意义。汇总国内现有农业机械故障在线诊断方案，主要包括振动异常检测^[3]、噪声异常检测^[4]和油样的在线分析等^[5]，其中振动异常检测是应用最为广泛的方案，在设备的适合位置布置传感器^[6-7]，在线实时采集故障振动型号利用无线网络将信号上传到后台形成故障集，在针对故障集实施在线诊断。国外关于农业机械故障诊断的研究较早，主要研究方向包括专家系统、信号检测和深度学习等，其中将信号检测与深度学习相融合是主要的发展方向之一。具体研究方向涵盖了有监督学习、半监督学习、无监督学习、集成学习等。近年来，随着农业故障检测国际交流的日趋频繁，国内外该领域的研究也逐渐趋同，深度学习和深度神经网络的应用场景逐渐增多。

对于故障信号的分析 and 处理是故障诊断的关键，文献 [8] 提出一种优化决策树的故障诊断方法，基于决策树模型对故障集进行特征采集和特征提取，最后基于支持向量机模型对多种不同的故障类型进行分类。文献 [9] 提出一种基于 VMD（Variational Mode Decomposition 变分模态分解）的故障信号处理方法，该算法将原始信号基于低通滤波器将原始信号分解为多频带信号，再对各个频带的局部振动模型特征进行分别提取，以识别出故障点和故障特征。文献 [10] 设计了一种基于改进人工神经网络（ANN，artificial neural network）的故障诊断算法，利用人工神经网络在数据集训练方面的优势提取不同类别的故障特征，并通过引入循环连接机制改善对权重、偏置等参数的优选能力，提升故障诊断的效果。但上述几种传统的方案都存在机械噪声抑制效果差，有效特征值提取不足，故障定位与诊断精度低，不同故障分类能力差等不足，尤其在面对大规模数据集或不平衡数据集时，难以获得满意的故障检测效果。

针对农业机械生产作业过程中噪声大、故障深度难度高等问题，本文设计了一种基于优化 ResNet（深度残差网络）模型的故障诊断方法。先引入样本熵和小波阈值算法对采集到的数据集进行双重降噪处理，最大限度地克服噪声对故障数据集的干扰；然后构建 ResNet 网络模型，利用残差模块和批量正常化（BN，batch normalization）层解决传统循环神经网络中存在的隐含层梯度弥散或梯度消失问题。在模型的参数优选方法，引入了改善步长的优化麻雀搜索算法和支持向量机（SVM，support vector machine）分类算法提升模型参数的优选能力，在全局范围内优选最优的参数组合以提升网络模型的数据训练能力和特征提取能力；在模型的输出部分通过增加 Dropout 层，简化模型的输出路径以便于更精确地确定故障类型并采取有效的应对措施。

1 农业机械故障检测的总体技术路线

大型农业机械是现代农业生产加工作业的核心设备，为了确保农业生产经营有序进行，对农业机械故障诊断需要满足图 1 中的多个条件。

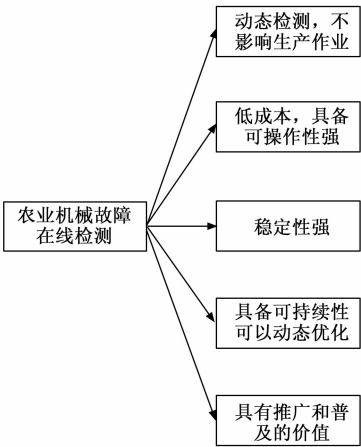


图 1 农业机械故障检测条件

对大型农业机械实施在线故障诊断，需要在设备端布置不同类型的传感器，采集机械设备工作中的相关数据信息，并将信号数据定时打包传输到远程服务端进行故障诊断。设备端的数据临时存储模块能够暂存和打包数据。信息交互采用 Modbus 协议^[11]，支持 RS-232^[12]、RS-422^[13]、RS-485^[14] 和以太网，具有稳定性高的优点。针对农业机械故障数据采集、预处理及在线诊断的技术路线如下。

与其他各种深度神经网络模型相比，ResNet 模型具有更强的数据训练能力，模型泛化能力且不易产生隐含层的梯度问题，模型的复杂度可控，为此本文设计了一种经过多重优化的 ResNet 模型，提升和改善对农业机械在线故障检测的效果。

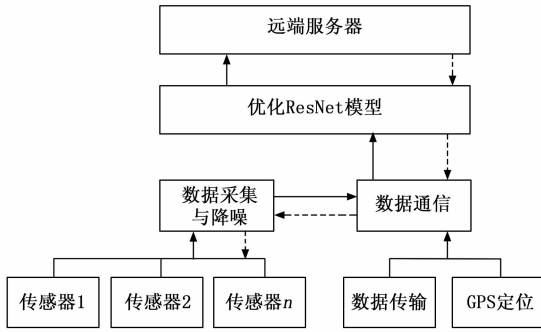


图 2 农业机械故障检测技术路线

2 故障信号的采集与双重降噪

2.1 信号分解与样本熵计算

以农业收割机为代表的大型农机作业中会产生大量噪声，有效的故障信号往往会淹没噪声之中，为了更好地去除噪声干扰同时提升故障集的可用性，本文选择了样本熵去噪和小波阈值去噪的双重去噪方案，最大限度地保留原始故障数据的特征。二次降噪的基本原理是先基于样本熵将故障信号和大部分噪声信号分离，在通过小波阈值算法剔除奇异值。令在 t 时刻含噪的原始信号 $s(t)$ 表示如下：

