

基于 MA 优化 CNN 的滚动轴承故障诊断研究*

RESEARCH ON ROLLING BEARING FAULT DIAGNOSIS BASED ON MA OPTIMIZATION OF CNN

田立勇** 赵建军*** 于宁

(辽宁工程技术大学 机械工程学院, 阜新 123000)

TIAN LiYong ZHAO JianJun YU Ning

(School of Mechanical Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

摘要 针对基于卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)的滚动轴承状态识别中超参数选用对于人工经验的高度依赖性问题,提出一种基于蜉蝣算法(Mayfly Algorithm, MA)优化 CNN 的故障诊断模型 CNN-MA。首先,该模型利用 MA 强大的寻优能力,以 CNN 的诊断精度作为优化目标,自适应调节 CNN 中的超参数;其次,采用归一化后的原始信号图像集,尽可能保留了信号的特征;最后,为了评估参数在优化模型中的有效性,与粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法的 CNN 模型进行对比。所提模型拥有更稳定的性能和更高的识别精度,同时具备良好的抗噪能力,充分显示了在滚动轴承故障诊断应用中的可行性和可靠性。

关键词 卷积神经网络 蜉蝣算法 滚动轴承 故障诊断

中图分类号 TH133.3

Abstract Aiming at the high dependence of super parameter selection on artificial experience in rolling bearing state identification based on convolution neural network (CNN), a fault diagnosis model (CNN-MA) based on mayfly algorithm (MA) was proposed. Firstly, the model used the powerful optimization ability of MA, took the diagnostic accuracy of CNN as the optimization objective, and adaptively adjusted the super parameters in CNN. Secondly, the normalized original signal image set was used to preserve the characteristics of the signal as much as possible. Finally, in order to evaluate the effectiveness of the parameters in the optimization model, compared with the CNN model optimized by particle swarm optimization (PSO) algorithm. The results show that the proposed model has more stable performance, higher recognition accuracy and good anti-noise ability. It fully shows the feasibility and reliability of CNN-MA model in fault diagnosis of rolling bearings.

Key words Convolution neural network; Mayfly algorithm; Rolling bearing; Fault diagnosis

Corresponding author: ZHAO JianJun, E-mail: 1730375878@qq.com

Manuscript received 20221108, in revised form 20221130.

0 引言

滚动轴承广泛应用于旋转机械,是保障设备安全稳定运行的重要零部件,也是故障率最高的零部件之一,一旦产生故障,轻则停工停产,重则造成严重的安全事故。如何准确、有效识别滚动轴承故障是该领域的热点问题^[1]。现如今,随着人工智能迅速发展,机器学习和深度学习算法广泛应用于滚动轴承故障诊断中,并且取得了不错的效果^[2],卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)是最典型的代表之一^[3-4]。李益兵等^[5]提出了一种基于蛙跳算法优化 CNN 模型,在保证准确率的同时减少了 CNN 训练次

数。陈功胜等^[6]利用 CNN 提取了轴承故障特征,通过极限树回归进行了特征分类,实现了故障诊断,结果表明该模型具有良好的故障诊断能力和鲁棒性。肖雄等^[7]将原始信号转换为二维灰度图像后,结合 AMSGrad 算法输入 CNN,在精确快速训练 CNN 的同时,获得了较高的识别精度。ZHANG W 等^[8]提出了一种训练干扰 CNN 方法,以原始时域信号为输入,不需要任何预去噪方法,解决噪声环境对故障识别的影响。赵小强等^[9]采用多种尺度卷积层提取输入数据特征,实现了滚动轴承变工况状态下的故障诊断。

