

基于迁移 QCNN 的孪生网络轴承故障诊断方法

王 军, 张维通, 闫正兵, 朱志亮

(温州大学 电气数字化设计技术国家地方联合工程研究中心, 浙江 温州 325035)

摘要: 轴承故障诊断对于降低旋转机械的损坏风险, 进一步提高经济效益具有重要意义; 深度学习在轴承故障诊断中应用广泛, 但是深度学习模型在训练与测试时容易受到噪声的干扰导致性能下降; 并且轴承的工况变化频繁, 不同工况下的数据采集困难; 对此, 提出了一种基于迁移 QCNN 的孪生网络轴承故障诊断方法, 先预训练 QCNN 获取具有较强判别性的模型参数, 将预训练的参数迁移到 QCNN 作为子网络的孪生网络中, 然后正常训练孪生网络获取模型, 最后将测试数据与故障数据组成数据对输入模型, 即可得到测试数据的故障类型; 该方法将 QCNN 与孪生网络相结合, QCNN 中的 Quadratic 神经元具有强大的特征提取能力, 孪生网络共享权重和相对关系的训练方式, 使得模型可以缓解噪声和工况数据不平衡问题的影响; 实验结果显示, 相较于传统机器学习模型和 QCNN 等模型, 所提出方法在面对噪声和工况数据不平衡问题表现更好。

关键词: 迁移; QCNN; 孪生网络; Quadratic 神经元; 故障诊断

Twin Network-based Bearing Fault Diagnosis Method Based on Transfer QCNN

WANG Jun, ZHANG Weitong, YAN Zhengbing, ZHU Zhiliang

(National-Local Joint Engineering Research Center of Electrical Digital Design Technology,
Wenzhou University, Wenzhou 325035, China)

Abstract: It is of great significance for bearing fault diagnosis to reduce the risk of damage in rotating machinery and further improve economic benefits. Deep learning is widely used in bearing fault diagnosis, but deep learning models are prone to noise interference during training and testing, leading to performance degradation. Moreover, because the operating conditions of bearings change frequently, it is difficult to collect the data in different conditions. To address this issue, a bearing fault diagnosis method based on transfer quadratic convolutional neural network (QCNN) and Siamese network is proposed. Firstly, the QCNN is pre-trained to obtain the parameters of the model with strong discrimination. Then, the pre-trained parameters are transferred to the QCNN as a sub-network in the Siamese network. And then, the Siamese network is trained to obtain the model. Finally, the test data and fault data are combined to form the input of data pairs to the model, which obtains the fault type of the test data. This method combines the QCNN with the Siamese network, where the quadratic neurons of the QCNN have powerful feature extraction capabilities, and the Siamese network is trained with the shared weights and relative relationships, which alleviates the impact of noise and the data of imbalanced operating conditions. Experimental results show that compared to the traditional machine learning models and QCNN, the proposed method has a better performance in dealing with noise and imbalanced operating condition data.

Keywords: transfer; QCNN; Siamese network; quadratic neuron; fault diagnosis

0 引言

在工业互联网下游, 工业机器人等旋转机械因其高效的生产力和自动化等一系列因素被广泛应用。但旋转机械长期在高转速、重负荷和强冲击的条件下工作, 难免出现故障。一旦出现故障将耗时耗力, 并还会造成大量的经济损失。据文献 [1] 研究发现轴承故障占电机驱动系统故障的 40% 左右。因此, 轴承故障诊断对提高旋转机械的可靠性, 避免经济损失具有重要意义。检测轴承故障的一种常

用的方法是用测量仪器附着在电机轴上采集轴承的振动信号, 分析振动信号。轴承故障诊断方法可分为两大类: 基于信号处理的方法和驱动驱动的方法^[2]。基于信号处理的方法就是利用傅里叶变换^[3]、短时傅里叶变换^[4]、Hilbert-Huang 变换^[5-6]等将时域序列信号变换到频域, 然后捕捉频域特征进行故障判别。但这种方法需要先验知识和处理复杂的信号困难^[7], 且不智能也不可扩展。驱动驱动的方法, 基于收集和分析大量数据来解决问题的方法。机器

收稿日期: 2023-08-07; 修回日期: 2023-09-12。

基金项目: 温州市科研项目(ZF2022003); 工业控制技术国家重点实验室开放课题(ICT2022B65)。

作者简介: 王 军(1994-), 男, 硕士研究生。

朱志亮(1982-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师。

通讯作者: 闫正兵(1983-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师。

引用格式: 王 军, 张维通, 闫正兵, 等. 基于迁移 QCNN 的孪生网络轴承故障诊断方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(4): 1-7, 21.