$$s(t) = g(t) + n(t) \quad (1)$$

式中， $g(t)$ 表示纯故障信号， $n(t)$ 为噪声信号。根据信号中心频率的不同将含噪的原始信号 $s(t)$ 分解为 M 个 IMF 分量 (Intrinsic Mode Function 内在模函数)。含噪信号的复杂程度较高且具有无序特点，此时的样本熵值较大。从 $s(t)$ 中抽取出一组长度为 N 的序列 X ：

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\} \quad (2)$$

则针对序列 X 的样本熵 $S(\eta, N)$ 表示如下：

$$S(\eta, N) = -\ln\left(\frac{\zeta_{m1}(\eta)}{\zeta_{m2}(\eta)}\right) \quad (3)$$

式中， η 表示序列样本的相似容限制， m 表示序列嵌入的维数， $\zeta_{m1}(\eta)$ 表示时间序列间距小于 η 的数据数量， $\zeta_{m2}(\eta)$ 表示在时间序列间距大于等于 η 的数据数量。同理计算每个 IMF 分量的样本熵值，由于含噪信号会引起信号的震荡，可以通过随机采集两个序列并判定序列之间相关性的方式，区分出含噪的 IMF 分量和不含噪的 IMF 分量。

2.2 小波阈值降噪

鉴于农业机械的噪声源多且噪声信号丰富，本文构建了一种基于样本熵和数据序列相关系数的双重判定准则，首先利用样本熵分析各 IMF 分量的含噪情况并进行精细化筛选^[15-16]，然后通过数据序列之间相关性的判断识别出原始含噪信号数据序列之间的相关性，进一步强化对含噪的 IMF 分量和不含噪的 IMF 分量的准确划分。序列 $X = \{x_i, i = 1, 2, 3, \dots, n\}$ 和序列 $Y = \{y_j, j$

$= 1, 2, 3, \dots, n\}$ (与序列 X 等长) 之间的相关性系数 ρ_{XY} 计算过程如下：

$$\rho_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2 \cdot \sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (4)$$

式中， $\bar{X}$ 表示数据序列的均值，考虑到强系统噪声和环境噪声对有用信号的干扰，及农业机械设备的作业环境本文基于小波阈值对原始故障数据集进行二次降噪。以序列 X 为例描述样本熵的计算过程，先将序列进行重塑将其转换为 m 维的向量 $x_m(1), x_m(2), \dots, x_m(n-m+1)$ 。对向量中任两个元素 $x_m(k), x_m(q)$ 进行最大差值计算：

$$d[x_m(k), x_m(q)] = \max[x_m(k) - x_m(q)] \quad (5)$$

式中， $d()$ 表示任意两个元素之间的差值函数。根据序列的样本熵 S 确定一个阈值范围 T ，满足如下条件：

$$d[x_m(k), x_m(q)] < T \quad (6)$$

样本熵 S 的复杂程度和混乱程度会随着 T 值的增大而增大，而样本熵 S 的值过小，通过样本熵获取到的信息数量就会不足，因此根本序列样本的总体规模和其中元素的数量将阈值范围 T 设定为 $[0.10 \sim 0.25]$ 。当小波系数的绝对值 $|\tau| > T$ 时，去噪后的信号 $x(t)$ 表示如下：

$$x(t) = \text{sgn}(|\tau| - bT) \quad (7)$$

当 $|\tau|$ 的取值在 $[aT, T]$ 之间时 (a 为一个 $0 \sim 1$ 之间的常数)，去噪后的信号 $x(t)$ 表示如下：

$$\begin{cases} x(t) = \text{sgn}\left(\frac{e^{10b(\frac{|\tau|}{T}-1)}}{1-a}\right)(|\tau| - bT) \\ \frac{10b\left(\frac{|\tau|}{T} - 1\right)}{1-a} = |\tau| - bT \\ e^a = \sqrt{\frac{bT}{1-a}} \end{cases} \quad (8)$$

式中， b 为取值在 $0 \sim 1$ 之间的自适应系数，根据每个 IMF 分量的含噪状态，再依据公式 (8) 中 T 、 a 、 b 之间的关系自适应调整 a 、 b 取值控制阈值范围，以达到降噪的目的。双重降噪后故障集中噪声源得到了较好的抑制，自适应小波阈值函数规避了硬阈值不连续^[17]和软阈值^[18]恒定误差高的不足，进一步提升了对噪声干扰和滤除的效果