CNN 在滚动轴承故障诊断中的应用是指通过卷积和池化操作,提取数据特征并进行降维处理,最后由

* 20221108 收到初稿, 20221130 收到修改稿。

** 田立勇, 男, 1979 年生, 辽宁凌源人, 汉族, 辽宁工程技术大学副教授, 博士, 主要研究方向为机电一体化。

*** 赵建军 (通信作者), 男, 1998 年生, 辽宁喀左人, 汉族, 辽宁工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为工况装备自动化与智能化。

全连接层或通过其他分类方式来进行分类,从而实现轴承故障诊断。然而,CNN 结构复杂、参数众多,可以分为模型参数和模型超参数。其中,模型参数(如权值和偏置量)通过网络不断训练自动调整大小,不需要人工干预调节;模型超参数,如卷积核大小、个数,学习率大小,优化器类型等,对分类效果有着很大的影响,仅仅依靠经验来设定或传统的启发式算法进行优化,容易陷入局部最优解,网络输出具有不确定性,并且无法保证模型识别效果的准确率。因此,本文提出了一种基于蜉蝣算法^[10](Mayfly Algorithm, MA)优化 CNN 的模型。该模型利用 MA 强大的寻优功能,对 CNN 结构进行优化,通过对蜉蝣最差子代进行替代,以及子代发生随机变异,能够平衡全局搜索能力和局部搜索能力,避免陷入局部最优。最后,利用 CNN-MA 模型对滚动轴承故障进行特征提取和分类,并与 CNN-PSO 模型进行对比,结果表明,CNN-MA 模型识别精度更高、抗噪性更强,可靠性更好,应用价值更高。

1 蜉蝣算法优化

蜉蝣算法是希腊学者 Konstantinos Zervoudakis 于 2020 年 7 月提出的一种新型智能优化算法。该算法模拟了蜉蝣飞行和交配的社会行为,具有强大的寻优能力,在收敛效率、局部搜索能力以及全局搜索能力方面具有一定的优势^[11]。

其寻优的过程包括三个阶段:雄性蜉蝣寻优,雌性蜉蝣寻优以及优异的雌雄个体之间的交配行为。定义蜉蝣位置为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_D)$, 速度为 $V = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ 。

1.1 雄性蜉蝣移动

雄性蜉蝣总会聚集在一起。对于雄性蜉蝣个体来说,通过个体经验及种群位置变化来调整自己的位置。假设 x_i^t 代表第 i 个蜉蝣在 t 时刻的空间位置,其位置更新为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (1)$$

由于雄性蜉蝣是在水面以上几米的位置跳舞,并且速度不会很大,所以其速度更新为

$$v_{ij}^{t+1} = \begin{cases} gv_{ij}^t + a_1 e^{-\beta r_p^2} (p_{\text{best}_{ij}} - x_{ij}^t) + \\ a_2 e^{-\beta g^2} (g_{\text{best}_j} - x_{ij}^t), & f(x_i) > f(g_{\text{best}}) \\ gv_{ij}^t + dr, & f(x_i) \leq f(g_{\text{best}}) \end{cases} \quad (2)$$

式中, x_{ij}^t, v_{ij}^t 分别为在 t 时刻,维度为 j 上的第 i 个雄性蜉蝣的位置和速度; g 为重力系数; a_1, a_2 分别为用于缩放认知和社会部分的贡献正的吸引系数; β 为固定可见度系数; d 为婚舞距离系数; r 为 $[-1, 1]$ 的随机

数; r_p, r_g 分别是 x_i 与 p_{best_i} 、 x_i 与 g_{best} 之间的笛卡儿距离,可表示为

$$\|x_i - X_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{ij} - X_{ij})^2} \quad (3)$$

1.2 雌性蜉蝣移动

雌性蜉蝣会朝着雄性蜉蝣方向飞去并完成交配,假设 y_i^t 代表第 i 个雌性蜉蝣在 t 时刻的空间位置,其位置更新为

$$y_i^{t+1} = y_i^t + v_i^{t+1} \quad (4)$$

尽管吸引过程随机,但按照适应度值大小,其速度更新为

$$v_{ij}^{t+1} = \begin{cases} gv_{ij}^t + a_2 e^{-\beta r_{mf}^2} (x_{ij}^t - y_{ij}^t), & f(y_i) > f(x_i) \\ gv_{ij}^t + f_1 r, & f(y_i) \leq f(x_i) \end{cases} \quad (5)$$

式中, y_{ij}^t, v_{ij}^t 分别表示在 t 时刻,维度为 j 上的第 i 个雌性蜉蝣的位置和速度; r_{mf} 为雄性蜉蝣与对应雌性蜉蝣之间的笛卡儿距离; f_1 为随机飞行系数。

1.3 蜉蝣的交配

蜉蝣交配过程是最优雄性 with 最优雌性交配,次优雄性 with 次优雌性交配,依次类推,交配结果产生两个子代,即

$$\begin{cases} S_{\text{offspring1}} = LF_{\text{male}} + (1 - L)F_{\text{female}} \\ S_{\text{offspring2}} = LF_{\text{female}} + (1 - L)F_{\text{male}} \end{cases} \quad (6)$$

