

引用格式:陈申晓,宋军帅,茆志伟,等. 基于 SE-TCN-SVM 的轴承故障诊断方法[J]. 北京化工大学学报(自然科学版),2026,53(4):87-96.

CHEN ShenXiao, SONG JunShuai, MAO ZhiWei, et al. A bearing fault diagnosis method based on SE-TCN-SVM[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science), 2026, 53(4): 87-96.

基于 SE-TCN-SVM 的轴承故障诊断方法

陈申晓 宋军帅 茆志伟* 江志农

(北京化工大学 机电工程学院 高端机械装备健康监测与自愈化北京市重点实验室, 北京 100029)

摘 要: 随着机械装备智能化发展,轴承故障诊断面临着复杂多变的挑战。针对传统神经网络存在冗余特征、特征识别能力不足、分类效果不佳等问题,提出一种融合 squeeze-and-excitation(SE)注意力机制、时序卷积网络(TCN)与支持向量机(SVM)的 SE-TCN-SVM 轴承故障诊断模型。通过引入 SE 模块自适应增强关键通道特征权重,优化 TCN 对振动信号长时序依赖关系的建模能力;结合 SVM 分类器替代 Softmax,利用其结构风险最小化特性提升样本分类鲁棒性。选取凯斯西储大学和江南大学的轴承数据集进行实验验证,结果表明,SE-TCN-SVM 在两个数据集上的分类准确率分别达到 98.92% 与 96.88%,相较其他基准模型分类效果更佳,训练效率更高且对于不同轴承数据具有普适性。所提方法通过 SE 注意力机制强化特征选择能力,结合 SVM 分类器提升泛化性能,为复杂工况下的轴承故障诊断提供了高精度、高效率、高适应性的解决方案。

关键词: 轴承故障诊断; 时序卷积网络; squeeze-and-excitation 注意力机制; 支持向量机

中图分类号: TH17 **DOI:** 10.13543/j.bhxbzr.2026.04.010

引 言

随着人工智能技术的快速发展,选择不同的深度网络模型来提高数据处理和故障分类能力已成为一种必然趋势^[1],随之也出现了一个智能故障诊断(IFD)的新领域。越来越多的科研人员致力于智能故障诊断研究^[2],提出了许多基于深度学习(deep learning, DL)的轴承故障诊断方法。深度学习方法在处理高维、非线性及复杂多维系统方面展现出显著的优势,强大的非线性特征映射能力使其在机械装备故障诊断领域得到广泛应用,特别是以卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)为代表的深度学习模型及其改进架构。Zhang 等^[3]提出了一种基于卷积神经网络的高精度抗干扰轴承故障诊断方法,该方法不仅可以直接使用原始信号进行网络训练,还可以在多种不同工况下仍保持较高的

分类精度。Xia 等^[4]提出一种优化 CNN 的 1D-CNN 轴承诊断方法,用于低速下轴承断层诊断,该方法通过数据融合策略有效增强了模型从声发射传感器和振动传感器中提取故障典型特征的能力。

Qian 等^[5]将高阶 KL 散度(high-order Kullback-Leibler divergence, HKL)和迁移学习结合,搭建了一个对工况变化具有鲁棒性的新型故障诊断网络。他们利用训练的卷积神经网络模型进行迁移学习,且通过校准源域和目标域分布的高阶矩来进一步适应领域分布;又将 HKL 散度嵌入到稀疏滤波(sparse filtering)和 softmax 回归中,并构建了一个基于它们的鲁棒故障诊断网络。Zhao 等^[6]提出在 CNN 中添加级联空间投影(a combination of color names and PCA, CSP),添加的 CSP 用于数据预处理,有效地改善了多个通道之间的空间分辨率和故障数据类别之间的可区分性,较其他模型在保障诊断准确性的同时缩短了计算时间。

虽然卷积神经网络可避免递归模型的内存消耗和梯度消失问题,但由于感受野范围限制,其长时间序列特征提取能力较差。为了解决上述问题,出现了时间卷积网络(temporal convolutional net-

收稿日期:2025-02-14

第一作者:女,2000年生,硕士生

*通信联系人

E-mail:maozw1990@126.com

work, TCN)。TCN 通过膨胀因果卷积捕捉时间序列中的长距离依赖关系,同时具备并行计算的优势,有效避免了梯度消失问题;并且通过使用因果卷积,网络模型能够更好地应用在时间序列的处理上。TCN 具有灵活的感受野,可以通过设置膨胀系数来决定感受野的大小。这些特点使得 TCN 在振动信号处理领域表现出色,被广泛应用于轴承故障诊断中。Shi 等^[7]提出了基于迁移学习和深度自动编码器的 TCN 初始故障预测模型,他们将去噪自编码器(denoising autoencoder, DAE)和收缩自编码器(contractive autoencoder, CAE)用作前两个隐式层和最后一个隐式层,构造可以提取滚动轴承数据特征的深度自编码器(deep autoencoder, DCAE)。同时,TCN 提取的数据间时序相关性能够捕捉更完整的初始故障特征与时间序列信息,改进后的模型精度和平滑度更佳。Ding 等^[8]提出将时间卷积网络与软阈值算法结合,用于旋转机械中的智能故障诊断,他们把连续小波变换后的振动信号作为 TCN 模型的输入,再用所提的自注意力机制结合时间卷积网络与软阈值算法(self-attention mechanism combining time convolutional network with soft thresholding algorithm, SAM-TCN-ST)来捕获基本的数据特征和分类性能。与纯 TCN 模型相比, SAM-TCN-ST 算法提高了故障识别的精度,然而在实际使用中发现,随着卷积层和残差结构的增加, TCN 结构会存在参数过多、出现大量冗余特征的问题,从而导致耗费大量训练时间。