3 ResNet 模型构建与优化

3.1 基础 ResNet 模型

利用样本熵信号分解解决含噪信号的无序问题并限制信号的异常波动，再通过小波阈值降噪判断不同信号序列之间的相关性，基于双重降噪将显著降低系统噪声和环境噪声的不利影响。本文通过构建 ResNet 网络模型作为农业机械故障集的训练模型，ResNet 网络模型

以 CNN 为基础构建, 经过优化改进的循环神经网络的结构设计如图 3 所示。

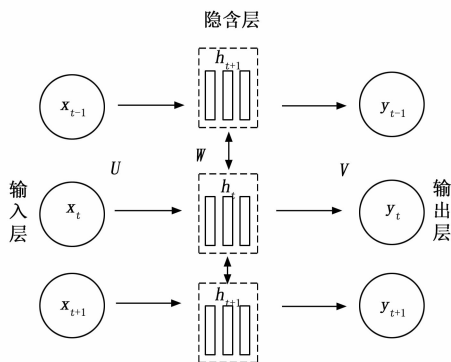


图 3 内置残差块的循环神经网络的结构设计

循环神经网络结构由输入层 I ，隐含层 H 和输出层 O ，循环神经网络与普通结构的深度神经网络区别在于各层神经元之间也相互连接^[19-20]，提升了模型的信息共享能力和数据训练能力。但传统的循环神经网络在训练过程中随着网络模型深度的增加，计算资源占用较多，网络负载增加容易出现梯度弥散或梯度膨胀等问题，进而导致网络模型出现退化的趋势。ResNet 网络模型是一种经过优化和改进的深度神经网络模型，ResNet 网络使用残差块替代传统的神经元，解决了传统深度网络在故障数据训练中存在的性能退化和梯度弥散等问题，使其更有效地应对大规模的故障数据集。

3.2 模型结构优化

模型结构上的优化提升了神经网络模型的性能，梯度问题得到了较好的抑制，但 ResNet 网络模型采用了跳跃传播的方式，能够有效处理循环神经网络存在的数据冗余和隐含层过多等问题，进而解决循环神经网络的固有缺陷。在 ResNet 网络中将中间隐含层神经元用残差块 h_i 替代，并且在残差块的结构进行优化增加 BN 层，其作用相当于卷积网络中的池化层作用，提升对输出数据集标准化处理的能力：

$$h_t = h_{t-1} + \kappa(h_{t-1}, w_{t-1}) \quad (9)$$

式中，残差块由两部分组成，其中从 h_{t-1} 部分表示从残差块 h_{t-1} 到 h_t 的直接投射部分，而 $\kappa(h_{t-1}, w_{t-1})$ 表示包含卷积操作的残差部分，残差块的图示表示如图 4 所示。

一个残差块结构中包括 2~3 个卷积层（图 3 中的残差块包含 2 个卷积层），整个循环神经网络中存在一个最优层，即去除所有冗余层以后得到的真实且有价值的隐含层。

3.3 模型过拟合处理

优化的 ResNet 网络模型也属于循环神经网络的一个类别，引入残差块提升模型的训练能力，但仍需要对

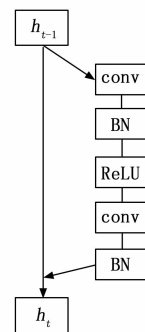


图 4 改进的 ResNet 结构

模型进行标准化处理。残差网络的思想是建立一种直接的映射关系（从 h_{t-1} 到 h_t 实现完全恒等映射，且确保输入数据维度与输出相同，恒等映射关系表示为 $\sigma(x) = x$ ， σ 为对应隐含层的激活函数）。完全恒等映射可以解决银行层冗余问题，显著降低循环神经网络的复杂度，避免网络的深度增加，进而解决了神经网络隐含层的梯度问题。

每一个卷积层匹配一个 BN 层，该层的作用是对卷积层的输出数据进行标准化处理，标准化的目标是使输出数据的均值趋近于零，标准差趋近于 1。通过 BN 层的标准化能够有效降低数据训练中出现偏移，残差块中的激活函数选择 ReLU 函数，能够辅助抑制卷积层出现梯度弥散现象。ResNet 网络中输出层的权重参数集 U 、隐含层的权重参数集 W 、输出层的权重参数集 V 、网络的最优层数量 N 等重要的参数的选择，都会对 ResNet 网络的性能和故障诊断精度产生影响。

3.4 模型参数优化

隐含层参数优化是每一类神经网络需要重点关注的问题，随着模型复杂层度的提升性能会出现退化，优化参数可以避免网络过于冗余和复杂。本文针对输入数据集的规模，选择改进的麻雀搜索算法用于优选模型的参数。麻雀搜索算法是一种模拟麻雀种群觅食的启发式算法，可以解决复杂场景下的全局寻优问题，通过优化的麻雀搜索启发算法动态确定深度神经网络的最优参数组合。在 d 维空间内由 K 个麻雀个体构成的种群 Z 表示如下：

$$Z = \{z_1^d, z_2^d, \dots, z_K^d\} \quad (10)$$

种群个体的适应度值函数 $F(Z)$ 表示如下：

$$F(Z) = F\{z_1^d, z_2^d, \dots, z_K^d\} \quad (11)$$

若在 t 时刻，第 p 只麻雀在第 q 维空间的当前位置表示为 $l'_{p,q}$ ：

$$l'_{p,q} = l_{p,q}^{-1} \cdot \exp\left(\frac{-p}{\gamma \cdot N_{\max}}\right) \quad (12)$$