式中, F_{male} 代表父本; F_{female} 代表母本; L 为 $[0, 1]$ 的随机数。

2 卷积神经网络

CNN 是一种典型的前馈型神经网络,分为卷积运算和分类两个阶段。在分类任务中,卷积和池化运算交替进行,实现特征提取,最后由全连接层将输入特征与标签建立一一对应关系,实现分类。

2.1 卷积层

卷积层是 CNN 的核心,输入特征图(或原始信号图像)与卷积核进行卷积运算,经过激活函数的非线性变换,获得新的卷积特征图,其运算过程可表示为

$$M_j^l = f^l \left(\sum_{i=1}^P m_i^{l-1} \otimes W_{ij}^l + b_i^l \right) \quad (7)$$

式中, l 为网络层数; M_j^l 为 l 层第 j 个特征图; P 为特征图总量; m_i^{l-1} 为 l 层第 i 个输入; W_{ij}^l 为 l 层的权重矩阵; b_i^l 为偏置值; $f^l(\cdot)$ 为激活函数。

2.2 池化层

池化层也叫下采样层,通过池化操作,在保留图像信息基础上,进一步提取特征,降低图像分辨率,减少参数量,进而减少计算量,还能在一定程度上降低过拟合的风险。最大池化和平均池化是最常见的池化操作。本文采用最大池化方法:

$$n_j^l = \max(m_{ij}) \quad (8)$$

式中, $\max(\cdot)$ 代表平均池化函数; n_j^l 代表降维之后的特征图。

2.3 全连接层

全连接层是 CNN 模型的分层器,也是模型的输出端,综合了卷积和池化操作提取到的特征信息,利用 Softmax 函数得到分类结果。其计算过程可表示为

$$Z^k = f^k(W^k n^{k-1} + b^k) \quad (9)$$

式中, Z^k 表示第 k 层的输出; $f^k(\cdot)$ 表示激活函数; W^k 表示第 k 层的权值; n^{k-1} 表示第 k 层的输入; b^k 表示第 k 层的偏置量。

3 MA 优化 CNN 算法设计

3.1 数据预处理

由于一维时序信号数据量不足,训练过程可能会出现过拟合现象,而常用的时频分析方法容易出现特征提取不足或特征丢失现象,本文尽可能保留信号的

原始特征,只对数据进行归一化处理^[12]:

$$x_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (10)$$

3.2 数据集划分

数据集有两方面的作用:一是用于模型的训练;二是对训练好的模型进行评估,测试识别精度。因此,随机将图像的 70% 作为训练集,30% 作为测试集。

3.3 CNN 结构优化

深度学习理论为机器学习提供了强大的理论支撑,数值计算设备的发展又提供了硬件支持,CNN 在此背景下快速发展,为了适应不同的需求,产生了各种经典模型^[13]。从最早的 LeNet-5、VGGNet 到 GoogleNet,再到 ResNet,随着神经网络性能的不不断提高,网络层数以及结构复杂度也随之增加。由于本文提出的方法是应用于滚动轴承运行状态识别的,对网络深度要求不高,故采用三层卷积结构并进行模型优化,CNN 结构如图 1 所示。