注意力机制是深度学习中的一种新兴技术^[9],旨在增强模型对输入数据不同部分的注意权重。为了提高网络模型的表征能力,马敏等^[10]将压缩激励网络(squeeze-and-excitation networks, SENet)添加到残差神经网络来重新标定特征张量所属通道的对应权重,重新校准特征响应,构建了一个多尺度特征融合图像重建算法,可以更好地捕捉多尺度细节特征和特征响应重分配后的深层特征。邓飞跃等^[11]通过调整 SENet 中权重因子的降维系数构建了一种轻量化 Shuffle-SENet 网络模型,该模型在不同程度噪声工况下仍具有良好的诊断精度。Yang 等^[12]构建了一维挤压激励网络(1D-SENet)模型,有效改善了轴向柱塞泵小样本故障诊断中的过拟合问题,提高了识别精度。可以看出,引入 SENet 能够提高模型的性能。而支持向量机(support vector machine, SVM)作为一种基于结构风险化原则广泛

应用的机器学习方法,因在小样本分类任务中展现出的优异性能而备受关注^[13]。支持向量机通过构建最大间隔超平面实现特征空间的最优划分,其核函数机制能够有效解决非线性分类问题,同时基于结构风险最小化原理确保了模型的强泛化能力。罗泽虎等^[14]根据各 CNN 模型对目标块的分类特点,结合 SVM 分类器搭建了能够识别 5 类目标粒子的联合结构。

马玉鹏等^[15]运用神经网络图像特征提取联合麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)及优化 SVM 的分类算法,对通航区域图像中的典型船舶目标进行识别以实现船舶目标的自动分类。综上所述可知,在处理时序信号分类问题时,将 SVM 与 TCN 结合既可保留 TCN 对振动信号时序依赖性的建模能力,又能通过 SVM 的非线性分类特性增强模型对噪声干扰的抵抗性,同时降低因训练数据不足导致的过拟合风险。

因此,本文对 TCN 模型进行了改进,提出了融合 SE 注意力机制和 SVM 分类器的 SE-TCN-SVM 轴承故障诊断方法,旨在提高轴承故障诊断模型的准确性和鲁棒性。采用凯斯西储大学和江南大学的轴承数据集进行验证,研究结果表明所提方法针对轴承故障诊断具备有效性和普适性。

1 基于 SE-TCN-SVM 的轴承故障诊断模型

1.1 SE 模块

SE 模块是一种通道注意力机制,能够自适应地调整特征图中各个通道的权重,从而增强模型对重要特征的提取能力。其核心思想是通过全局平均池化(global average pooling, GAP)对特征图进行压缩,然后通过全连接层和 Sigmoid 激活函数生成通道权重,最后将权重与原始特征图相乘,得到加权后的特征图。

SE 模块的结构如图 1 所示。假设输入的信号数据是一个形状为 $H \times W \times C$ 的张量,其中 W 表示信号的长度, H 表示信号的高度, C 表示输入数据的通道数或特征数,其压缩、激励和重加权的具体流程如下。

1) 全局平均池化

$$z_c = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W x_c(i, j) \quad (1)$$

式中, $x_c(i, j)$ 表示第 C 个通道在位置 (i, j) 处的特征

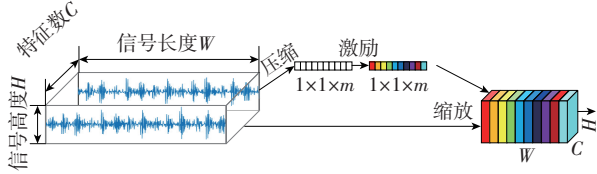


图1 SE模块

Fig. 1 A squeeze-and-excitation block

值; z_c 为压缩后的向量。

2) 通道权重计算

$$s = \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \quad (2)$$

式中, W_1 和 W_2 为全连接层的权重矩阵, δ 为ReLU激活函数, σ 为Sigmoid激活函数。

3) 特征加权

$$\tilde{X}_c = s_c \cdot X_c \quad (3)$$

式中, s 为生成的通道权重; X 为原始特征图; $\tilde{X}$ 为加权后的特征图。

1.2 时序卷积神经网络

TCN是一种专门用于处理时间序列数据的卷积神经网络,通过改变扩展卷积的范围来捕捉时间序列中的长距离依赖关系。与传统的循环神经网络(RNN)相比,TCN具有并行计算能力强、训练速度高等优点。

如图2所示,TCN的核心结构由因果卷积(causal convolution)、膨胀卷积(dilated convolution)和残差连接组成,其中膨胀因果卷积见图2(a),其通过引入膨胀因子 d 扩大了卷积核的感受野,使得模型能够捕捉更长距离的依赖关系,不仅避免了未来信息的泄露,还增强了模型对时间序列中长距离依赖关系的捕捉能力,提高了模型效率。同时,引入残差模块(图2(b))来解决深层网络梯度消失问题,加速训练。

TCN训练过程的具体运算步骤如下。

1) 因果卷积 对于输入 x_{t-i} ,因果卷积的输出 y_t 为

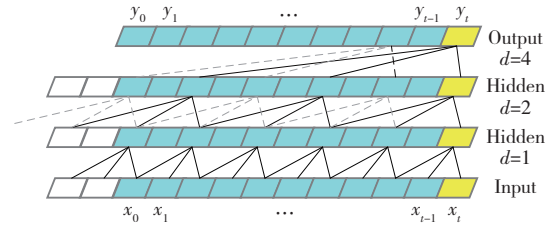
$$y_t = \sum_{i=0}^{k-1} w_i \cdot x_{t-i} \quad (4)$$

