◀专题论文▶

基于MKMC-ResCNN的页岩气压缩机故障诊断*

王 欣 李治钢 李定夏 吕卓伦 王 华 陈 明 唐 伟
（中国石油集团川庆钻探川庆页岩气项目经理部）

王欣，李治钢，李定夏，等. 基于MKMC-ResCNN的页岩气压缩机故障诊断［J］. 石油机械，2025，53（10）：64-71.

Wang Xin，Li Zhigang，Li Dingxia，et al. Fault diagnosis of shale gas compressor based on MKMC-ResCNN［J］. China Petroleum Machinery，2025，53（10）：64-71.

摘要：页岩气压缩机作为核心设备其智能故障诊断对保障能源安全生产具有重大意义。针对传统诊断方法在复杂工况下面临的特征提取能力不足、多源信号融合效率低等问题，提出基于多尺度核多通道残差卷积神经网络（MKMC-ResCNN）的页岩气压缩机智能诊断方法。通过构建融合3×3、5×5、7×7等3种卷积核的并行残差模块，实现多尺度振动特征的层次化提取；采用跨通道特征融合机制整合六维传感器数据，增强工况适应能力；引入余弦退火学习率调度以优化模型收敛过程。试验采集包含5种典型故障状态（活塞磨损、活塞环断裂、气阀弹簧片失效、气阀阀片故障及正常工况）的2 240组多通道振动数据，构建跨工况验证体系。试验结果表明：该方法在5种故障分类任务中达到98.76%的总体准确率，较传统SVM模型提升14.53个百分点；多通道融合策略使变工况下的诊断准确率提高23.85个百分点；与标准ResCNN的对比结果表明，所设计的多尺度模块将准确率提升了4.51个百分点。该成果可为复杂工业设备的智能运维提供具有强泛化能力的解决方案。

关键词：页岩气压缩机；故障诊断；深度学习；多尺度核多通道；卷积神经网络；残差网络；振动信号

中图分类号：TE974 **文献标识码：**A DOI：10.12473/CPM.202412100

Fault Diagnosis of Shale Gas Compressor Based on MKMC-ResCNN

Wang Xin Li Zhigang Li Dingxia Lü Zhuolun Wang Hua Chen Ming Tang Wei
（*Chuanqing Shale Gas Exploration and Development Project Manager Department，CNPC Chuanqing Drilling Engineering Company Limited*）

Abstract：With the expansion of shale gas exploitation scale，the intelligent fault diagnosis of compressor as core equipment is of great significance to ensure the safe production of energy. To address the challenges of insufficient feature extraction ability and low efficiency in multi-source signal fusion faced by traditional diagnostic methods under complex operating conditions，an intelligent diagnosis method for shale gas compressors based on a Multi-scale Kernel Multi-Channel Residual Convolutional Neural Network（MKMC-ResCNN）was proposed. By constructing a parallel residual module that integrates three convolutional kernels of［3×3］，［5×5］and［7×7］，the hierarchical extraction of multi-scale vibration features was realized. The cross-channel feature fusion mechanism was used to integrate the six-dimensional sensor data to enhance operational adaptability. The cosine annealing learning rate scheduling was incorporated to optimize the model convergence process. Relying on the real industrial

* 基金项目：中国石油天然气集团有限公司川庆钻探工程有限公司科技项目“动态监测与预警技术研究”课题“基于多域健康指标的页岩气压缩机运行状态检测技术研究”（CQ2024B-44-5-7-Y）。

scene，2 240 sets of multi-channel vibration data including 5 typical fault states（piston wear，piston ring breakage，valve spring failure，valve plate failure and normal operating conditions）were collected to construct a cross-operating condition verification system. The test results show that the proposed method achieves an overall accuracy of 98.76% in five fault classification tasks，which is 14.53 precentage points higher than that of the traditional SVM model. The multi-channel fusion strategy improves the diagnostic accuracy under variable conditions by 23.85 precentage points. The comparison with the standard ResCNN shows that the designed multi-scale module improves the diagnostic accuracy by 4.51 precentage points. The research results provide a solution with strong generalization ability for the intelligent operation and maintenance of complex industrial equipment.

Keywords：shale gas compressor；fault diagnosis；deep learning；multi-scale kernel multi-channel；convolutional neural networks（CNN）；residual network；vibration signal

0　引　言

随着全球能源结构的调整，页岩气作为一种重要的非常规天然气资源，其开采和利用得到了广泛关注[1]。页岩气压缩机作为页岩气生产和输送过程中不可或缺的关键设备，其运行的可靠性和稳定性直接影响着整个生产过程的效率[2]。然而，由于压缩机通常在高压、高温及复杂工况下运行，长时间运行往往会导致设备内部出现一系列的机械故障[3]。这些故障的发生不仅会导致压缩机性能的下降，还可能引发严重的安全事故。因此，如何及时准确地检测和诊断这些故障，成为保障压缩机稳定运行的关键[4-5]。

近年来，深度学习模型优秀的自适应故障特征学习能力成为故障诊断领域的热点研究方向，并在机械设备故障诊断领域得到广泛关注。卷积神经网络（CNN）[6]、深度置信网络（DBN）[7-8]、残差CNN（ResCNN）[9]和自动编码器（SAE）[10]是广泛应用于各种故障诊断的深度学习方法。HU H. X. 等[11]开发了一种基于深度神经网络的高速列车智能故障诊断方法。SHAO H. D. 等[12]设计了一个具有高斯可见单位的卷积DBN模型，用于轴承故障诊断。PAN J. 等[13]提出了一种称为LiftingNet的深度神经网络，无需先验知识即可学习从原始机械数据改编的特征。然而，传统CNN和DBN使用单一尺度的卷积核，无法有效捕捉复杂工况下信号的时变特性。YAO Y. 等[14]在研究中表明，传统CNN在不同负载条件下的齿轮故障诊断中，准确率仅为81.1%，究其原因是传统的CNN无法处理非线性、非平稳信号。XING S. B. 等[15]在研究中指出，深度置信网络在机械故障诊断中因全连接结构难以捕捉局部时空特征，且缺乏跨工况分布对齐机制，导致工况变化时特征失配、诊断精度下降，制约工业场景泛化能力。