学习和深度学习因能够自动学习和发现故障模式，并捕捉复杂关系，从而提高故障诊断的准确性和效率，被广泛应用于轴承故障诊断，特别是深度学习。例如：文献 [8] 提出了一种将一维时域信号转化为二维图像，然后使用 LeNet-5 网络对这些图像进行分类的方法，并取得了较好分类的效果。文献 [9] 提出了一种基于残差注意力卷积神经网络 (CSRA-CNN) 的迁移学习算法，用于提高滚动轴承的故障诊断精度。文献 [10] 提出一种新的深度学习新方法，即深度残差收缩网络，以提高对高噪声振动信号的特征学习能力，达到较高的故障诊断精度。文献 [11] 提出一种基于 CNN-BiGRU 孪生网络的轴承故障诊断方法缓解传统深度神经网络在小样本情况下容易出现过拟合现象的问题。文献 [12] 提出了迁移堆栈自编码器的轴承故障诊断，可以缓解在实际中不同工况下含标注的监测数据严重缺乏，导致智能故障诊断的模型难以有效构建的问题。文献 [13] 提出 WDCNN 模型，该模型在第一层采用宽卷积核作为 1D 信号的信号提取器，在多个轴承故障基准测试中取得了满意的结果。由于 WDCNN 模型对轴承故障诊断的优异性能，文献 [14] 和文献 [15] 基于 WDCNN 设计了更先进的模型。随着深度学习中各种注意力模块的出现文献 [16-18] 在 1D-CNN 中加入不同注意力模块，帮助模型关注故障特征，进一步增强特征提取能力，不仅提高了网络的分类精度，而且使网络具有可解释性。文献 [19] 将注意力模块融合到 MSCNN-BiLSTM 模型，提升了模型的特征提取能力。文献 [20] 提出将卷积注意力模块与残差网络结合和多注意头的 Transformer 的轴承故障诊断。

尽管深度学习模型在轴承故障检测方面取得了很大的进步，但深度学习模型在轴承故障诊断的应用中，仍然存在如下两方面问题：

1) 抗噪性，信号被噪声严重影响时，深度学习模型的性能会急剧下降^[21]。

2) 工况数据不平衡，轴承的工况变换频繁，不同样本数据采集困难，很难收集到足够多的某类故障样本。

针对上述问题，本文提出基于迁移 QCNN 的孪生网络轴承故障诊断方法，预训练 QCNN (quadratic convolutional neural network) 获取判别性强的模型参数，然后将参数迁移到孪生网络中，然后正常训练孪生网络获取模型，最后将测试数据与故障数据组成数据对输入模型，即可得到测试数据的故障类型。该方法将 QCNN 与孪生网络相结合，其中 QCNN 模型的 Quadratic 神经元^[22]具有很高的特征提取能力，孪生网络具有一定的抗噪性，将 QCNN 模型的 Quadratic 神经元与孪生网络结合可以使模型更具有抗噪性。此外，孪生网络共享参数可以学习共同特征，在加上 Quadratic 神经元强大的特征提取能力可以缓解工况数据不平衡问题。

1 Quadratic 神经元与孪生网络

1.1 Quadratic 神经元

受生物神经系统中神经元多样性的启发，文献 [22]

提出了一种新的神经元类 Quadratic 神经元，以促进深度学习中的神经元多样性。Quadratic 神经元在非线形激活前对输入向量进行两个内积和一个幂项内积进行积分。Quadratic 神经元数学如式 (1) 所示：

$$\sigma(h(x)) = \sigma\left[\left(\sum_{i=1}^n w_i^r x_i + b^r\right)\left(\sum_{i=1}^n w_i^s x_i + b^s\right) + \sum_{i=1}^n w_i^b x_i^2 + c\right] = \sigma\left[(x^T w^r + b^r)(x^T w^s + b^s) + (x \odot x)^T w^b + c\right] \quad (1)$$

式中， $\sigma(\cdot)$ 为非线形激活函数， \odot 为哈达玛积， w^r, w^s, w^b 为权重向量， b^r, b^s, c 为偏置，Quadratic 神经元的参数为 $3n$ ，较一般的二阶神经元的参数更少。Quadratic 神经元是一种具有增强表示能力的神经元，它的增强并不是通过增加参数来实现的，而是通过引入额外的非线性计算来实现的。与传统神经元不同，传统神经元的非线性映射仅由激活函数提供，而二次神经元通过使用二次聚合函数来添加额外的非线性映射。如果采用相同的 Relu 激活函数的情况，传统神经元的组合只能得到分段线性函数，而二次神经元可以得到分段多项式函数。因此，Quadratic 神经元较传统的机器学习算法有更强的特征提取能力和泛化能力，可以更好提取共同特征和额外特征。

1.2 孪生网络

孪生网络 (Siamese Network) 是一种特殊的神经网络结构，其由具有相同结构的两个神经网络作为子网络组成^[23]。孪生网络的两个子网络共享权重 (结构和参数相同)^[24]，其通过两个子网络并生成两列特征向量，计算特征向量之间相似度^[25]，其表达如式 (2) 所示：

$$f(x, z) = f(\varphi(x) - \varphi(z)) + b \quad (2)$$

式中， $\varphi(x), \varphi(z)$ 分别表示输入向量 x, z 经过 $\varphi(\cdot)$ 进行特征提取后的特征， b 表示偏移量。孪生网络共享权重提取故障的共同特征，可以缓解工况数据不平衡问题。共享权重和相对关系的训练方式，使得孪生网络在处理带有噪声的数据时能够保持较好的性能。孪生网络主要用于处理相似性比较和度量学习的任务，如人脸识别、图像检索、文本相似性判断等。

2 基于迁移 QCNN 的孪生网络轴承故障诊断方法

针对深度学习模型在轴承故障诊断中存在抗噪性不足，工况数据不平衡等问题，本文提出了一种基于迁移 QCNN 的孪生网络轴承故障诊断方法，先预训练 QCNN 获取具有较强判别性的模型参数，将预训练的参数迁移到 QCNN 作为子网络的孪生网络中，然后正常训练孪生网络获取模型，最后将测试数据与故障数据组成数据对输入模型，即可得到测试数据的故障类型。如图 1 所示，孪生网络双输入的结构，使其训练与测试的方式与正常模型有所不同，其训练流程包括：预训练 QCNN 网络、参数迁移及模型训练 3 大部分。