式中, w_i 为卷积核的第 i 个参数; t 为时间步长; k 为卷积核大小。

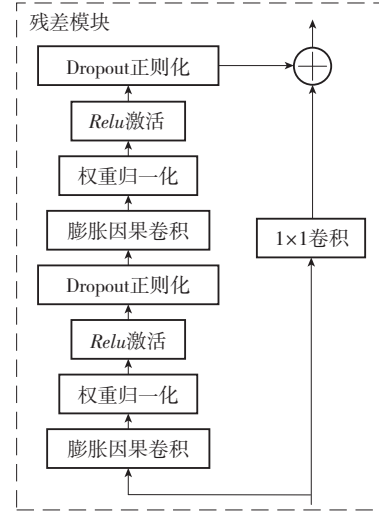
2) 膨胀卷积 膨胀卷积通过引入膨胀因子 d 扩大了卷积核的感受野,输出 y_t 为

$$y_t = \sum_{i=0}^{k-1} w_i \cdot x_{t-d-i} \quad (5)$$

式中, w_i 为卷积核的第 i 个参数。



(a) 膨胀因果卷积结构



(b) 残差模块结构

图2 TCN结构图

Fig. 2 Structure diagram of TCN

1.3 支持向量机方法

SVM是一种经典的分类算法,通过寻找最优超平面来实现不同类别的分离。SVM的核心思想是通过核函数将低维空间中的非线性问题映射到高维空间,从而在高维空间中找到一个最优超平面,使得不同类别的样本都能够被正确分类。

SVM的优化目标是最小化以下损失函数

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (6)$$

式中, w 为超平面的法向量; b 为偏置项; C 为正则化参数; ξ_i 为松弛变量,表示样本到超平面的距离。

SVM通过引入核函数 $K(x_i, x_j)$,将低维空间中的样本映射到高维空间,从而在高维空间中找到一个最优超平面。常用的核函数包括线性核、多项式核和高斯核等。SVM通过寻找最优超平面来实现不同故障类别的分离,具有良好的泛化能力和鲁棒性。

1.4 基于SE-TCN-SVM的诊断模型结构及方法

1.4.1 SE-TCN-SVM 轴承故障诊断模型

本文提出的SE-TCN-SVM轴承故障诊断模型主要由3个核心部分组成:SE模块,时间卷积网络和

支持向量机。

首先引入TCN,负责从轴承振动信号中提取时序特征,为后续分类提供高质量的特征表示。本文通过堆叠多个因果卷积和膨胀卷积层,有效地捕捉时间序列中的长距离依赖关系,提取出轴承振动信号中的关键时序特征,同时避免了循环神经网络中的梯度消失问题。

然后采用SENet的通道注意力机制对TCN的残差块进行改进。该模块对输入特征进行全局平均池化,然后通过两个全连接层学习通道间的依赖关系,并使用 $ReLU$ 函数和 $Sigmoid$ 函数生成通道权重,对原始特征进行加权,其结构如图3所示。

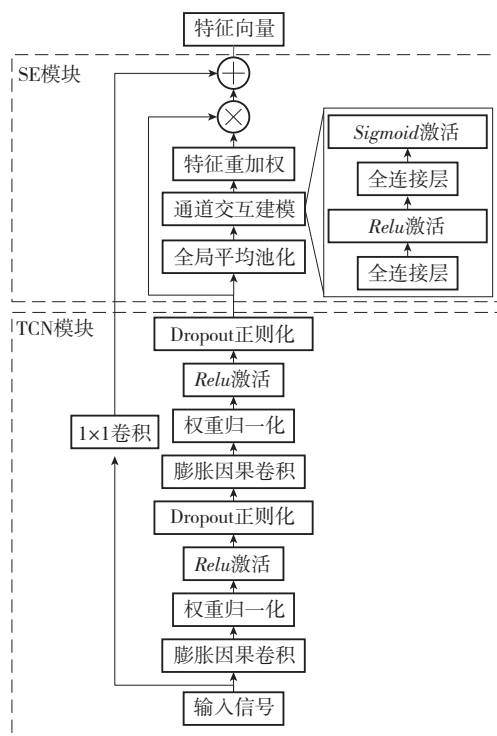


图3 SE-TCN结构图

Fig. 3 Structure diagram of SE-TCN

为了进一步提升网络的分类能力,本文采用SVM分类器代替原始的Softmax分类器,接收TCN提取的特征作为输入,通过核函数将特征映射到高维空间,从而实现轴承故障的分类,输出最终的故障诊断结果,既充分利用了深度特征提取的优势,又保持了SVM在小样本情况下的良好性能。

1.4.2 模型具体流程

模型的具体流程如图4所示,本文将滚动轴承故障信号数据进行处理与划分,并将数据经过傅里叶变换后的频域信号作为模型的输入,对模型进行

训练。训练阶段输入的模型的关键参数如表1所示。SE-TCN模块采用双层堆叠结构,每个TCN块包含两个具有因果卷积特性的1D卷积层,每层的卷积核数量 F 为32,卷积核大小 k 为2,第一层扩张因子 D 为1,第二层扩张因子 D 为2,形成指数级增长的时序感知能力。SE模块通过全局平均池化压缩时空特征,采用压缩比为16的通道注意力机制,通过两个全连接层实现特征重标定。最后,采用SVM分类器代替原始的Softmax分类器,接收TCN提取的特征作为输入。在测试阶段通过SVM分类器实现端到端故障分类,其核函数为线性核函数,惩罚系数 $C=0.01$, $\gamma=5\ 000$ 。