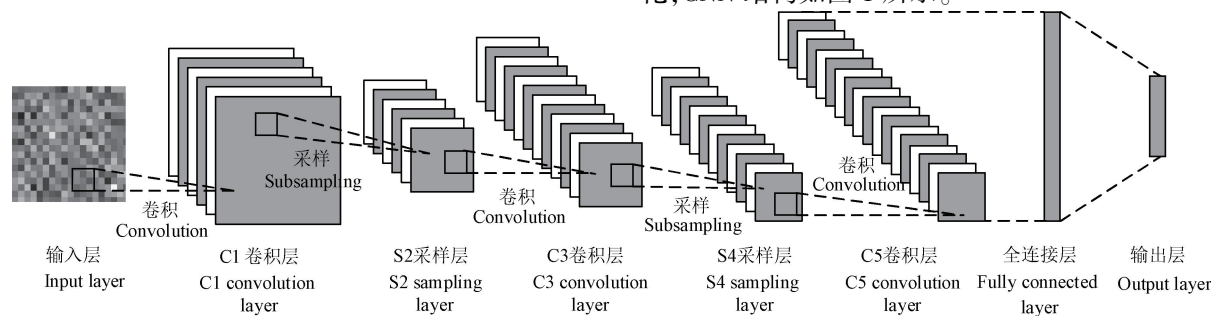


图 1 卷积神经网络结构图

Fig. 1 Structure diagram of the CNN

CNN 训练过程有几大常见难点:一是过拟合现象;二是当网络层数加深,梯度将以指数传播,易发生梯度消失或梯度爆炸问题;三是训练耗时较大。为此,引入 BN(批标准化)层以及对全连接层进行 Dropout 处理。

BN 层可以对数据进行批量标准化,它的作用主要有 3 个:①加速网络收敛;②改善梯度弥散;③提高泛化能力^[14]。

Dropout(随机丢弃)技术使网络训练中部分神经元暂时失去活性,降低特征之间的相互作用,既能防止过拟合,又能提升模型的鲁棒性和泛化能力^[15]。

3.4 CNN-MA 模型的流程

CNN-MA 模型包括两部分:①MA 算法训练 CNN;②提取训练好的 CNN 超参数进行测试。寻优超参数共 10 个,包括卷积核大小 x_1, x_2, x_3 和数量 y_1, y_2, y_3 , 优化器种类 type, 训练批次 n_{Batch} 、学习率 η , 以及丢弃率。

利用 MA 优化 CNN 参数的步骤说明如下:

1) 将上述超参数定义为蜉蝣种群中每只蜉蝣的 10 维向量,设定寻优参数取值范围如表 1 所示,将

CNN 的识别准确率作为 MA 的适应度值,对蜉蝣种群数量、位置、速度等参数进行初始化定义。

表 1 寻优参数集

Tab. 1 Search for a set of optimizing parameters

参数 Parameter	取值范围 Value range
C1 卷积核大小 C1 convolution kernels size	3×3, 5×5, 7×7
C1 卷积核数量 C1 convolution kernels number	6~128
C3 卷积核大小 C3 convolution kernels size	3×3, 5×5, 7×7
C3 卷积核数量 C3 convolution kernels number	6~128
C5 卷积核大小 C5 convolution kernels size	3×3, 5×5, 7×7
C5 卷积核数量 C5 convolution kernels number	6~128
优化器类型 Optimizer type	Sgdm, Adam, RMSprop
训练批量大小 Training batch size	16~128
学习率 Learning rate	0.000 1~0.1
丢弃率 Dropout rate	0.2~0.6

2) 计算每只蜉蝣的适应度值, 并进行排序, 将适应度值最高的蜉蝣作为个体最优蜉蝣和全局最优蜉蝣。

3) 更新当前位置和速度, 并根据排序一一配对, 生成子代蜉蝣。

4) 计算更新后的蜉蝣以及子代蜉蝣适应度值。若子代蜉蝣优于亲代最差蜉蝣, 则用子代取代亲代最差蜉蝣; 若子代蜉蝣优于全局最优蜉蝣, 则更新全局最优蜉蝣。全部更新完毕后, 将更新后的种群作为新一代的亲本, 并重新划分种群, 为防止过早收敛, 新一代亲本将以一定的概率发生变异。

