

基于融合 CNN 和 SSA-SVM 的滚动轴承故障诊断

王一帆, 郝如江, 郭梓良, 杨文哲, 赵瑞祥

(石家庄铁道大学 机械工程学院, 河北 石家庄 050043)

摘要:针对滚动轴承故障诊断问题,提出一种融合一维卷积神经网络(1D CNN)和麻雀算法优化支持向量机(SSA-SVM)的网络结构。该网络结构通过卷积运算对原始时域振动信号直接进行特征提取,将提取到的特征输入到麻雀算法优化的支持向量机中,使用支持向量机代替 Softmax 进行分类。利用滚动轴承故障数据进行验证,此方法故障诊断精度高达 0.983,高于其他网络结构,且整体网络结构简单,有一定实际应用价值。

关键词:滚动轴承;故障诊断;卷积神经网络;支持向量机;麻雀算法

中图分类号:TP277 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-0373(2022)02-0087-06

0 引言

滚动轴承广泛应用于各种机械设备中,作为旋转机械的重要零件,滚动轴承的健康状态对整个设备的性能起着至关重要的作用。近年来,对轴承故障诊断一直是一个研究热点。目前,故障诊断方法主要分为传统信号处理方法和智能诊断方法。传统故障诊断方法以快速傅里叶变化为基础^[1],其中主要包括小波变换^[2]、变分模态分解^[3]、经验模态分解^[4]、集合经验模态分解^[5]等。但是其处理速度较慢,更依赖于人工经验,具有一定的人为主观性,且故障识别准确率较低。近年来,随着机器学习研究的不断兴起与发展,智能诊断技术应用逐渐广泛,其主要包括卷积神经网络(CNN)^[6]、支持向量机(SVM)^[7]、BP 神经网络^[8]等。诊断速度快、识别准确率更高、更好的环境适应能力使得智能诊断技术获得了更广泛的应用。

曲建岭等^[9]提出一种自适应一维卷积神经网络(ACNN-FD)故障诊断方法,得到了更高的识别准确率。徐卫鹏等^[10]以经典 AlexNet 为基础提出一种改进的 CNN 模型,取得了不错的效果。张珂等^[11]采用多个并行卷积,结合注意力机制构建了一种新的神经网络,具有一定的应用价值。上述方法均需要对数据进行预处理,并对网络进行一定改进,缺乏一定的应用广泛性与鲁棒性。

为解决上述问题,提出一种融合一维卷积神经网络和麻雀算法优化支持向量机(1D CNN-SSA-SVM)的神经网络结构,依赖 CNN 网络强大的特征学习能力,对提取到的特征信号进行 SVM 分类。该方法不需对数据预处理,且只需要较为简单的神经网络结构便可得到较高的故障识别准确率,具有较好的实际应用性与鲁棒性。

1 基础理论

1.1 卷积神经网络

卷积神经网络是深度学习的代表算法之一,包含卷积运算,具有一定的深度结构与自主学习能力,通过模拟人脑系统,对输入的信息处理,提取主要信息特征进行分类。卷积神经网络结构主要分为卷积层、池化层和全连接层。

收稿日期:2022-03-21 责任编辑:车轩玉 DOI:10.13319/j.cnki.sjztdxxbzb.20220058

基金项目:国家自然科学基金(11872256)

作者简介:王一帆(1998—),男,硕士研究生,研究方向为机电系统故障诊断。E-mail:435191511@qq.com

王一帆,郝如江,郭梓良,等.基于融合 CNN 和 SSA-SVM 的滚动轴承故障诊断[J].石家庄铁道大学学报(自然科学版),2022,35(2):87-92.

卷积层主要通过卷积运算,利用卷积核提取特征。卷积过程数学表达式为

$$x_j^n = f\left(\sum_{i \in m_j} x_i^{n-1} \omega_{i,j}^n + k_j^n\right) \quad (1)$$

式中, n 为网络中层数; f 为激活函数; m_j 为上一卷积层的第 j 个卷积区域; x_i^{n-1} 为其中元素; $\omega_{i,j}^n$ 为对应的权重矩阵; k_j^n 为偏置。

池化即下采样,有平均池化与最大池化,其作用是减少网络参数,使卷积神经网络轻量化且保留特征,输出新的、数据量较少的特征。

全连接层通过结合局部特征,得到全部特征,最后进行分类处理。

1.2 支持向量机

支持向量机是一类按监督学习方式对数据进行二元分类的广义线性分类器,其决策边界是对学习样本求解的最大边距超平面,如图 1 所示。

SVM 需要构造合适的多类分类器来解决多分类问题,其构造方法分为直接法和间接法 2 种。直接法是将多个分类问题融合到一个求最优解问题中,需要对目标函数直接进行修改;此类方法理论简单,但实际操作较为困难。间接法则是组合多个二分类器。现使用间接法中的一对一方法进行分类。