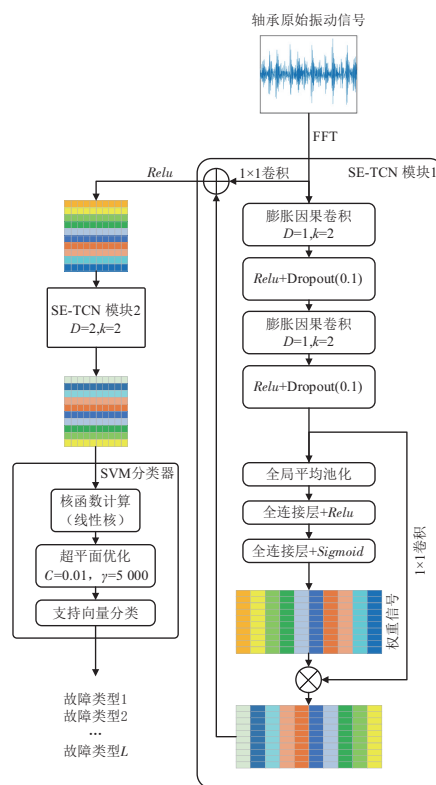


图4 SE-TCN-SVM模型流程图

Fig. 4 Model flow chart of SE-TCN-SVM

模型训练时采用80轮次迭代,设置Dropout为0.1、使用初始学习率为0.001的Adam优化器,每8个batch进行一次验证集性能评估。

2 实验验证与结果分析

2.1 数据集及预处理

实验数据使用两个数据集:凯斯西储大学(CWRU)轴承数据集和江南大学轴承数据集。在凯斯西储大学数据集中,本文加载了转速为

表1 SE-TCN-SVM网络模型的关键参数
Table 1 Key parameters of the SE-TCN-SVM network model

模块名称	层类型	关键参数
TCN 网络 1	膨胀因果卷积层	$F=32, k=2, D=1$
	膨胀因果卷积层	$F=32, k=2, D=1$
	Conv1D 卷积层(跳跃连接)	$F=32, k=1$
SE 模块 1	全局平均池化	全局池化
	全连接层	$F=2$
	全连接层	$F=32$
TCN 网络 2	膨胀因果卷积层	$F=32, k=2, D=2$
	膨胀因果卷积层	$F=32, k=2, D=2$
	全局平均池化	全局池化
SE 模块 2	全连接层	$F=2$
	全连接层	$F=32$
SVM 分类器	线性核函数	$C=0.01, \gamma=5\ 000$

F 为卷积核数量, k 为卷积核大小, D 为扩张因子, C 为惩罚系数, γ 为核函数系数。

1 797 r/min、负载为 0 N·m、采样频率为 48 kHz 的 10 种不同状态的轴承振动信号数据,这些数据包括正常状态和轴承内圈故障、外圈故障、滚动体故障 3 种故障状态。训练时,均将正常和各类故障状态的数据配对输入训练网络。CWRU 数据集详细信息见表 2。

表2 CWRU 轴承数据集实验参数
Table 2 Experimental parameters of the CWRU bearing dataset

损伤类型	样本编号	故障直径/mm	负载/(N·m)
滚动体故障	1	0.178	0
	2	0.356	0
	3	0.533	0
内圈故障	4	0.178	0
	5	0.356	0
	6	0.533	0
外圈故障	7	0.178	0
	8	0.356	0
	9	0.533	0
正常	10	/	0

在江南大学的轴承数据集中,我们加载了 12 种不同状态的轴承振动信号数据,采样频率为 50 kHz。这些数据包括正常状态和多种故障状态(如内圈故障、外圈故障、滚动体故障等),每种状态

对应一个独立编号。具体加载的数据信息如表 3 所示。

表3 江南大学轴承数据集实验参数
Table 3 Experimental parameters of the Jiangnan University bearing dataset

损伤类型	样本编号	转速/(r·min ⁻¹)	负载/(N·m)
内圈故障	1	1 000	90
	2	600	90
	3	800	90
正常	4	1 000	90
	5	600	90
	6	800	90
外圈故障	7	1 000	90
	8	600	90
	9	800	90
滚动体故障	10	1 000	90
	11	600	90
	12	800	90

为了构建训练集、验证集和测试集,从每种状态的数据中随机抽取 $N=200$ 个样本,每个样本的长度 $L=1\ 024$ 。对于每种状态的数据,随机选择一个起始点,并从该点开始截取长度为 L 的信号片段。按相同的方法截取 M 个故障类型下的信号片段,生成一个包含 $M \times 200$ 个样本的数据集,每个样本的长度为 1 024。最后,将生成的数据集按照 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集与测试集。

为了更直观地反映轴承故障特征(如内圈故障的基频 f_{BPFI} 、外圈故障的基频 f_{BPFO} 等),在完成训练集、验证集和测试集的划分后,进一步对轴承振动信号进行频域特征提取,以增强模型对故障特征的敏感度。对每个样本进行 FFT 变换,计算其单边频谱幅值,并保存频域特征数据,公式如下。

$$Y(k) = \sum_{n=0}^{N-1} s(n) e^{-j2\pi kn/N}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (7)$$

式中, $s(n)$ 为振动信号; N 为信号长度; n 为采样频率; k 为时间。

2.2 实验结果分析

2.2.1 CWRU 轴承数据集

为了验证 SE-TCN-SVM 故障诊断模型的有效性,将其与 SE-TCN、TCN-SVM、SE-CNN-SVM 在 CWRU 轴承数据集上进行对比,设置迭代次数为

200次,实验结果如表4所示。为了确保实验结果的可靠性,将每组实验重复5次,并分别对每种模型进行50、100、200、400次迭代,得到不同模型的诊断准确率如图5所示。