5) 判断是否满足设定迭代次数, 若满足, 利用全局最优蜉蝣的参数重构 CNN 模型, 否则, 重复执行步骤 3)~5)。

滚动轴承故障诊断流程如图 2 所示。

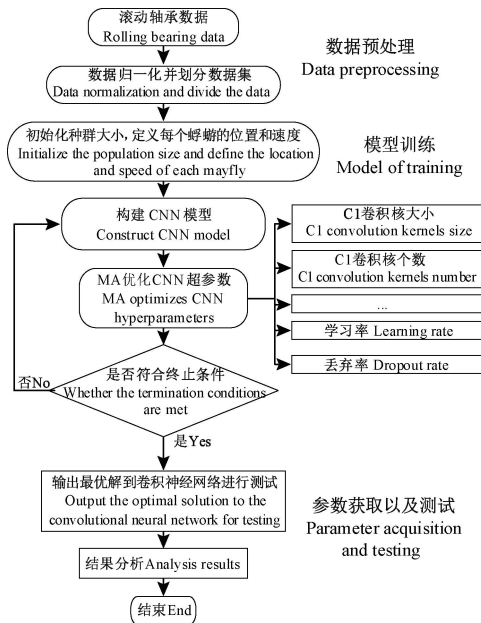


图 2 基于 MA 优化 CNN 的轴承故障诊断流程

Fig. 2 Flow chart of bearing fault diagnosis of MA optimized CNN

4 试验研究

4.1 数据来源及数据集建立

本文数据来源为美国凯斯西储大学 (American University of Case Western Reserve, CWRU) 轴承数据集, 试验平台如图 3 所示, 选用电动机驱动端轴承数据, 轴承型号为 SKF-6205, 电动机转速为 1 797 r/min, 采样频率为 12 kHz。

试验所选轴承单点直径损伤为 0.18、0.36、0.54 mm, 每种故障直径内含有内圈故障 (IF)、外圈故障 (OF) 以及滚动体故障 (BA) 共 3 种故障类型。试验数据集由一种正常数据 (NO) 以及 9 种故障数据集构成, 每类故障包含 100 样本, 样本长度为 1 024。为了

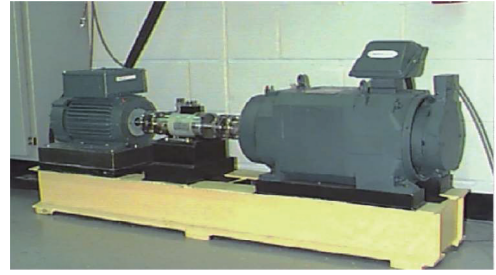


图 3 滚动轴承试验平台

Fig. 3 Test platform of the rolling bearing

最大限度地保留原始信号特征, 本文仅对数据进行归一化处理, 利用 `imresize` 函数构建尺寸为 32×32 的灰度图像 (图 4)。由于篇幅有限, 每类样本仅选取一张进行显示。

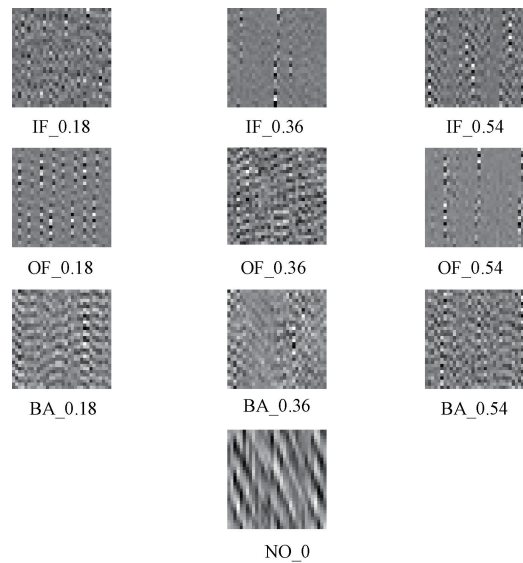


图 4 轴承灰度图

Fig. 4 Grayscale of bearings

4.2 试验结果分析

运行参数设定: 种群数量取 20, 蜉蝣进化代数取 10, 蜉蝣子代变异概率取 0.1。为了证明所提方法的有效性, 与粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法 CNN 模型进行对比, 粒子群算法设定种群数量为 20, 进化代数为 10, 优化后的 CNN 参数如表 2 所示。

为了更直观表现 CNN-MA 方法的优越性, 本文将 CNN-MA 与 CNN-PSO 的训练准确率和损失进行对比, 如图 5、图 6 所示。

由图 5、图 6 可以看出, CNN-PSO 的训练准确率以及损失曲线前期波动较大, 后期相对平缓, 但也存在一定波动, 在迭代 162 次时达到最大识别准确率, 经过 10 次测试, 平均识别准确率为 98.67%; CNN-MA 训练准确率以及损失曲线波动明显小于 CNN-PSO, 并且整个训练过程的波动都相对平缓, 迭代 130 次就达到了最大识别准确率, 10 次测试的平均准确率为 99.50%。