1) 预训练 QCNN，将数据划分不同数据集，归一化，以 256 批量，输入到 5 层 Q 卷积和池化，然后经 Flatten 层

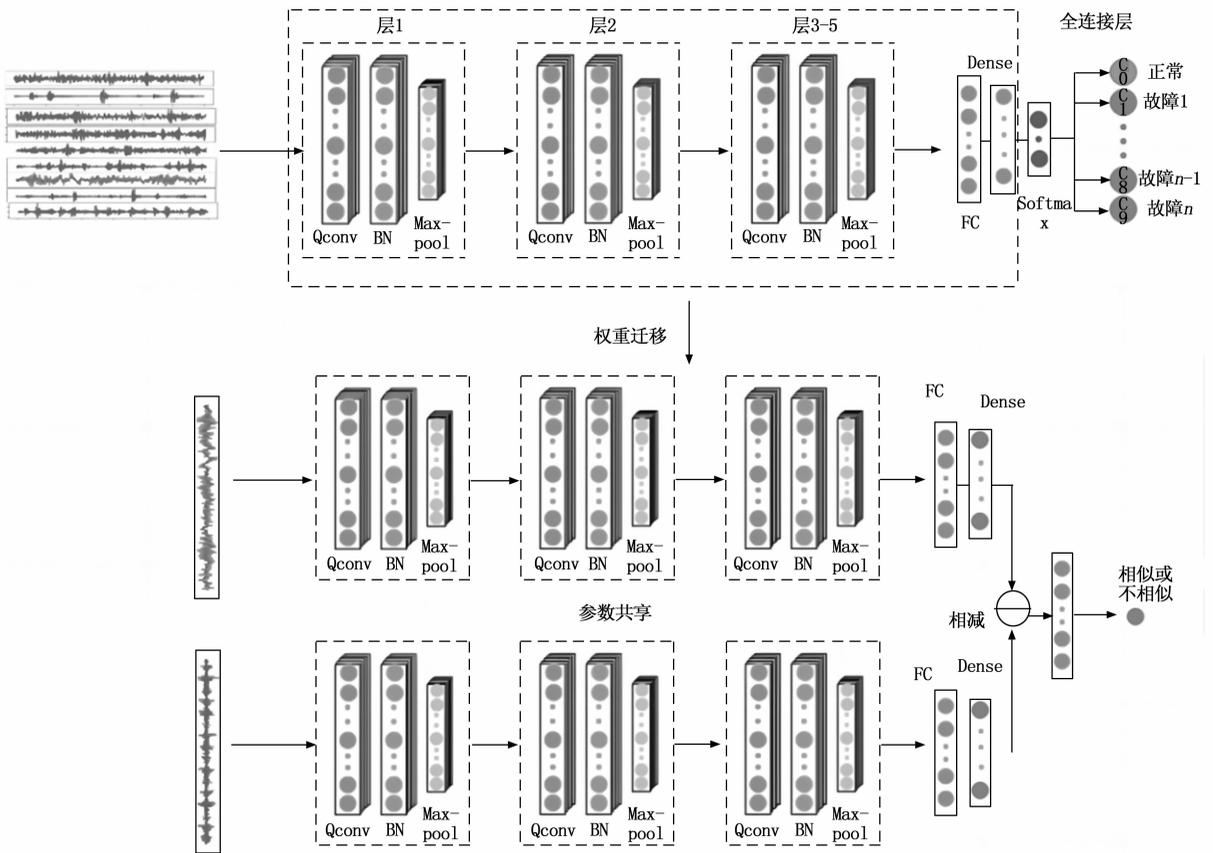


图 1 基于迁移 QCNN 孪生网络训练图

展开, Dense 层压缩为 100×1 的向量, 在经 softmax 层输出 one-hot 编码, 最后使用 categorical_crossentropy 损失函数和 Adam 优化器优化参数。

2) 参数迁移, 将训练好的 QCNN 中的 5 层 Q 卷积层和池化层、Flatten 层及 Dense 层的参数迁移到孪生网络的主干网络上, 并使两支主干网络的参数共享, 其中将预训练的权重迁移到孪生网络中, 使孪生网络具有判别性强的初始参数, 提高模型精度。

3) 模型训练, 首先, 将归一化的数据, 进行正负样本匹配。

$$X = \{(x_1^1, x_1^2, y_1), (x_2^1, x_2^2, y_2) \dots (x_n^1, x_n^2, y_n)\} \quad (3)$$

式中, x_1^1, x_1^2 表示第一个数据对的一对数据, y_1 表示第一个数据对的标签, 以此类推 $(x_n^1, x_n^2), y_n$ 分别表示第 n 个数据对及其标签, 其中数据对 (x_n^1, x_n^2) 不相同 y_n 为 0, 相同 y_n 为 1。