表4 CWRU数据集的诊断准确率和所需时间

Table 4 Diagnostic accuracy and time required for the CWRU dataset

模型	准确率/%	训练时间/s
SE-CNN-SVM	78.12	26.13
TCN-SVM	86.91	12.04
SE-TCN	96.88	18.43
SE-TCN-SVM	98.92	16.51

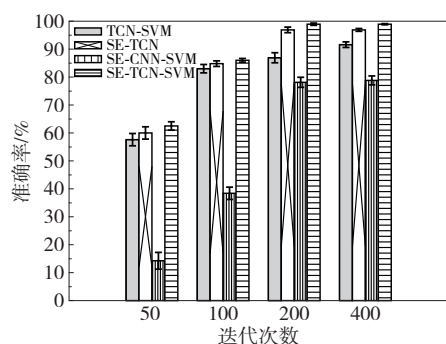


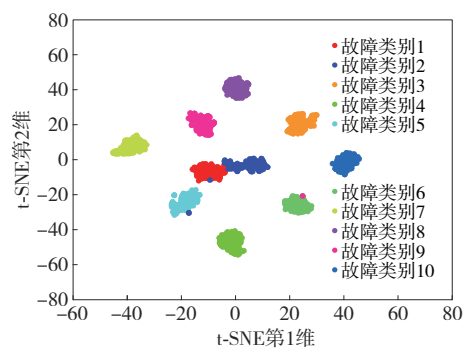
图5 CWRU数据集诊断准确率

Fig. 5 Diagnostic accuracy for the CWRU dataset

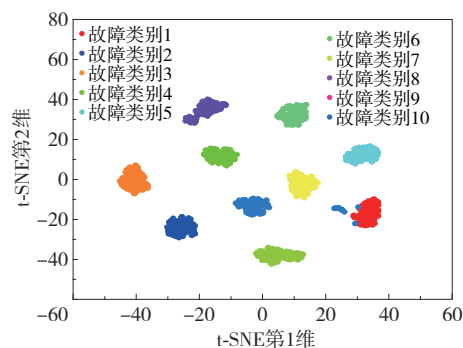
可以看出,SE-TCN-SVM模型的准确率最高,显著优于其他模型。该模型相较于SE-CNN-SVM、TCN-SVM和SE-TCN模型的准确率分别提升了20.8%、12.01%和2.04%,且比SE-TCN训练所用时间减少了1.92 s,比同类算法SE-CNN-SVM所需时间减少了9.62 s。并且在不同的迭代次数下,SE-TCN-SVM模型的准确率始终保持最高,随着迭代次数的增加,准确率逐渐稳定并保持在较高水平。

为了更直观地分析模型的故障分类效果,采用t-distributed stochastic neighbor embedding (t-SNE)方法对几种模型结果进行可视化分析,如图6所示。

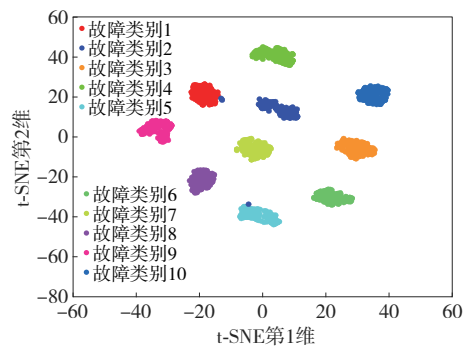
从图6可以看出,对于SE-CNN-SVM部分故障类别出现一定的分散;TCN-SVM虽然能分离大部分故障类别,但仍有部分故障类别边界不够清晰;SE-TCN模型已经可以充分捕捉到每一种故障类别的特征,形成较为明显的分散效果;而SE-TCN-SVM模型的分类结果在t-SNE图中呈现出更分散的特性,其聚类效果更好且基本不存在不同样本之间的