1.3 麻雀算法

麻雀算法是一种模仿麻雀寻找食物行为而提出的算法^[12]。其结构为发现者-加入者-预警者模式。发现者主要负责搜索,为加入者提供觅食区域与方向;加入者为对种群的补充;预警者负责警戒,发现危险后立刻移动到新的安全位置。

麻雀算法中,发现者位置的数学模型为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \exp\left(\frac{-i}{\alpha iter_{\max}}\right) & R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + QL & R_2 > ST \end{cases} \quad (2)$$

式中, t 为当前迭代次数; $iter_{\max}$ 为最大迭代次数; $X_{i,j}$ 为第 i 个麻雀的位置信息; α 为一个随机数, $\alpha \in (0, 1]$; R_2 为预警值, $R_2 \in (0, 1]$; ST 为安全值, $ST \in (0.5, 1]$; Q 为服从正态分布的随机数; L 为一个全为 1 的 $1 \times d$ 的矩阵。

加入者的数学模型为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right) & i > n/2 \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| A^+ L & i \leq n/2 \end{cases} \quad (3)$$

式中, X_p 为发现者目前占据的最佳位置; X_{worst} 为全局最差位置; A 为一个 $1 \times d$ 矩阵,其中元素随机赋值 1 或 -1,且 $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。

预警者的数学模型为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t| & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right) & f_i = f_g \end{cases} \quad (4)$$

式中, X_{best}^t 为当前全局最优位置; β 为步长控制参数,其为服从均值为 0、方差为 1 的正太分布随机数; K 为一个随机数, $K \in [-1, 1]$; f_i 为当前麻雀个体适应度值; f_g 、 f_w 分别为全局当前最佳和最差的适应度值; ε 为常数,避免分母为 0。

2 1D CNN-SSA-SVM 网络模型

1D CNN-SSA-SVM 网络模型结构示意图如图 2 所示。其利用卷积强大的学习能力与特征提取能

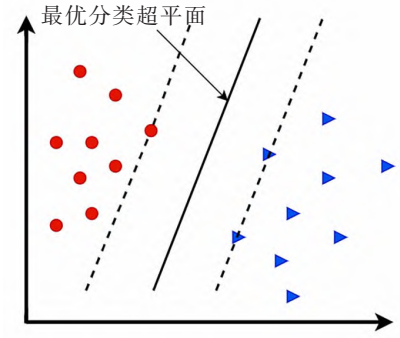


图 1 最优分类超平面

力,将原始数据输入到网络模型中进行特征提取,随后将提取到的特征输入到支持向量机中进行分类,实验证明,1D CNN-SSA-SVM 网络模型有较高的故障识别准确率。表 1 为所提出的网络模型依据王永鼎等^[13]所提出的网络模型和经验与多次试验确定的具体参数。

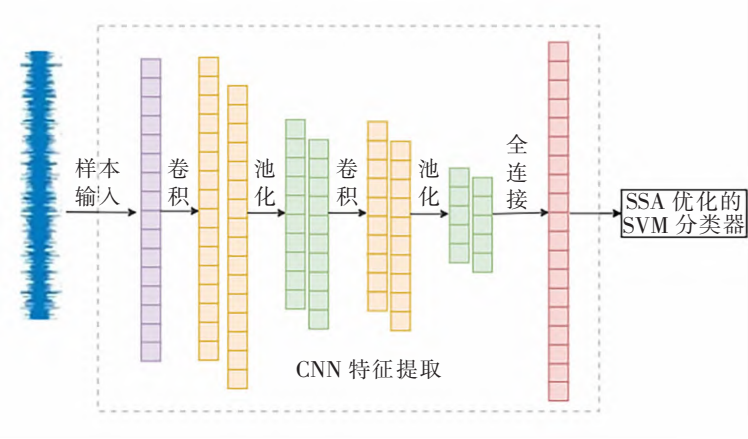


图 2 1D CNN-SSA-SVM 结构图

表 1 1D CNN-SSA-SVM 参数表

编号	网络层	大小	步长	数目
1	输入层	1×1 024	—	—
2	卷积层 1	1×12	1×1	8
3	池化层 1	1×2	1×2	1
4	卷积层 2	1×3	1×1	16
5	池化层 2	1×2	1×2	1
6	全连接层	4 096	—	1