与 CNN-PSO 模型相比, CNN-MA 能够更好地提高网络的稳定性, 识别准确率更高, 训练速度更快, 优化效果更加显著。

表 2 CNN 模型参数

Tab. 2 Parameters of CNN models

参数 Parameter	CNN-MA	CNN-PSO
C1 卷积核大小	5	5
C1 convolution kernels size	5	5
C1 卷积核数量	59	58
C1 convolution kernels number	59	58
C3 卷积核大小	5	3
C3 convolution kernels size	5	3
C3 卷积核数量	50	22
C3 convolution kernels number	50	22
C5 卷积核大小	3	5
C5 convolution kernels size	3	5
C5 卷积核数量	23	41
C5 convolution kernels number	23	41
优化器类型 Optimizer type	Adam	Adam
训练批量大小 Training batch size	61	47
学习率 Learning rate	0.003 8	0.009 3
丢弃率 Dropout rate	0.238 1	0.464

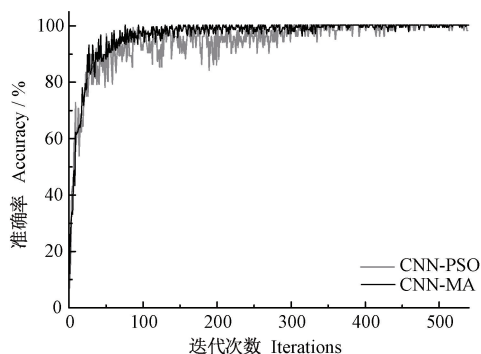


图 5 CNN-MA 与 CNN-PSO 训练准确率对比

Fig. 5 Comparison of training accuracy between CNN-MA and CNN-PSO

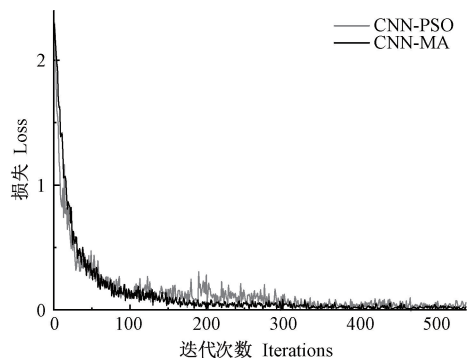


图 6 CNN-MA 与 CNN-PSO 训练损失对比

Fig. 6 Comparison of training loss between CNN-MA and CNN-PSO

为了进一步直观考察 CNN-MA 对不同类型故障的诊断能力以及详细的细节, 本文以混淆矩阵的形式输出某一次的诊断结果, 如图 7 所示。

由图 7 可知, CNN-MA 针对 0、2、3、4、5、6、7、8、9 类故障的诊断精度达到了 100%, 只有 1 类故障诊断精

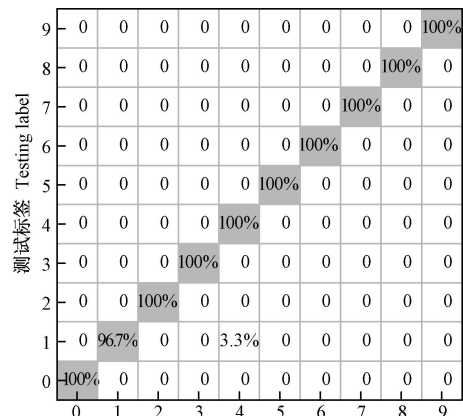


图 7 CNN-MA 故障分类混淆矩阵

Fig. 7 Fault classification confusion matrix of CNN-MA

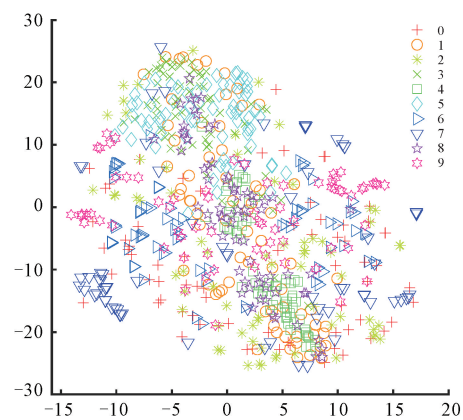
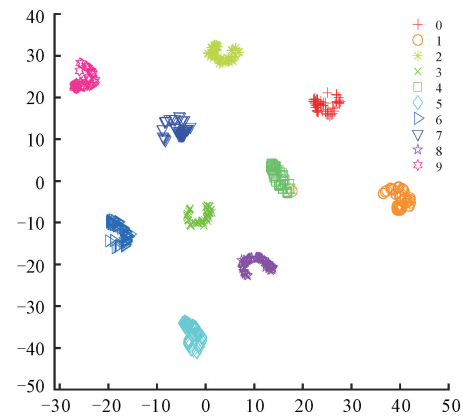
(a) 原始数据可视化
(a) Visualization of the raw data(b) 输出层可视化
(b) Visualization of the output layer