式中， γ 表示为一个 0~1 之间的随机数， $N_{\max}$ 表示种群的最大迭代次数，在 $N_{\max}$ 的范围内全体个体自由移动根据个体初始随机位置的优劣自由移动，其中个体位置

较优的个体（距离食物源越近）的移动半径就越小，并成为其他麻雀个体（追随者）的追逐对象，通过多次迭代寻优以达到最优的种群状态。麻雀搜索算法的部分伪代码设定如下：

```
for i = 1 to K do
  for j = 1 to d do
    end for
  for j = 1 to wK do
    if rand < p do
      end for
```

伪代码中 K 表示种群中个体的数量， w 为权重系数， p 迭代寻优过程中扰动发生的概率。

3.5 模型学习率调整与改进

与其他启发式算法类似，麻雀搜索算法也存在容易陷入局部最优解的缺点，因此采用动态步长的方法对经典的麻雀搜索算法进行优化，引入动态权重因子控制每个维度上的步长移动距离，在不同的搜索阶段对应不同的权重值。在麻雀个体检索的初始阶段，可以采用固定步长寻优，而在检索的后期阶段需要更加注重局部细节并跳出局部最优，动态权重因子 ξ 表示如下：

$$\xi = -\tanh\left(\frac{-p}{\gamma \cdot N_{\max}}\right) + 1 \quad (13)$$

此时，第 p 只麻雀在第 q 维空间的当前位置可以更新表示为 $l'_{p,q}$ ：

$$l'_{p,q} = l_{p,q}^{-1} \cdot \xi \cdot \lambda (l_{\text{best}}^{-1} - l_{p,q}^{-1}) \quad (14)$$

式中， l_{best}^{-1} 表示在 $t-1$ 时刻的全局的最优位置，自适应动态移动步长，赋予了当前时刻麻雀个体差异化的寻优模式，且自适应移动步长能够让某一区域范围内麻雀个体跳出局部最优集，提升全局动态寻优的能力。支持向量机是一种泛化能力较强的机器学习模型，其基本思想是在不同类别样本之间找到一个最优的超平面，使已知的训练样本输出值与期望的输出值偏差 μ 最小，最小化约束的过程如下：

$$\mu = \min \frac{1}{2} \sum_{j,k=1}^l \alpha_j \alpha_k \phi(y_j y_k) - \sum_{j,k=1}^l \alpha_j \alpha_k \quad (15)$$

式中， ϕ 表示核函数， α_j 、 α_k 都代表任一个最优超平面下的解，两者的取值区间为 $[0, C]$ ， C 表示支持向量机的惩罚参数，当满足公式（14）条件时得到最优解 α^* ，最优超平面函数 G （故障分类的决策函数）表示如下：

$$G(y_j) = \text{sgn}\left[\sum_{j=1}^l y_j \alpha_j \phi(y_j, \bar{y}) + b^*\right] \quad (16)$$

式中， $\bar{y}$ 表示输出数据的均值， b^* 为超平面的最优截距项：

$$b^* = y_j - y_j \alpha^* \phi(y_j, \bar{y}) \quad (17)$$

在核函数的选择方面为了满足基于内积运算的非线性模型计算的基本要求，本文选择了非线性计算能力更

强的径向基核函数：

$$\phi(y_j y_k) = \exp\left[-\frac{|y_j - y_k|^2}{\sigma^2}\right] \quad (18)$$

式中， σ 表示输出样本的标准差。

3.6 模型输出层的结构简化

鉴于农业机械在线故障诊断形成的数据集规模较大，ResNet 网络模型的复杂度较高，给模型的数据输出增加压力，利用 ResNet 网络模型训练故障数据时需特别注重模型训练效率，优化网络性能，为此在 ResNet 网络模型中引入了 Dropout 层结构，如图 5 所示。

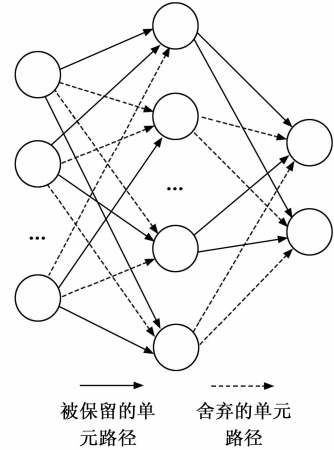


图 5 引入 Dropout 层的 ResNet 网络输出层

因此提升在 ResNet 网络的输出层中引入了 Dropout 层，Dropout 层的作用是根据进入输出层的训练数据规模，随机舍弃一部分不参与计算工作的冗余单元，降低输出模型复杂度并防止过拟合现象的产生，避免输出层部分的网络退化。