3 实验结果分析

3.1 实验数据

为了验证所提方法的可行性,采用凯斯西储大学的轴承数据^[14]进行验证实验。实验所使用轴承为 SKF6205,转速为 1 772 r/min,对应载荷为 750 W,采样频率为 12 kHz。故障类型分别为滚动体故障、内圈故障、外圈故障。故障尺寸为 0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm。

选取 10 类数据,包含故障尺寸为 0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm 的轴承滚动体、外圈、内圈故障数据和一组正常数据。每种故障类型样本选取 600 个,每个数据样本取 1 024 个点。训练集和测试集比例按照 7∶3 划分,共计 6 000 个样本数据。具体参数如表 2 所示。

表 2 标签配置

故障	故障尺寸/mm	训练集	测试集	标签
滚珠故障	0.177 8	420	180	0
内圈故障	0.177 8	420	180	1
外圈故障	0.177 8	420	180	2
滚珠故障	0.355 6	420	180	3
内圈故障	0.355 6	420	180	4
外圈故障	0.355 6	420	180	5
滚珠故障	0.533 4	420	180	6
内圈故障	0.533 4	420	180	7
外圈故障	0.533 4	420	180	8
正常		420	180	9

3.2 实验结果

3.2.1 1D CNN 特征提取

卷积神经网络有强大的特征提取能力,使用 1D CNN 网络结构可对原始数据直接进行特征提取,为下一步故障诊断分类做准备。使用 t-SNE 技术对提取到的特征结果进行降维可视化,图 3~图 6 中不同形状的点代表不同故障类型。图 3 为原始数据可视化,其中各故障类型分布散乱;图 4、图 5 分别为第 1、2 池化层可视化,图 6 为经过完整网络后的特征可视化,明显看出数据分类较为整洁。

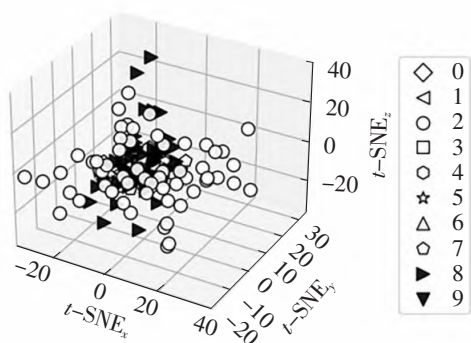


图 3 原始数据分类散点图

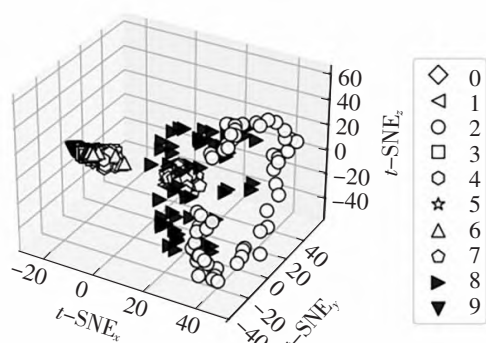


图 4 第 1 池化层分类散点图

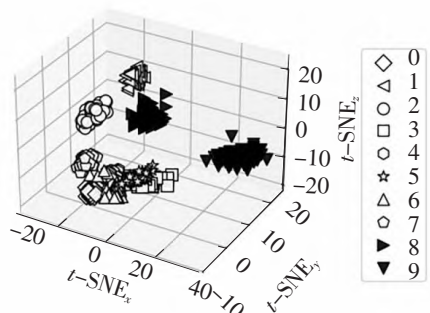


图 5 第 2 池化层分类散点图

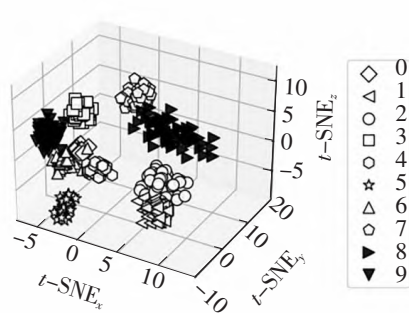


图 6 CNN 特征提取后分类散点图

通过对图 3~图 6 分析,原始数据经过卷积神经网络后,同一特征的数据已经明显聚集在一起。卷积神经网络有很好的特征提取能力,其得到的结果更有利于故障的分类。

3.2.2 1D CNN 模型故障诊断

通过数据的 t -SNE 图可知,原始数据在经过卷积神经网络进行特征提取后,相同数据已经大致聚集在一起。此时将卷积神经网络的输出直接输入到 Softmax 分类器中,可得到 1D CNN 模型针对训练集和测试集精度如图 7 所示,损失函数如图 8 所示。