然后, 将数据对以 32 批量, 输入到主干网络中经过 5 层的 Q 卷积和池化, 然后经过 Flatten 层展开, 在进 Dense 层压缩成 $(100, 1)$ 的特征向量, 根据式 (4) 得到距离度量 $d_j^2(x_i^1, x_i^2)$, 并根据式 (5) 计算数据对相似度。

$$d_j^2(x_i^1, x_i^2) = \|f(x_i^1) - f(x_i^2)\| \quad (4)$$

式中, $d_j^2(x_i^1, x_i^2)$ 表示第 i 个数据对的特征距离, $f(x_i^1), f(x_i^2)$ 分别表示数据对中每个数据经过模型后提取的特征。

$$P(x_i^1, x_i^2) = \text{sigm}(d_j^2(x_i^1, x_i^2)) \quad (5)$$

式中, $p(x_i^1, x_i^2)$ 表示第 i 个数据对相似概率, $\text{sigm}(d_j^2(x_i^1, x_i^2))$ 表示第 i 个数据对的距离经过一个激活函数为 sigmoid 的全连接层转化为概率。

最后, 使用式 (6) 的二元交叉熵损失函数和 Adam 优化器优化参数, 其参数如式 (7)、(8) 所示:

$$L(x_i^1, x_i^2, t^i) = t^i \lg(P(x_i^1, x_i^2)) + (1 - t^i) \times \lg(1 - P(x_i^1, x_i^2)) + \lambda^T \|\mathbf{w}\|^2 \quad (6)$$

式中, $t^i = y(x_i^1, x_i^2)$ 表示第 i 个数据对 x_i^1, x_i^2 标签, 当是第 i 个数据对为同类时, t^i 为 1, 不同类时, t^i 为 0。 λ^T 表示正则化参数, $\|\mathbf{w}\|^2$ 表示 L2 范式权重。

$$\mathbf{w}_{kj}^T(x_i^1, x_i^2) = \mathbf{w}_{kj}^T + \Delta \mathbf{w}_{kj}^T(x_i^1, x_i^2) + 2\lambda_j \|\mathbf{w}_{kj}\| \quad (7)$$

$$\Delta \mathbf{w}_{kj}^T(x_i^1, x_i^2) = -\eta_j \eta_{kj}^T + \mu_j \Delta \mathbf{w}_{kj}^{T-1} \quad (8)$$

式中, $\Delta \mathbf{w}_{kj}^T(x_i^1, x_i^2)$ 表示权重的更新, $\nabla \mathbf{w}_{kj}^T$ 表示第 T 层的第 j 个神经元和连续层的第 k 个神经元之间权值的偏导数。 η_j 为学习率, μ_j 为学习动量。

其测试方法: 将测试集的数据分别与不同故障的数据组成数据对输入到训练好的模型中, 得到数据与不同故障数据的相似度, 相似度最大的故障类型, 为该数据的故障类型, 如式 (9):

$$Y = \text{argmax}(p_1, p_2 \dots p_n) \quad (9)$$

式中, Y 为故障类别, p_i 为数据与故障 i 的相似度。

3 实验与结果

本文使用 CWUR 的滚动轴承数据集进行了抗噪性和工

况数据不平衡验证, 引用江南大学的轴承数据集进一步验证本文所提方法对轴承故障的识别性能。

3.1 CWUR 数据集验证

3.1.1 CWUR 数据集介绍

CWUR^[26] 轴承数据包含正常数据 8 组、外圈损伤数据 53 组、内圈损伤数据 23 组及滚动体损伤数据 11 组。本实验使用 CWUR 轴承数据中的深沟球轴承型号为 SKF6205、采样频率 48 kHz、负载 0 HP 转速 1 797 r/min、负载 1 HP 转速 1 772 r/min、负载 2 HP 转速 1 750 r/min、负载 3 HP 转速 1 730 r/min 的数据验证本文方法。首先根据负载和转速的不同的工况, 本文将数据根据负载分为 A、B、C、D 共 4 个不同工况的数据集, 并且根据轴承的故障的位置和损伤尺寸将每个工况分为 9 类故障和一类正常数据, 共 10 类(故障类型如表 1 所示), 其中每类数据约有 2 万。本文以长度为 2 048 的窗口, 28 的步长, 滑动采样, 每类采样 900 样本, 700 为训练样本, 200 为测试样本, 其中滑动窗口设置为 2 048 可以防止轴承数据特征丢失, 提高故障诊断精度。

表 1 故障类型

故障位置	损失尺寸/mm	标签
内圈	0.178	0
滚动体	0.178	1
外圈	0.178	2
内圈	0.356	3
滚动体	0.356	4
外圈	0.356	5
内圈	0.533	6
滚动体	0.533	7
外圈	0.533	8
正常	0	9

3.1.2 单工况场景实验

本文使用 A、B、C、D 数据集验证所提方法在不同工况情况下故障诊断的效果, 并与传统机器学习支持向量机(SVM)、神经网络 FFNN(前馈神经网络)和最近提出的 WDCNN、QCNN 深度学习网络模型以及未迁移的孪生网络模型, 进行试验对比分析, 其中 QCNN 的参数与 WDCNN 类似, 区别是 WDCNN 的参数卷积层为一般卷积, QCNN 的卷积是 Q 卷积, QCNN 模型参数设置如表 2 所示。

试验结果如图 2 所示, 本文模型较传统机器学习等模型具有更好的故障识别效果。其中本文模型在不同工况下的故障诊断精度的平均值最高, 达到了 99.48%, 较 SVM 提升了 23.33%, 较 FFNN 提升了 20.4%, 较 WDCNN 提升了 0.68%, 较 QCNN 提升了 0.4%, 较未迁移的孪生网络模型提升了 0.36%。