4 农业机械故障在线识别与检测的实现

基于优化 ResNet 网络模型的农业收割机故障检测流程，如图 6 所示。

- 1) 通过在农业机械动力系统、传统系统、切割系统和清洁系统等位置分别布置传感器，动态采集机械作业时的振动信息。
- 2) 对采集到的故障数据集进行二次噪声预处理，最大限度剔除系统噪声和环境噪声对数据集的干扰。
- 3) 构建 ResNet 网络模型，同时利用麻雀搜索算法确定最佳的参数集。
- 4) 引入动态权重因子改善麻雀搜索算法的全局寻优能力并优化 ResNet 网络模型的数据训练能力和故障特征提取能力。
- 5) 在网络的数据输出层引入神经网络 Dropout 层降低 ResNet 网络模型的复杂度，同时降低网络资源的占用。

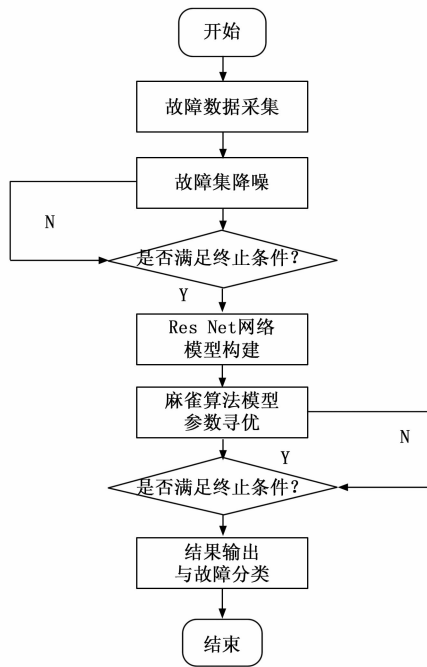


图 6 基于优化 ResNet 网络模型的故障检测流程

6) 在故障检测的结果输出阶段，为准确区分不同类型的故障，选择优化的支持向量机模型对输出数据进行分类检测。支持向量机能够有效应对两类故障样本的分类问题，但农业机械故障可能会存在两种以上的故障，为此本文对支持向量机模型进行了优化与拓展，形成一种一对一的多分类支持向量机模型，如图 7 所示（假定 ResNet 网络模型输出了 4 种故障类型）：

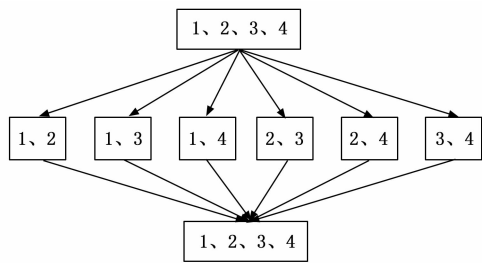


图 7 多分类支持向量机

当 ResNet 网络模型的输出样本进入多分类支持向量机模型后，识别到一类故障后开始进行故障的逐一分类和比对，随机构造两个独立的支持向量机分类器，利用公式 (14) 的故障分类决策模型配合投票规则对比判别，直到识别出全部的故障类型。

4 实验结果与分析

4.1 实验场景的构建与故障数据集的采集

实验在某小麦作物的实验基地进行（场地为长方形 150 m × 80 m），农业机械选用中联的 4LZ9BZ4 型多功能收割机，实验现场图如图 8 所示。

农业机械属于重型机械设备且结构较为复杂，户外作业过程中会产生较为严重的系统噪声和环境噪声，为此在故障检测前需要对采集到的故障集做预处理，去除噪声对有用信号的干扰，农业机械传感器的布置区域如图 9 所示。



图 8 农业机械故障检测实验现场



图 9 农业机械传感器布置区域

已知该台多功能农业机械动力系统、传统系统、切割系统和清洁系统均存在故障，具体的故障类型为主轴偏心、齿轮缺齿、主轴微裂纹和滚动轴承磨损等 4 种不同的故障类型。当机械系统出现故障时其固有的振动频率会发生变化，在农业机械的动力系统、传统系统、切割系统和清洁系统的适当位置，布置振动传感器（YY240-W3 型高精度振动传感器），该传感器内置了无线通信功能，有效的通信半径为 100 m。



图 10 YY240-W3 型高精度振动传感器

在动力系统、传统系统、切割系统和清洁系统分布布置 5 个传感器，用于采集设备的振动数据。传感器能够通过内置的通信模块与后台上位机组网，形成无线通信网络。后台上位机的硬件配置包括：CPU intel core i9 7940X，该款处理器是 28 线程，14 nm 的高性能处理器，主频 3.1 GHz；RAM 16GB，ROM 2TB，操作系统选用开源性和兼容性较好的 Linux 系统。利用 YY240-W3 型高精度振动传感器采集故障数据形成训练集和测试集（比例为 4：1），故障包括主轴偏心、齿轮缺齿、主轴微裂纹和滚动轴承磨损，故障集的分布情况，如表 1 所示。

表 1 训练集和测试集的故障分布

故障类型	训练集	测试集	小计
正常数据	6 400	1 600	8 000
主轴偏心	452	113	565
齿轮缺齿	380	95	475
主轴微裂纹	344	86	430
异常磨损	424	106	530
合计	8 000	2 000	10 000