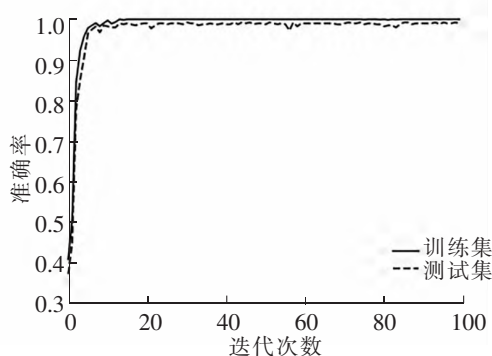


图 7 1D CNN 准确率曲线

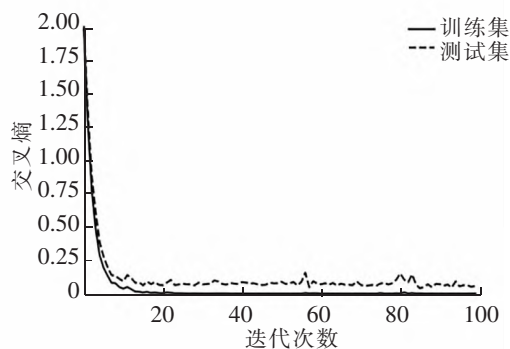


图 8 1D CNN 损失曲线

为了避免偶然性,在实验中平行训练 1D CNN 模型 5 次,获得测试集的平均故障识别准确率为 96.8%。可知 1D CNN 模型针对滚动轴承有一定故障识别能力。

3.2.3 1D CNN-SVM 模型故障诊断

对一维卷积神经网络提取到的特征数据,使用 SVM 对其分类。选取 SVM 中惩罚因子为 10,核函数

为 RBF。最终结果训练集准确率为 100%，测试集准确率为 97.51%。同时其可对 10 类故障分别识别，具体结果如表 3 所示。通过表中 10 类故障识别准确结果可知，1D CNN-SVM 模型除对第一类故障识别出现偏差外，其余 9 类故障识别准确率均达到 100%。图 9 为该模型识别结果的混淆矩阵。由表 3 和图 9 可知，1D CNN-SVM 模型有不错的滚动轴承故障识别能力与较高的精确度，且为提出的 1D CNN-SSA-SVM 模型提供了对照实验。

表 3 10 类测试集准确率

故障	故障尺寸/mm	准确率/%
滚珠故障	0.177 8	79.26
内圈故障	0.177 8	100
外圈故障	0.177 8	100
滚珠故障	0.355 6	100
内圈故障	0.355 6	100
外圈故障	0.355 6	100
滚珠故障	0.533 4	100
内圈故障	0.533 4	100
外圈故障	0.533 4	100
正常		100

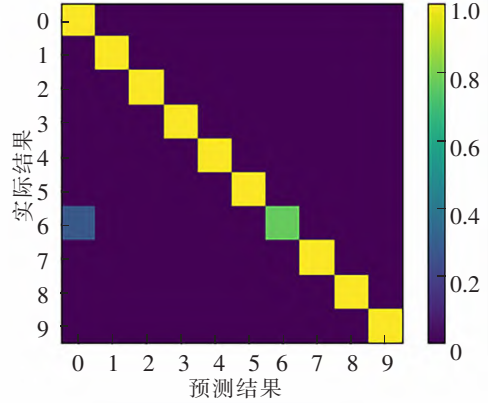


图 9 1D CNN-SVM 模型分类结果混淆矩阵

3.2.4 1D CNN-SSA-SVM 模型

将卷积神经网络提取到的特征分 300 组作为测试集，迭代次数为 30 次，可以得到如图 10 所示的分类结果。此时测试集准确率达到 98.33%(295/300)，得到最优惩罚参数为 60.308 6，最优核参数为 0.557 58。从准确率结果可以明显发现，使用 SSA 对 SVM 优化后得到的 1D CNN-SSA-SVM 模型相比于普通 1D CNN-SVM 模型有明显优化，故障识别准确率有明显提升。

3.2.5 对比实验

通过其他 4 个模型与提出的模型相对比，结果如表 4 所示。模型中前 2 类对原始数据进行了预处理。其中使用变分模态分解(VMD)对数据进行处理后，使用随机森林进行分类，准确率达到 97.95%；使用集合经验模态分解(EEMD)对数据进行预处理后，输入到 SSA 优化的支持向量机中进行分类，准确率达到97.5%。2 种方法都进行了数据预处理，但效果没有提出方法效果好。三四类模型使用同一网络，但使用不同算法优化支持向量机。其中使用遗传算法(GA)优化支持向量机，准确率达到 97.82%，使用粒子群(PSO)优化支持向量机，准确率达到 98.04%。上述 4 种模型准确率均低于 1D CNN-SSA-SVM 模型。