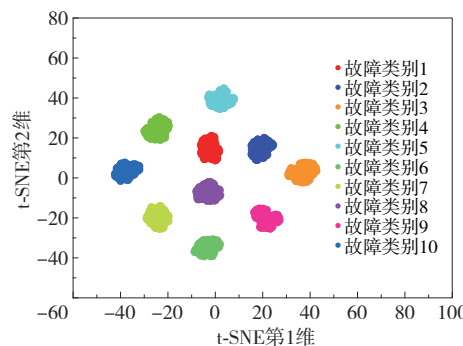
(a) SE-CNN-SVM



(b) TCN-SVM



(c) SE-TCN



(d) SE-TCN-SVM

图6 CWRU数据集的t-SNE结果

Fig. 6 t-SNE results for the CWRU dataset

混淆。

为进一步分析模型的分类性能,本文绘制了CWRU轴承数据集的混淆矩阵,如图7所示。

从混淆矩阵可以看出,SE-CNN-SVM模型对一

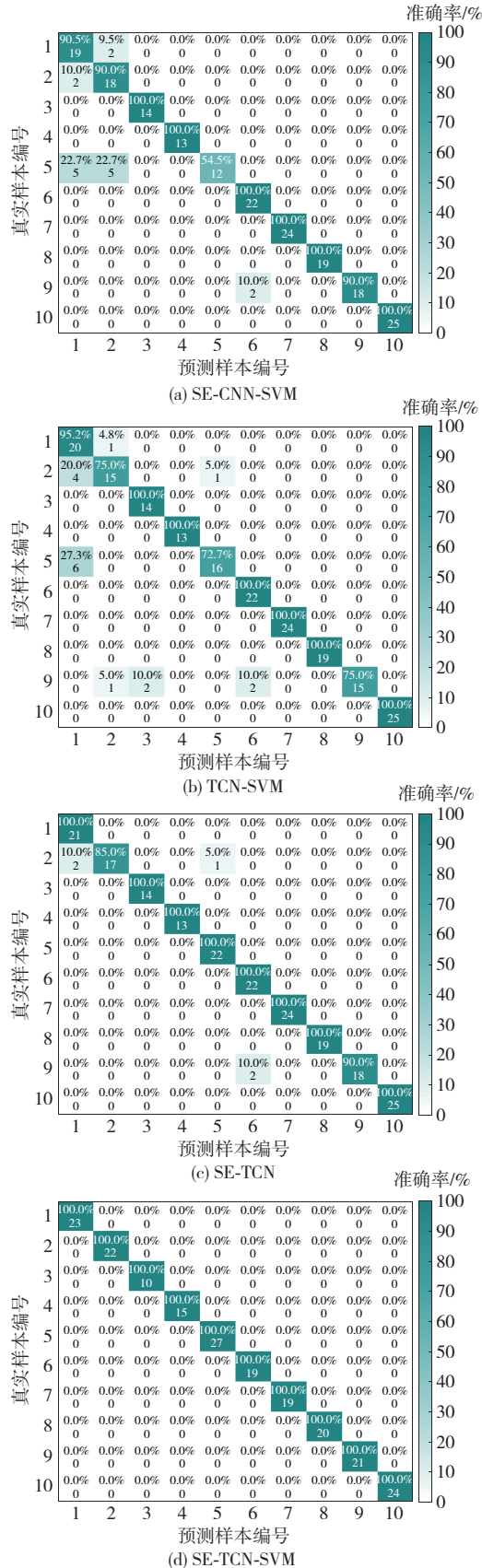


图7 CWRU数据集混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix for the CWRU dataset

些故障的诊断不够准确,容易混淆。TCN-SVM在类别1、2、5、9上存在一定的误分,可能会影响对这些特定故障的诊断效果。SE-TCN在大多数类别上表现良好,但在类别2和9上仍存在少量误分,这可能是因为SE-TCN模型在特征提取过程中未能完全捕捉到这些类别的细微差异。SE-TCN-SVM模型在大多数故障类别上的分类准确率最高,表现出优异的性能,表明其能够准确地将各类故障样本分类到正确的类别中。

2.2.2 江南大学轴承数据集

为了验证SE-TCN-SVM故障诊断模型的有效性,将其与SE-TCN、TCN-SVM、SE-CNN-SVM在江南大学轴承数据集上进行对比,设置最大迭代次数为400次,实验结果如表5所示。为了确保实验结果的可靠性,将每组实验重复5次,并分别对每种模型进行50、100、200、400次迭代,得到不同模型的诊断准确率如图8所示。

表5 江南大学数据集诊断准确率和所需时间

Table 5 Diagnostic accuracy and time required for the Jiangnan University dataset

模型	准确率/%	训练时间/s
SE-CNN-SVM	85.09	44.12
TCN-SVM	91.80	30.47
SE-TCN	94.86	37.45
SE-TCN-SVM	96.88	33.55

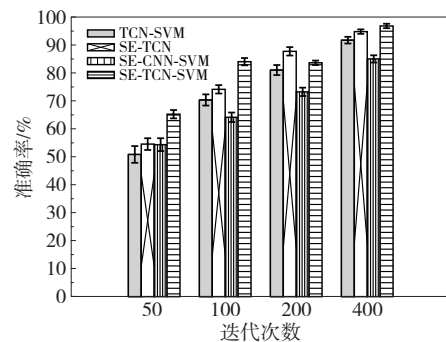


图8 江南大学数据集诊断准确率

Fig. 8 Diagnostic accuracy for the Jiangnan University dataset

可以看出,SE-TCN-SVM模型的准确率最高,显著优于其他模型,该模型相较于SE-CNN-SVM、TCN-SVM、SE-TCN模型的准确率分别提升了11.79%、5.08%和2.02%,且比SE-TCN训练所用时间减少了3.9 s,比SE-CNN-SVM训练时间减少了10.57 s。在不同的迭代次数下,SE-TCN-SVM模型的准确率始