表 2 QCNN 模型参数设置

层名称	核大小	步长	核数量	输出维度
Q 卷积 1	64×1	16×1	16×3	128×16
池化 1	2×1	2×1	16	64×16
Q 卷积 2	3×1	1×1	32×3	64×32
池化 2	2×1	2×1	32	32×32
Q 卷积 3	3×1	1×1	64×3	32×64
池化 3	2×1	2×1	64	16×64
Q 卷积 4	3×1	1×1	64×3	16×64
池化 4	2×1	2×1	64	16×64
Q 卷积 5	3×1	1×1	64×3	6×64
池化 5	2×1	2×1	64	3×64
Flatten	将特征向量展开			
Dense	100 个单元			100×1
Softmax	10 个单元			10×1

3.1.3 噪声实验

在实际工作场景中, 轴承振动数据采集往往伴随着杂音, 而大多数深度学习模型在有噪声信号影响下的故障识别率往往不是很理想。对此, 本文将 QCNN 与孪生网络结合, QCNN 中的 Quadratic 神经元较一般卷积可以更好的提取轴承振动信号特征, 孪生网络的结构可以抑制噪声, 两者结合就使得本文模型具有更好的抗噪性。为了模拟实际应用中不同噪声水平下的数据情况, 本文为数据分别添加信噪比为 -6、-4、-2、0、2、4、6 的高斯白噪声, 模拟不同噪声环境, 验证本文模型在不同噪声环境下的性能, 模拟从 -6~6 共 7 个级别的信噪比的高斯白噪声, 包括了较低的到高的信噪比情况覆盖一定范围内的噪声强度。这样可以更全面地考察模型对不同噪声水平下的处理能力, 进而提高模型的鲁棒性和应用性。其中信噪比(SNR)定义为信号功率与噪声功率之比, 其表达式如式(10)所示:

$$SNR_{db} = 10\lg(P_{\text{signal}}/P_{\text{noise}}) \quad (10)$$

式中, P_{signal} , P_{noise} 分别为信号和噪声的功率。

实验结果如表 3 所示, 电机负载为 0 HP(数据集 A)

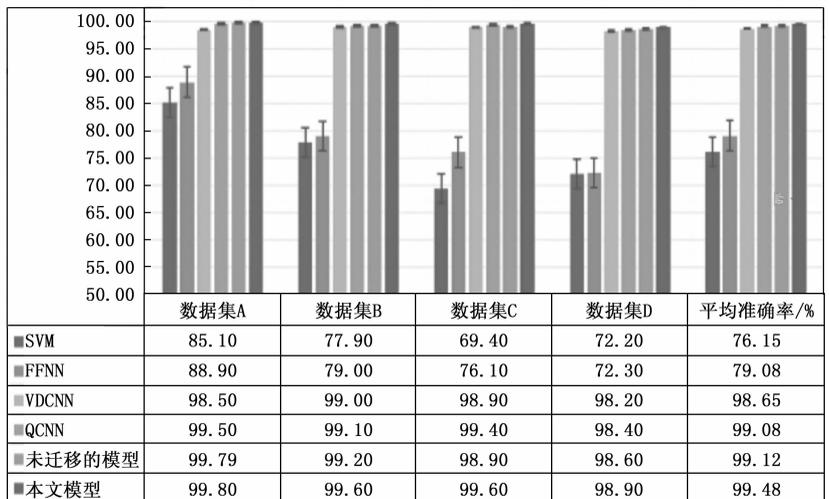


图 2 模型精度对比图

表 3 噪声实验表

数据集	方法	SNR							平均准确率 /%
		-6	-4	-2	0	2	4	6	
A	WDCNN	93.10	93.30	93.40	95.70	96.10	98.30	98.40	95.47
	QCNN	94.00	94.50	95.80	97.80	99.00	99.20	99.50	97.16
	未迁移的模型	94.45	95.60	96.90	98.07	99.10	99.19	99.65	97.77
	本文方法	95.10	96.40	97.10	98.20	99.20	99.20	99.70	97.84
B	WDCNN	85.80	90.30	91.90	92.10	94.30	97.00	98.10	92.79
	QCNN	89.50	91.20	94.00	95.10	96.30	98.30	99.00	94.77
	未迁移的模型	89.72	91.16	93.82	95.60	97.00	98.31	99.13	94.96
	本文方法	90.20	91.50	94.50	96.20	97.20	98.40	99.60	95.37
C	WDCNN	90.70	93.70	93.30	93.50	94.00	95.20	96.50	93.84
	QCNN	90.10	92.20	93.40	93.80	94.20	96.10	97.80	93.94
	未迁移的模型	90.49	93.41	94.27	94.73	95.30	96.95	97.94	94.73
	本文方法	91.00	93.80	94.50	95.00	96.10	97.50	98.50	95.20
D	WDCNN	90.60	92.40	93.10	94.50	95.90	96.00	97.50	94.29
	QCNN	92.80	93.50	94.40	95.70	96.80	97.10	98.20	95.50
	未迁移的模型	91.50	92.84	94.26	96.40	97.10	97.82	98.41	95.48
	本文方法	93.10	93.20	95.40	96.60	97.90	98.10	98.80	96.16