4.2 实验结果与分析

实验部分从噪声滤除和故障在线检测结果两个维度展开，噪声抑制和消除对农业机械的故障在线诊断极为关键，因为从机械设备的工作环境和设备本身的结构来考虑，噪声对有用故障信号的采集、分析、故障特征提取等，会产生较大的干扰和影响。故障在线检测从通信延迟、故障点定位与检测、不同类型故障分类精度等 3 个维度展开。同时引入了传统的优化决策树、VMD 和改进 ANN 等算法参与对比。

4.2.1 噪声滤除对比

随机采集一段长度为 10 s 的含噪故障信号，如图 11 所示。

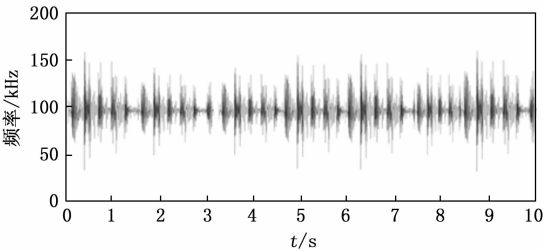


图 11 含噪的故障信号

图 12 中的噪声信号包含较多的高频噪声部分，农业机械的故障振动信号会被湮没在噪声之中，导致故障特征无法被准确定位和识别，本文算法及各种传统算法对噪声抑制和去除的效果，如图 13 所示。

图 (13) 中 (a) ~ (d) 分别代表了本文提出算法和传统的优化决策树、VMD 和改进 ANN 算法对噪声的抑制效果，4 种算法都对高频噪声产生了抑制作用，但本文提出优化 ResNet 网络模型的高频噪声的抑制效果更好。

4.2.2 故障在线检测

1) 数据传输延迟:

数据传输延迟反映的是故障数据采集与传输过程中的稳定性，数据传输延迟越低对后续故障定位与分类检测的影响就更小，在针对农业机械故障数据采集和数据传输中随机采集 10 个采样点，观测各算法数据传输延迟情况，统计结果如表 2 所示。

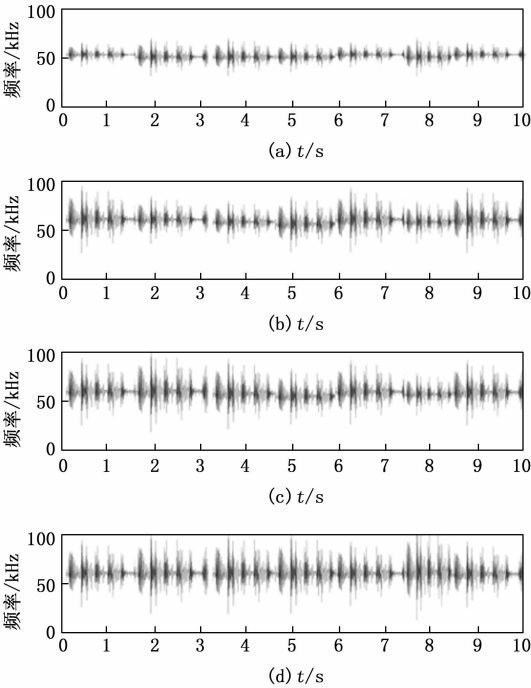


图 12 各种检测算法的噪声抑制效果对比

表 2 各算法数据传输延迟对比/ms

采样点	故障检测算法			
	本文算法	优化故障树	VMD	改进 ANN
1	0.15	0.26	0.65	0.53
2	0.09	0.33	0.63	0.45
3	0.21	0.42	0.52	0.34
4	0.10	0.48	0.41	0.36
5	0.08	0.55	0.43	0.51
6	0.09	0.67	0.46	0.53
7	0.10	0.10	0.51	0.46
8	0.11	0.56	0.55	0.38
9	0.13	0.46	0.47	0.49
10	0.12	0.53	0.36	0.56

数据统计结果显示本文故障检测算法下的通信延迟更低，能够提升农业机械故障在线诊断的效率和效果。

2) 故障定位效果:

对故障定位的效果采用定位精确率来表示（准确定位识别出故障数据的数据与故障总数量的比值），反映的是算法能够从故障集中定位识别出故障数据，分别对训练集和故障集的故障数据进行定位检测，观测各算法能否准确地识别出异常的故障数据，统计结果如表 3 所示。

表 3 各算法故障定位的准确率对比 %

故障集	样本数量	故障检测算法			
		本文算法	优化故障树	VMD	改进 ANN
训练集	8 000	99.2	96.5	96.1	94.9
测试集	2 000	99.1	95.4	95.9	95.7

故障定位准确率 I 的计算过程如下：

$$I = \frac{N}{N_T} \times 100\% \tag{19}$$

式中， N 为准确识别出故障的数量， N_T 表示故障总数量。在本文优化 ResNet 网络模型下，针对训练集和测试集的故障定位准确率分别为 99.2% 和 99.1%，优于 3 种传统的故障定位检测算法。虚警率也是评价算法模型性能的重要指标（虚警率为虚警检测次数与总检测次数的对比），虚警率过高会干扰到正常的农业机械故障动态在线检测，分别统计训练集和测试集各算法检测中的虚警率，如图 13 和图 14 所示。