图 8 图像可视化效果图

Fig. 8 Rendering of image visualization

度为 96.7%。这说明本文提出的基于 CNN-MA 的滚动轴承故障诊断模型拥有良好的故障诊断能力。

为了对该模型的故障提取能力进行评估, 采用 t -SNE 技术对原始信号以及输出层分类效果进行可视化处理, 图 8 所示为某一次训练的可视化输出结果。图 8 中, 每种标记符号代表一个滚动轴承状态类型, 共 10 种类型; 每个点表示一个样本, 两个坐标轴分别表示当前网络层提取到的特征的前两个维度。图 8(a) 所示

为原始信号可视化,从中可以看出原始信号分布无任何规律,具有很强的冗余性,各类别之间无法区分。图 8(b)展示输出层可视化结果,从中可以看出除第三类样本混入少量第一类样本,其他样本均能清晰可见地聚集在一定区域内,可分性较强。这说明该模型能提取有效的图像特征,从而完成分类识别任务。

最后,为了验证 CNN-MA 模型的抗噪能力,本文在滚动轴承的原始振动信号中加入了信噪比为 $-6 \sim 6$ dB 的高斯白噪声,采用相同的数据处理方式,使用 CNN-MA 模型和 CNN-PSO 算法进行故障诊断,每种条件下进行 10 次测试,其平均测试准确率如图 9 所示。

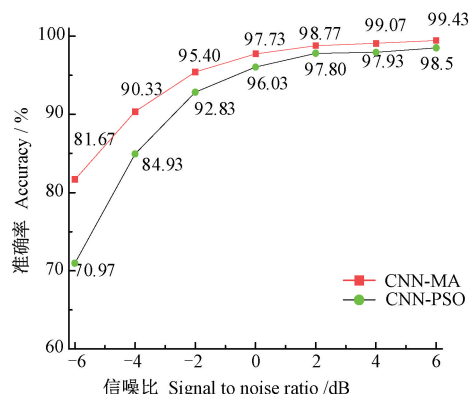


图 9 噪声干扰下两种算法识别准确率

Fig. 9 Recognition accuracy of two algorithms under the noise interference

由图 9 不难看出,无论是弱噪声还是强噪声干扰, CNN-MA 的识别准确率都高于 CNN-PSO 的,并且在 -6 dB 的强噪声干扰下,识别准确率还能达到 81.67%,比 CNN-PSO 识别准确率高 10.97%。这说明 CNN-MA 模型有良好的抗干扰能力,实际应用价值高。

5 结论

本文针对 CNN 超参数确定困难、人工依赖性强等问题提出了基于 MA 优化 CNN 超参数的方法,并对传统 CNN 模型进行结构优化,最后利用搭建后的模型对滚动轴承故障进行识别,得出以下结论:

1) 对原始信号进行归一化,转为二维灰度图,并作为输入数据,极大地保留了信号的原始特征。

2) 较经典模型新增加 BN 层及 dropout 技术,能够显著地解决目前 CNN 面对的几大难题,不仅能够避免过拟合现象的产生,还能加快网络训练速度。

3) 采用对比试验方式,分别使用 MA 和 PSO 算法对 CNN 模型中 10 个超参数进行了寻优,并对 10 种滚动轴承故障类型进行诊断,从对比结果中可以看出,本文所提方法经过 10 次测试的平均准确率 99.5%,相比于 CNN-PSO 模型,迭代次数更少,识别准确率更高,网络结构更加稳定。

4) 在原始信号中加入 $-6 \sim 6$ dB 的高斯白噪声验

证 CNN-MA 模型的抗噪能力,结果表明,无论是弱噪声还是强噪声的干扰, CNN-MA 模型识别准确率都不低于 80%,并且在强干扰下,比 CNN-PSO 模型高出 10.97%,有较强的抗干扰能力。

参考文献 (References)