下, 本文模型对不同噪声的平均准确率最高, 为 97.84%, 较 WDCNN 模型提高了 2.37%, 较 QCNN 提高了 0.68%, 较未迁移的孪生网络模型提高了 0.07%。电机负载为 1 HP (数据集 B) 下, 本文模型对不同噪声的平均准确率最高, 为 95.37%, 较 WDCNN 模型提高了 2.58%, 较 QCNN 提高了 0.6%, 较未迁移的孪生网络模型提高了 0.41%。电机负载为 2 HP (数据集 C) 下, 本文模型对不同噪声的平均准确率最高, 为 95.20%, 较 WDCNN 模型提高了 1.36%, 较 QCNN 提高了 1.26%, 较未迁移的孪生网络模型提高了 0.47%。电机负载为 3 HP (数据集 D) 下, 本文模型对不同噪声的平均准确率最高为 96.16%, 较 WDCNN 模型提高了 1.87%, 较 QCNN 提高了 0.66%, 较未迁移的孪生网络模型提高了 0.68%。

本文以 0 HP 工况和 -6 SNR 的白高斯噪声的数据下模型为例, 使用混淆矩阵查看本文所提模型对每类故障诊断情况, 与 WDCNN、QCNN、未迁移的孪生网络模型对每类故障诊断情况进行对比分析, 展示所提模型的有效性。如图 3 所示, 添加 -6 SNR 的白高斯噪声的数据使所有模型对故障 2 的故障识别影响较大, 其中本文模型受 -6 SNR 的白高斯噪声影响较小, 对故障 2 的识别率最高。同时,

本文使用 T-SNE 算法对 WDCNN 模型、QCNN 模型、未迁移的孪生网络模型和本文所提模型提取的 0 HP 工况和 -6 SNR 噪声下轴承数据的特征进行数据降维可视化, 如图 4 所示, 在 0 HP 工况和添加 -6 SNR 的白高斯噪声的数据下, 本文模型提取的特征, 在特征空间中的同类分布, 较 WDCNN 模型、QCNN 模型提取和未迁移的孪生网络模型的同类特征分布更紧凑, 类与类之间距离更分明。

3.1.4 工况数据不平衡实验

在实际的工作场景下, 轴承的工况往往随着机器实现的任务的不同而不同的, 轴承的工况变换频繁, 不同样本数据采集困难, 因此很难收集到某类故障足够多的样本。而深度学习模型要准确识别某类故障, 需要大量的数据训练模型。而数据迁移可以有效缓解工况数据不平衡问题, 即变工况, 使用有足够的数据的工况数据预训练, 在使用数据不足的工况数据稍微训练, 本文使用所提模型进行变工况故障试验, 可以缓解实际工作场景下工况数据不平衡问题, 即分别在 A、B、C、D 数据集下训练模型, 然后将模型迁移到不同工况下, 用该工况的 20% 数据再进行重新训练测试。如 A→B 表示在数据集 A 下训练模型, 然后用 B 数据集的 20% 数据再进行训练测试。其试验结果如图 5 所