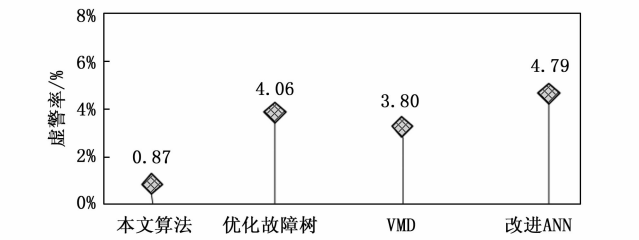


图 13 训练集的虚警率对比

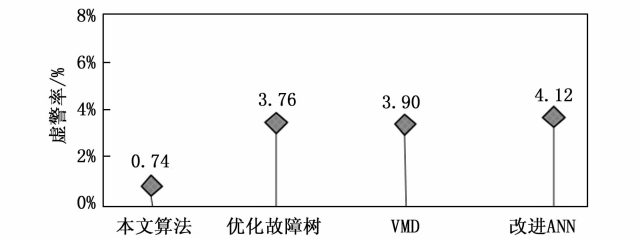


图 14 训练集的虚警率对比

由图 13 和图 14 的数据结果仿真图示可知，本文优化 ResNet 模型在训练的虚警率为 0.87%，而传统故障树、VMD 和 ANN 算法的虚警率分别为 4.06%、3.80% 和 4.79%；在测试集的检测中本文优化 ResNet 模型在训练的虚警率为 0.74%，传统优化故障树、VMD 和 ANN 算法的虚警率分别为 3.76%、3.90% 和 4.12%。

3) 故障分类精度的对比：

农业故障机械定位准确率指标考察算法模型对机械故障的检测效果，但实际运行中还要根据故障信号的频率幅值特点细化故障的类别，以便于更精确地确定故障点的具体位置。故障分类精度为正确检测故障的样本与该类故障样本总数的比值，本文优化 ResNet 模型在故障检测的输出环节融入了改进支持向量机工具，目的也是要提高对不同类型故障的分类检测精度，各算法在训练集和测试集针对 4 种不同故障的分类精度结果，如表 4 和表 5 所示。

表 4 各算法训练集分类精度对比/%					
故障集	样本数量	故障检测算法			
		本文算法	优化故障树	VMD	改进 ANN
偏心	452	98.7	94.6	93.3	94.8
缺齿	380	99.1	93.6	93.7	94.1
微裂纹	344	99.3	91.5	92.8	90.9
磨损	424	98.9	92.7	91.0	92.4

表 5 各算法训练集分类精度对比/%					
故障集	样本数量	故障检测算法			
		本文算法	优化故障树	VMD	改进 ANN
偏心	452	99.2	91.3	93.0	92.7
缺齿	380	99.0	92.1	92.1	91.8
微裂纹	344	99.1	90.8	91.1	92.7
磨损	424	99.2	91.6	91.0	91.5

表 4 和表 5 中的统计数据显示，针对训练集和测试集的 4 种不同故障类型的分类，本文优化 ResNet 网络模型的分类精度均在 99% 以上，分类精度优于 3 种传统的故障检测算法。算法的分类精度指标对于农业机械设备的实际应用具有较大价值，通常情况农业机械设备可能会具备多种故障，增加了设备发生故障甚至停机的风险。

4.2.3 消融实验

消融实验主要验证优化 ResNet 网络模型各模块在故障检测中的作用，及各模块加入对故障定位准确率的影响。将优化的 ResNet 网络模型去除二次降噪模块定义为模型 1，在模型 1 基础上去除 BN 层，定义为模型 2，在模型 2 基础上去除启发式参数优化模块，定义为模型 3。分别探讨各模型对训练集和测试集定位准确率的影响，如表 6 和表 7 所示。

表 6 训练集定位准确率的消融实验		
模型	定位准确率/%	变化比例/%
优化 ResNet 网络模型	99.2	—
模型 1	98.0	−1.21
模型 2	97.4	−0.61
模型 3	96.9	−0.51

表 7 测试集定位准确率的消融实验		
模型	定位准确率/%	变化比例/%
优化 ResNet 网络模型	99.1	—
模型 1	98.3	−0.81
模型 2	98.0	−0.31
模型 3	97.5	−0.51

无论是训练集还是测试集从模型 3 到模型 1，随着优化次数的增加均出现了定位准确率的叠加效应，具体如图 15 所示。

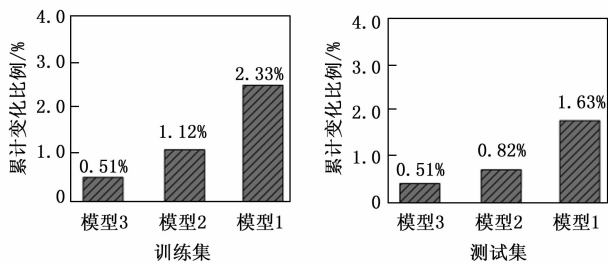


图 15 优化模块的叠加效应分析

消融实验结果显示无论是训练集还是测试集，当去除优化模块后，故障定位的准确率都出现了不同程度的降低，由此可以证明通过优化和改进 ResNet 网络模型能够提升模型的故障检测性能。如图 16 所示，随着优化模块数量的增加，叠加效应开始凸显，证明了多种优化模块之间组合获得了更多的收益。