终维持较高水平,且随着迭代次数的增加,准确率逐渐稳定并保持在较高水平。

为了更直观地分析模型的故障分类效果,采用 t-SNE 方法对模型结果进行可视化分析,如图 9 所示。

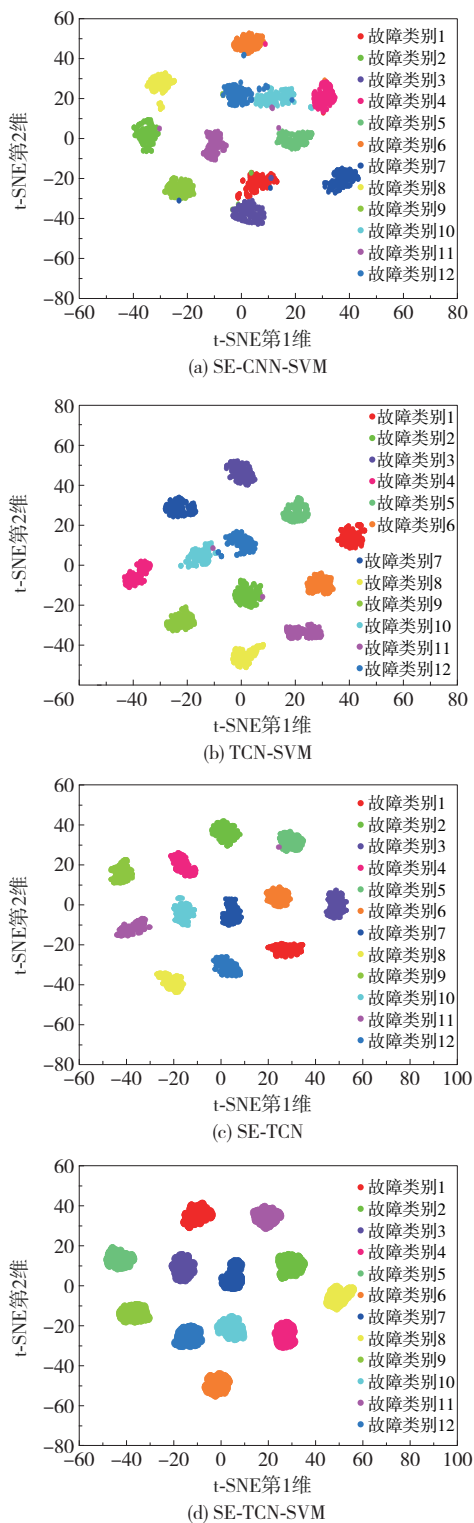


图9 江南大学数据集 t-SNE 结果

Fig. 9 t-SNE results for the Jiangnan University dataset

从图 9 可以看出 SE-CNN-SVM 模型对于部分故障类别的点集存在一定的重叠,TCN-SVM 与 SE-TCN 在某些故障类别上的点集分布过于密集。而 SE-TCN-SVM 模型的 t-SNE 图中,不同故障类别的点集分离最为清晰,各类别之间的界限明确,且几乎没有重叠区域。

为进一步分析模型的分类性能,绘制了江南大学轴承数据集的混淆矩阵,如图 10 所示。由图 10 可以看出,SE-CNN-SVM 模型在某些故障上存在较明显的误分现象,TCN-SVM 模型和 SE-TCN 模型在某些故障上存在误分情况。而 SE-TCN-SVM 的误分情况较少,在江南大学轴承数据集上表现良好,误判率较低,分类效果优于前 3 种模型。

综上所述,SE-TCN-SVM 模型不仅适用于凯斯西储大学的轴承故障数据集,在江南大学的轴承数据集上也有较强的分类能力。TCN 网络能够有效地捕捉长期依赖关系,相较于 CNN 在处理时间序列上更加稳定且有效,在此基础上通过引入 SE 注意力机制,增强了关键特征提取能力,并结合 SVM 分类器优化决策边界,从而显著提高了分类准确率。相比于 SE-CNN-SVM、SE-TCN 和 TCN-SVM,该模型在故障识别的准确性、鲁棒性及泛化能力方面均表现出明显优势。

3 结论

针对轴承振动信号特征提取困难、故障特征难以分类等问题,本文提出一种融合 SE 注意力机制的时序卷积网络与支持向量机结合的轴承故障诊断模型 SE-TCN-SVM。通过在 TCN 网络中引入 SE 注意力机制,增强了模型对关键特征的提取能力,同时利用 SVM 分类器代替传统的 Softmax,提高了模型的分类能力。实验结果表明,SE-TCN-SVM 故障诊断模型在凯斯西储大学轴承数据集上的分类准确率为 98.92%,较 SE-CNN-SVM、TCN-SVM 及 SE-TCN 分别提升 20.8%、12.01% 和 2.04%,在江南大学轴承数据集上的分类准确率为 96.88%,较其他 3 种模型分别提升 11.79%、5.08% 和 2.02%,且训练效率优越,模型分类效果良好。综上所述,基于 SE-TCN-SVM 的轴承故障诊断模型通过 SE 模块优化特征选择能力,结合 SVM 优化分类决策能力,在保证高精度的同时兼具高效性与普适性,为复杂工况下的轴承故障诊断提供了可靠的技术支持。

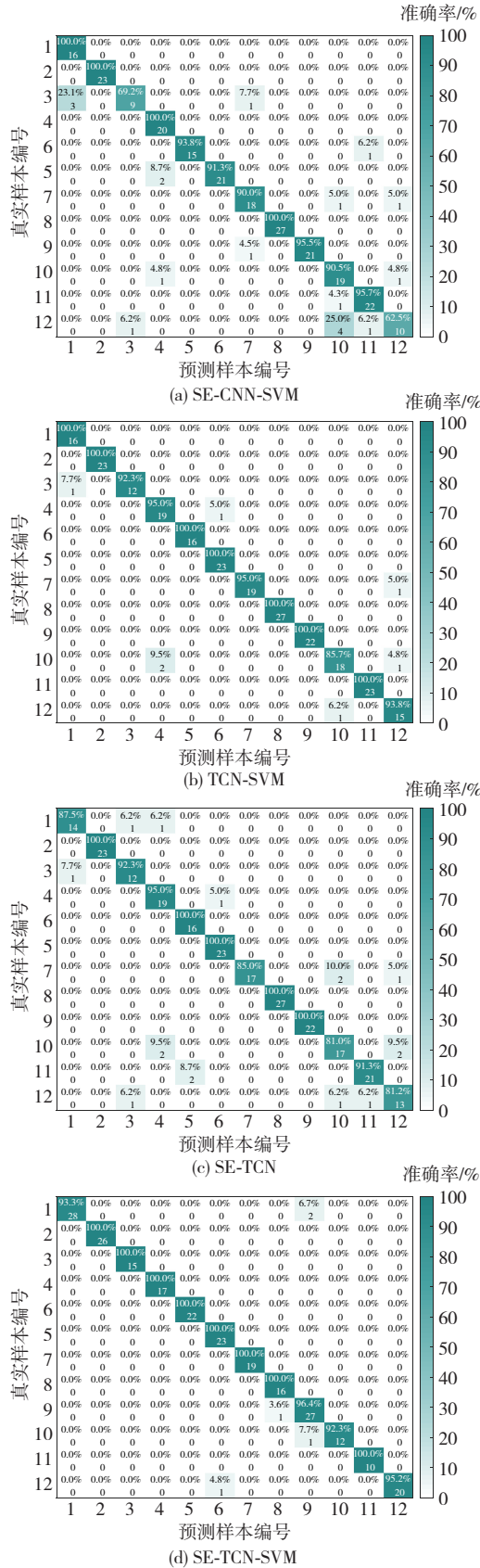


图10 江南大学数据集混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix for the Jiangnan University dataset