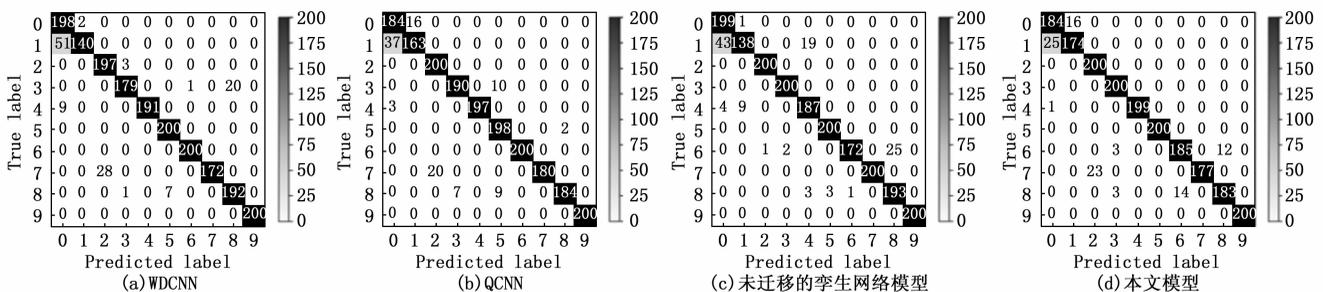


图 3 WDCNN、QCNN 与本文模型的混淆矩阵

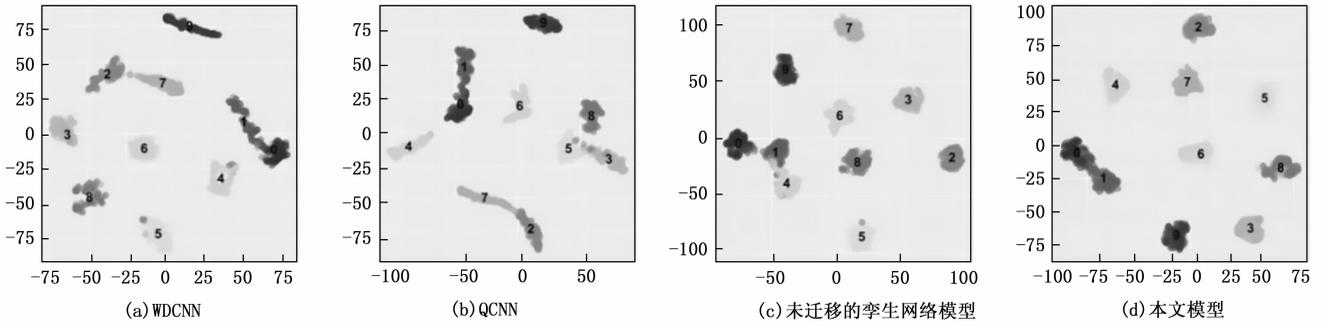


图 4 WDCNN、QCNN 与本文模型的特征降维可视化图

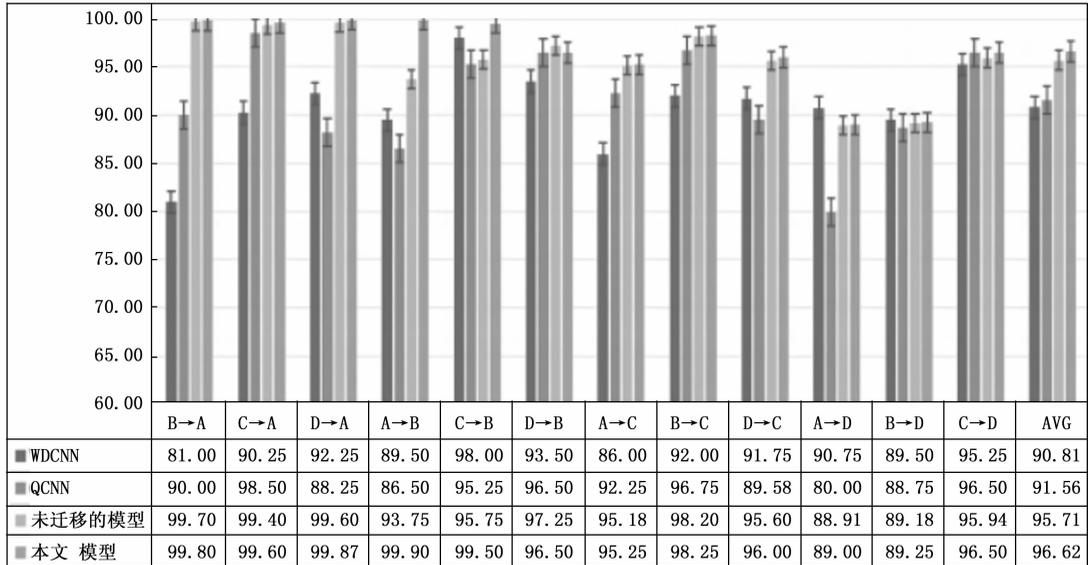


图 5 工况迁移图

示, 本文所提方法平均准确率最高, 达到了 96.62%, 较 WDCNN 提高了 5.81%, 较 QCNN 提高了 5.06%, 较未迁移的孪生网络模型提高了 0.91%。

3.2 轴承数据集验证

为了验证本文模型对其他轴承数据也有很好故障识别性能, 引用了江南大学的轴承数据集进一步验证^[27]。江南大学轴承数据集包含 600 r/min、800 r/min、1 000 r/min 转速的正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障滚动轴承振动数据。本文根据滚动轴承的故障位置和转速, 将数据划分为 3 个数据集 E、G、F, 每个数据集有 3 类故障和 1 类正常数据, 共 4 类 (故障类型如表 4 所示)。本文以长度为 2 048 的滑动窗口, 28 的步长, 对数据进行滑动采样, 每类采样 900 样本, 700 为训练样本, 200 为测试样本。

表 4 故障类型

故障位置	标签
内圈	0
外圈	1
滚动体	2
正常	3

本文模型对江南大学轴承数据集的故障诊断效果, 如图 6 所示: 本文模型在不同工况下的平均准确率最高为 99.03%, 较 WDCNN 提升了 2.47%, 较 QCNN 提升了 0.43%, 较未迁移的孪生网络模型提升了 0.36%, 其中在数据集 E (600 r/min) 下模型故障识别率达到 98.4%, 较 WDCNN 提升了 1.6%, 较 QCNN 提升了 0.4%, 较未迁移的孪生网络模型提升了 0.2%, 在数据集 F (800 r/min) 下模型故障识别率达到 99.82%, 较 WDCNN 模型提升了 1.42%, 较 QCNN 提升了 0.02%, 较未迁移的孪生网络模型提升了 0.01%, 数据集 G (1 000 r/min) 下模型故障识别率达到 98.9%, 较 WDCNN 提升了 4.4%, 较 QCNN 提升了 0.9%, 较未迁移的孪生网络模型提升了 0.9%。

4 结束语

针对基于深度学习的轴承故障方法的精度易受噪声影响和采集大量不同工况的数据困难等问题。本文提出了一种基于迁移 QCNN 的孪生网络的轴承故障诊断方法, 先预训练 QCNN 获取具有较强判别性的模型参数, 将预训练的参数迁移到 QCNN 作为子网络的孪生网络中, 然后正常训练孪生网络获取模型, 最后将测试数据与故障数据组成数