- [1] MAO W T, FENG W S, LIU Y M, et al. A new deep auto-encoder method with fusing discriminant information for bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 150: 107233.
- [2] 刘 杰,王昌达,武秋敏,等.改进的生成对抗网络在轴承故障诊断中的应用[J].噪声与振动控制,2021,41(2):89-92.
LIU Jie, WANG ChangDa, WU QiuMin, et al. Application of improved generative confrontation network in bearing fault diagnoses [J]. Noise and Vibration Control, 2021, 41 (2): 89-92 (In Chinese).
- [3] 周陈林,董绍江,李 玲,等.滚动轴承多状态特征信息的改进型卷积神经网络故障诊断方法[J].振动工程学报,2020,33(4):854-860.
ZHOU ChenLin, DONG ShaoJiang, LI Ling, et al. Method to improve convolutional neural network in rolling bearing fault diagnosis with multi-state feature information [J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(4): 854-860 (In Chinese).
- [4] ZHANG J, TIAN J, WEN T, et al. Deep fault diagnosis for rotating machinery with scarce labeled samples [J]. Chinese Journal of Electronics, 2020, 29(4): 693-704.
- [5] 李益兵,马建波,江 丽.基于 SFLA 改进卷积神经网络的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2020,39(24):187-193.
LI YiBing, MA JianBo, JIANG Li. Fault diagnosis of rolling bearing based on an improved convolutional neural network using SFLA [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39 (24): 187-193 (In Chinese).
- [6] 陈功胜,唐向红,陆见光,等.基于 CNN-ETR 的滚动轴承故障诊断研究[J].兵器装备工程学报,2021,42(6):251-255.
CHEN GongSheng, TANG XiangHong, LU JianGuang, et al. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on CNN-ETR [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(6): 251-255 (In Chinese).
- [7] 肖 雄,王健翔,张勇军,等.一种用于轴承故障诊断的二维卷积神经网络优化方法[J].中国电机工程学报,2019,39(15):4558-4568.
XIAO Xiong, WANG JianXiang, ZHANG YongJun, et al. A two-dimensional convolutional neural network optimization method for bearing fault diagnosis [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39 (15): 4558-4568 (In Chinese).
- [8] ZHANG W, LI C H, PENG G L, et al. A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis under noisy environment and different working load [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 439-453.
- [9] 赵小强,张亚洲.利用改进卷积神经网络的滚动轴承变工况故障诊断方法[J].西安交通大学学报,2021,55(12):108-118.
ZHAO XiaoQiang, ZHANG YaZhou. Improved CNN-based fault diagnosis method for rolling bearings under variable working

- conditions[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(12): 108-118 (In Chinese).
- [10] ZERVOUDAKIS K, TSAFARAKIS S. A mayfly optimization algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2020, 145: 106559.
- [11] 史春天, 曾艳阳, 侯守明. 群体智能算法在图像分割中的应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8): 36-47.
SHI ChunTian, ZENG YanYang, HOU ShouMing. Summary of application of swarm intelligence algorithms in image segmentation [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(8): 36-47 (In Chinese).
- [12] 程渠超, 刘 媛. 基于改进麻雀算法优化卷积神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 上海电机学院学报, 2022, 25(1): 40-45.
CHENG QuChao, LIU Yuan. Rolling bearing fault diagnosis based on a convolutional neural network optimized by the improved sparrow algorithm[J]. Journal of Shanghai Dianji University, 2022, 25(1): 40-45 (In Chinese).
- [13] 马晨喆. 基于卷积神经网络的多人骨架提取算法研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2019: 7-11.
MA ChenZhe. Research on multi-human skeleton extraction algorithm based on convolutional neural network [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019: 7-11 (In Chinese).
- [14] 周 颖, 毛 立, 张 燕, 等. 改进 CNN 的太阳能电池缺陷识别方法研究[J]. 太阳能学报, 2020, 41(12): 69-76.
ZHOU Ying, MAO Li, ZHANG Yan, et al. Research on defect detection and classification for solar cells based on improved convolutional neural network [J]. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2020, 41(12): 69-76 (In Chinese).
- [15] 张晓敏. 深度学习在文本分类中的研究与应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2019: 55.
ZHANG XiaoMin. A research and application of deep learning in text classification [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019: 55 (In Chinese).