参考文献:

- [1] QIAN C H, ZHU J J, SHEN Y H, et al. Deep transfer learning in mechanical intelligent fault diagnosis: application and challenge [J]. Neural Processing Letters, 2022, 54(3): 2509–2531.
 - [2] ZHANG Q S, DING J M, ZHAO W T. An adaptive boundary determination method for empirical wavelet transform and its application in wheelset-bearing fault detection in high-speed trains [J]. Measurement, 2021, 171: 108746.
 - [3] 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.
 - [4] XIA M, LI T, XU L, et al. Fault diagnosis for rotating machinery using multiple sensors and convolutional neural networks [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(1): 101–110.
 - [5] QIAN W W, LI S M, WANG J R. A new transfer learning method and its application on rotating machine fault diagnosis under variant working conditions [J]. IEEE Access, 2018, 6: 69907–69917.
 - [6] ZHAO Y J, ZHOU M L, WANG L, et al. Bearing fault diagnosis with cascaded space projection and a CNN [J]. Control Theory and Technology, 2022, 20: 103–113.
 - [7] SHI H T, SHANG Y J, ZHANG X C, et al. Research on the initial fault prediction method of rolling bearings based on DCAE-TCN transfer learning [J]. Shock and Vibration, 2021, 2021: 5587756.
 - [8] DING L, LI Q. Fault diagnosis of rotating machinery using novel self-attention mechanism TCN with soft thresholding method [J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35: 047001.
 - [9] 史竞成, 吴占涛, 程军圣, 等. 改进自注意力机制的滚动轴承寿命预测方法 [J]. 噪声与振动控制, 2025, 45(2): 90–96, 104.
 - [10] 马敏, 李继伟. 基于SENet双路径多尺度特征融合的ECT图像重建 [J]. 振动与冲击, 2023, 42(7): 180–186.
- MA M, LI J W. ECT image reconstruction algorithm based on SENet dual-path multi-scale feature fusion [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(7): 180–

186. (in Chinese)
- [11] 邓飞跃, 吕浩洋, 顾晓辉, 等. 基于轻量化神经网络 Shuffle-SENet 的高速动车组轴箱轴承故障诊断方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(2): 474-482.
- DENG F Y, LYU H Y, GU X Y, et al. Fault diagnosis of high-speed train axle bearing based on a lightweight neural network Shuffle-SENet[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(2): 474-482. (in Chinese)
- [12] YANG X K, JIANG A Q, JIANG W L, et al. Small-sample fault diagnosis of axial piston pumps across working conditions, based on 1D-SENet model migration[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12: 1430.
- [13] 孟凡念, 杜文辽, 巩晓赞, 等. 基于粒子群优化最小二乘支持向量机的滚动轴承故障识别[J]. 轴承, 2020(12): 43-50.
- MENG F N, DU W L, GONG X Y, et al. Fault recognition of rolling bearings based on LSSVM optimized by particle swarm optimization[J]. Bearing, 2020(12): 43-50. (in Chinese)
- [14] 罗泽虎, 王旭东, 徐桂光, 等. 卷积神经网络联合 SVM 的降水粒子分类[J]. 雷达科学与技术, 2023, 21(4): 391-399, 404.
- LUO Z H, WANG X D, XU G G, et al. Hydrometeor classification based on convolutional neural network combined with SVM[J]. Radar Science and Technology, 2023, 21(4): 391-399, 404. (in Chinese)
- [15] 马玉鹏, 郑茂, 吴勇, 等. 基于神经网络特征提取的 SSA-SVM 船舶目标识别方法[J]. 舰船科学技术, 2023, 45(8): 158-164.
- MA Y P, ZHENG M, WU Y, et al. Based on neural network feature extraction research on SSA-SVM ship target identification method[J]. Ship Science and Technology, 2023, 45(8): 158-164. (in Chinese)

A bearing fault diagnosis method based on SE-TCN-SVM

CHEN ShenXiao SONG JunShuai MAO ZhiWei* JIANG ZhiNong

(Beijing Key Laboratory of Health Monitoring and Self-Recovery for High-End Mechanical Equipment, College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: With the intelligent development of mechanical equipment, bearing fault diagnosis is facing more complex and changeable challenges. Traditional neural networks suffer from redundant features, limited feature recognition, and poor classification performance. To solve these problems, this paper proposes a SE-TCN-SVM bearing fault diagnosis model that combines a squeeze-and-excitation (SE) attention mechanism, a temporal convolutional network (TCN), and a support vector machine (SVM). By introducing the squeeze-and-excitation module, the model can adaptively enhance the weights of key channel features and optimize the modeling ability of TCN for the long-term dependence of vibration signals. The SVM classifier is used instead of Softmax to improve the robustness of sample classification by using its structural risk minimization characteristics. Experiments on bearing datasets from Case Western Reserve University and Jiangnan University show that the classification accuracy of SE-TCN-SVM reaches 98.92% and 96.88%, respectively. Compared with other benchmark models, it achieves better classification performance, faster training efficiency, and is suitable for different bearing data. This method enhances feature selection through the SE attention mechanism and improves generalization performance by combining SVM classifier. Our method provides a highly accurate, efficient, and adaptable solution for bearing fault diagnosis under complex working conditions.

Key words: bearing fault diagnosis; temporal convolutional network; squeeze-and-excitation attention mechanism; support vector machine

(责任编辑:吴万玲)