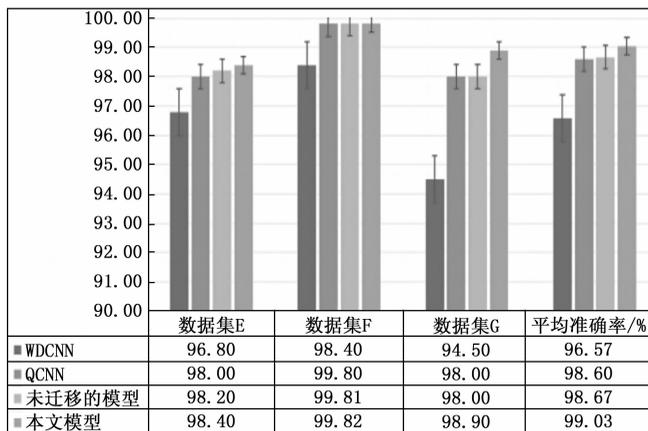


图 6 江南大学数据集下模型精度

据对输入模型, 即可得到测试数据的故障类型。其中 QCNN 中的 Quadratic 神经元具有很高的特征提取能力, 孪生网络具有一定的抗噪性, 将 QCNN 的 Quadratic 神经元与孪生网络相结合使模型更具有抗噪性, 另外孪生网络因结构优势可以更好的缓解工况数据不平衡问题。对此, 本文进行的单工况、噪声、工况数据不平衡试验验证方法的有效性。实验结果表明: 本文所提模型相对其他模型在相同噪声下具有更好的性能, 在相同的工况迁移情况下的效果更好, 最后, 本文还引用江南大学轴承数据集进一步验证所提方法对轴承故障的识别性能, 结果显示, 本文方法在其他轴承数据集上的故障识别性能也很好。

参考文献:

- [1] BONNETT A, YUNG C. Increased efficiency versus increased reliability [J]. IEEE Industry Applications Magazine, 2008, 1 (14): 29-36.
- [2] DING Y, ZHUANG J, DING P, et al. Self-supervised pre-training via contrast learning for intelligent incipient fault detection of bearings [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 218: 108126.
- [3] PANDARAKONE S E, MASUKO M, MIZUNO Y, et al. Deep neural network based bearing fault diagnosis of induction motor using fast Fourier transform analysis [C] //2018 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE). IEEE, 2018: 3214-3221.
- [4] GAO H, LIANG L, CHEN X, et al. Feature extraction and recognition for rolling element bearing fault utilizing short-time Fourier transform and non-negative matrix factorization [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2015, 28 (1): 96-105.
- [5] OSMAN S, WANG W. A normalized Hilbert-Huang transform technique for bearing fault detection [J]. Journal of Vibration and Control, 2016, 22 (11): 2771-87.
- [6] RAI V, MOHANTY A. Bearing fault diagnosis using FFT of intrinsic mode functions in Hilbert-Huang transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21 (6): 2607

- 15.
- [7] ZHANG A, LI S, CUI Y, et al. Limited data rolling bearing fault diagnosis with few-shot learning [J]. IEEE Access, 2019, 7: 895-904.
- [8] WEN L, LI X, GAO L, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65 (7): 5990-5998.
- [9] 赵 靖, 杨绍普, 李 强, 等. 一种残差注意力迁移学习方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 中国机械工程, 2023, 34 (3): 332-43.
- [10] ZHAO M, ZHONG S, FU X, et al. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16 (7): 4681-90.
- [11] 赵志宏, 吴冬冬, 窦广鉴, 等. 一种基于 CNN-BiGRU 孪生网络的轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2023, 42 (6): 166-171.
- [12] 贾美霞, 韩宝坤, 王金瑞, 等. 基于迁移堆栈自编码器的轴承故障诊断方法 [J]. 噪声与振动控制, 2021, 41 (6): 84-90.
- [13] ZHANG W, PENG G, LI C, et al. A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals [J]. Sensors, 2017, 17 (2): 425.
- [14] WANG H, LIU Z, PENG D, et al. Understanding and learning discriminant features based on multiattention 1DCNN for wheel set bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions On Industrial Informatics, 2020, 16 (9): 5735-5745.
- [15] SHENFIELD A, HOWARTH M. A novel deep learning model for the detection and identification of rolling element-bearing faults [J]. Sensors, 2020, 20 (18): 5112.
- [16] LI X, ZHANG W, DING Q. Understanding and improving deep learning-based rolling bearing fault diagnosis with attention mechanism [J]. Signal Processing, 2019, 161: 136-154.
- [17] YANG Z B, ZHANG J P, ZHAO Z B, et al. Interpreting network knowledge with attention mechanism for bearing fault diagnosis [J]. Applied Soft Computing, 2020, 97: 106829.
- [18] WANG H, XU J, YAN R, et al. Intelligent bearing fault diagnosis using multi-head attention-based CNN [J]. Procedia Manufacturing, 2020, 49: 112-8.
- [19] 谢扬筱, 王国强, 石念峰, 等. 融合注意力机制的 MSCNN-BiLSTM 滚动轴承故障诊断方法 [J/OL]. 轴承: 1-9 [2023-09-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1148.th.20230418.1421.002.html>.
- [20] 李秋婷, 王秀青, 解 飞, 等. 基于注意力机制的滚动轴承故障诊断方法研究 [J/OL]. 轴承: 1-14 [2023-09-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1148.TH.20221214.1132.002.html>.
- [21] LIAO J X, DONG H C, SUN Z Q, et al. Attention-embedded quadratic network (attention) for effective and interpretable bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-13.

(下转第 21 页)