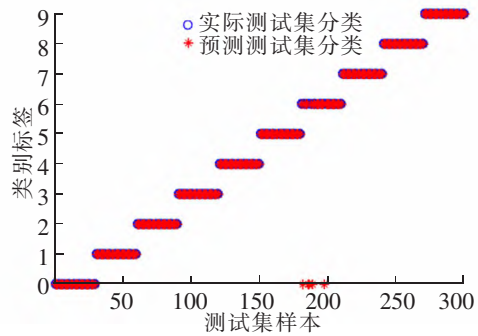


图 10 1D CNN-SSA-SVM 分类结果

表 4 不同模型分类结果对比

模型	准确率/%
VMD+随机森林	97.95
EEMD-SSA-SVM	97.50
1D CNN-GA-SVM	97.82
1D CNN-PSO-SVM	98.04
1D CNN-SSA-SVM	98.33

4 结论

针对滚动轴承故障识别问题，提出一种 1D CNN-SSA-SVM 模型，该模型不需对数据进行提前处理，可对滚动轴承故障数据进行特征提取后输入到 SSA 优化的支持向量机中进行分类。经过实验验证，得到

了较高的轴承故障识别准确率,且结构相对简单,具有一定现实应用价值。未来研究中,会使用算法优化卷积神经网络,以得到更高的故障识别准确率。

参 考 文 献

- [1]胡智勇,胡杰鑫,谢里阳,等.滚动轴承振动信号处理方法综述[J].中国工程机械学报,2016,14(6):525-531.
- [2]张辉,王淑娟,张青森,等.基于小波包变换的滚动轴承故障诊断方法的研究[J].振动与冲击,2004,23(4):129-132,155.
- [3]郑小霞,周国旺,任浩翰,等.基于变分模态分解和排列熵的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2017,36(22):22-28.
- [4]苏文胜,王奉涛,张志新,等.EMD 降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2010,29(3):18-21,201.
- [5]周智,朱永生,张优云,等.基于 EEMD 和共振解调的滚动轴承自适应故障诊断[J].振动与冲击,2013,32(2):76-80.
- [6]冯连强,徐江,田瑞明,等.基于一维卷积神经网络的轴承故障诊断方法研究[J].重型机械,2021(1):57-62.
- [7]王小平,沈玉娣.支持向量机在轴承故障诊断中的应用[J].机床与液压,2003(4):320-322.
- [8]付军,胡晓依,陈亮,等. BP 神经网络方法在机车轴承故障诊断中的应用[J].铁道机车车辆,2002(2):25-26.
- [9]曲建岭,余路,袁涛,等.基于一维卷积神经网络的滚动轴承自适应故障诊断算法[J].仪器仪表学报,2018,39(7):134-143.
- [10]徐卫鹏,徐冰.基于卷积神经网络的轴承故障诊断研究[J].山东科技大学学报(自然科学版),2021,40(6):121-128.
- [11]张珂,王竞禹,石怀涛,等.基于 CNN 的变工况滚动轴承故障诊断研究[J].控制工程,2022,29(2):254-262.
- [12]马晨佩,李明辉,巩强令,等.基于麻雀搜索算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断[J].科学技术与工程,2021,21(10):4025-4029.
- [13]王永鼎,金子琦.基于融合 CNN 与 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J].机械强度,2021,43(4):793-797.
- [14]The Case Western Reserve University Bearing Data Center. Bearing data center fault test data[EB/OL]. [2012-03-01]. <http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/beaning>.

Fault Diagnosis Based on CNN and SSA-SVM in Rolling Bearing

Wang Yifan, Hao Rujiang, Guo Ziliang, Yang Wenzhe, Zhao Ruixiang

(School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Aiming at the rolling bearing fault diagnosis problem, a network structure combining one-dimensional convolutional neural network (1D CNN) and Sparrow algorithm optimized support vector machine (SSA-SVM) were proposed. In this network structure, the features of the original time-domain vibration signals were extracted directly by convolution operation, and the extracted features were input into the support vector machine optimized by sparrow algorithm, and the support vector machine was used instead of Softmax for classification. Verified by rolling bearing fault data, the fault diagnosis accuracy of this method was as high as 0.983, which was higher than other network structures. Moreover, the overall network structure was simple and had certain practical application value.

Key words: rolling bearing; fault diagnosis; convolutional neural network; SVM; SSA