4.2.4 模型的复杂度与泛化能力验证

基于训练时间的角度评价模型的复杂度，如图 16 和图 17 所示。

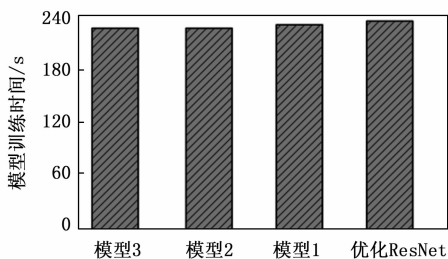


图 16 训练集各模型的训练时间

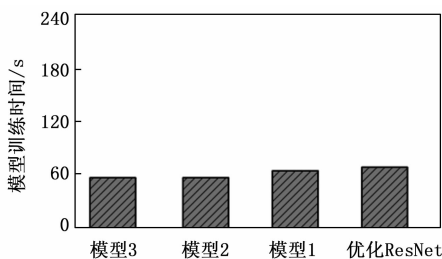


图 17 测试集各模型的训练时间

如图 16 和图 17 所示，进过增加了优化模块但针对训练集和测试的训练时间并未出现明显的增加，训练集的数据训练时间为 230 s 左右，而测试集的训练时间为 60 s 左右，证明经过多次优化模型的复杂度并没有出现明显增加。为验证模型的泛化能力，增加了多种不同类型的农业机械，具体包括了平地机、铲运机、旋耕机等，按照同样的数据采集方式形成测试集（不同设计的测试集混合样本数量为 4 000）如表 8 所示。

复合样本的数据统计结果显示：各算法的故障定位检测率均有不同程度的降低，但本文算法仍有较为明显的优势，证明本文算法的具有更强的泛化能力。

表 8 各算法故障定位检测的泛化能力对比

故障集	样本数量	故障检测算法的定位检测率/%			
		本文算法	优化故障树	VMD	改进 ANN
测试集	4 000	98.4	93.2	92.5	92.8

5 结束语

农业机械化能够显著提高农业产业的生产和加工效率，但随着农业机械设备复杂程度的不断提升和作业时长的延长，农业机械设备发生故障风险的概率也在同步增加。为提升对农业机械故障在线诊断的效率和精度，本文以农业机械为例，设计了一种基于优化 ResNet 模型的农业机械故障在线诊断方案。先通过在农业机械的不同位置布置高精度传感器的方式，动态采集农业机械工作中的状态数据，采用了二次降噪的方法有效去除噪声对故障集的干扰。构建了一种 ResNet 残差网络模型，进一步提升对故障集的训练和检测能力，ResNet 残差网络在梯度控制和网络复杂度控制方面优于传统的循环神经网络。在参数集的优选方面选用动态步长的麻雀搜索算法，改善了模型全局寻优能力，而在输出层网络设计和模型的分类能力方面，也做出了具体的优化和改进。实验结果显示，经过优化的 ResNet 残差网络模型的噪声抑制能力更强，且在故障定位和故障分类检测方面也有较为明显的优势。现阶段，深度神经网络已经在故障定位与诊断领域有较为广泛的应用，深度神经网络在数据集训练和故障特征提取方面表现优异，但神经网络结构复杂度增加会衍生出梯度问题和性能下降等问题，而通过引入启发式算法提高模型的参数寻优能力对于故障的在线诊断具有更大的价值。

参考文献：

- [1] 张瑞瑞. 一种红外光谱仪用于农机设备故障检测研究[J]. 农机化研究, 2023, 45 (9): 255-259.
- [2] 王晓燕, 许栋刚. 农业机械故障诊断系统的设计与试验[J]. 农机化研究, 2024, 46 (12): 102-106.
- [3] 李守太, 李云伍, 张 丽, 等. 面向农业机械的惯性摆式俘能器特性研究与试验验证 [J]. 农业工程学报, 2022, 38 (8): 45-54.
- [4] 张祝新, 孙辉亮, 王立新, 等. 基于噪声抑制的电液位置伺服系统自抗扰控制方法 [J]. 农业机械学报, 2024, 55 (2): 450-458.
- [5] 闫祥海, 魏海江, 刘孟楠, 等. 基于充油流量与曝气程度的拖拉机动力换向性能研究 [J]. 农业机械学报, 2023, 54 (8): 381-393.
- [6] 陈美舟, 徐广飞, 宋志才, 等. 青贮收获机动定刀间隙自动调节装置与控制系统研究 [J]. 农业机械学报, 2022, 53 (11): 188-196.

(下转第 89 页)