由于页岩气压缩机运行条件和噪声背景的变化，需要提取更深、更复杂的特征进行机械故障诊断，固定的单尺度卷积核和池化大小，在传统的深度网络中输入信号以固定尺度进行分析。而工业系统时常工作在复杂的变工况下，导致监测信号具有时变特性。多尺度卷积通过引入不同尺度的卷积核的方式，允许模型从信号中提取多层次特征，这在复杂时变工况下尤为重要。在特征融合方面，多通道特征融合是通过整合多个传感器数据，提供更全面的系统状态表示，增强模型的鲁棒性和泛化能力。上述研究表明：多信息融合使得诊断准确率显著优于单通道及传统方法，凸显多源特征互补对复杂故障解耦的关键作用。针对上述问题，笔者提出了一种基于多尺度内核的残差卷积（MKMC-ResCNN）架构，用于页岩气压缩机故障诊断。

1　卷积神经网络

卷积神经网络[16]是深度学习中的一种典型的前馈神经网络。CNN通过局部感知的卷积操作和共享权重机制，能够在多层网络中逐步提取输入数据的局部特征，从而有效地捕捉空间或时间上的层次结构特征。CNN的基本架构通常由以下几个主要层次构成：卷积层、池化层、激活层、全连接层等。

1.1　卷积层和卷积操作

卷积层是卷积神经网络的核心组成部分，其主要作用是从输入数据中自动提取特征。每个卷积层由多个卷积单元组成。卷积操作的目的是从原始数据中提取不同级别的分层特征。假设输入数据 I 的尺寸为 $H \times W$，卷积核 K 的尺寸为 $F_h \times F_w$，则卷积操作的计算公式为：

$$O(i,j)=(I\cdot K)(i,j)=\sum_m\sum_n T(i+m,j+n)\cdot K(m,n) \tag{1}$$

式中：$I(i,\ j)$为输入数据在当前索引下的值；$K(m,\ n)$为卷积核中的权重；输出$O(i,\ j)$为卷积核与输入数据局部区域的加权和；$T(i+m,\ j+n)$为输入数据I在$(i,\ j)$为中心的局部区域中，与$K(m,\ n)$相对应的输入值。

1.2　激活函数与池化层

激活函数用于引入非线性变换，使得神经网络能够表示复杂的函数。ReLU（rectified linear unit）是最常用的激活函数，ReLU 函数在正值区域保持线性，在负值区域输出 0，这使得 ReLU 能够有效地避免梯度消失问题。图 1 为 MKMC-ResCNN 子块。其公式为：

$$f(x)=\max(0,x) \tag{2}$$

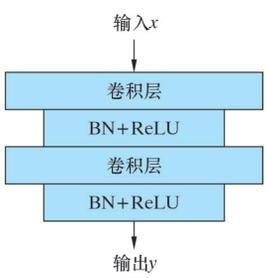


图 1　MKMC-ResCNN 子块

Fig. 1　MKMC ResCNN block

池化层是 CNN 中的另一个重要部分，它本质是子采样。池化层在信号处理中用于减小特征尺寸，降低计算复杂度，并帮助提取和保留重要特征。最大池化主要用于卷积后减少特征图的维度并保留显著特征，其公式为：

$$O(i)=\max\{I(i),I(i+1),\cdots,I(i+k-1)\} \tag{3}$$

式中：k为池化窗口的大小，$I(i)$为输入特征图中的元素。

平均池化通过在一个窗口内计算平均值来减少特征图的空间尺寸。这种方法使得特征更加平滑，有助于降低网络对局部噪声的敏感性。其公式为：

$$O(i)=\frac{1}{k}\sum_{j=0}^{k-1}I(i+j) \tag{4}$$

结合这些池化操作，神经网络能够高效地提取特征，减少冗余信息并提高模型的鲁棒性和泛化能力。

1.3　全连接层与训练过程

全连接层是 CNN 中用于整合和分类特征的重要组成部分，其将上一层输出的特征图展平成一维向量作为输入。这个输入向量与权重矩阵$\boldsymbol{W}$相乘并加上偏置项量$\boldsymbol{b}$得到输出，具体公式为：

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{W}\boldsymbol{x}+\boldsymbol{b} \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{x}$为展平后的输入特征向量；$\boldsymbol{W}$为权重矩阵；$\boldsymbol{b}$为偏置项；$\boldsymbol{y}$为输出向量，表示模型对每个类别的预测值。

2　残差映射与跳跃连接

残差学习[17]是深度神经网络中的一项重要突破，以解决深层网络训练过程中常见的梯度消失和退化问题。

在深度神经网络中，随着网络层数的增加，梯度在反向传播中逐渐衰减，使得网络的前层权重难以有效更新，即梯度消失问题。同时，深层网络在训练过程中可能会面临退化问题，即随着层数的增加训练误差反而上升，导致性能下降。为此，提出了一种基于残差映射的学习方式。

图 2 为残差学习块。由图 2 可知，在残差块中，网络学习目标从直接学习输入到输出的复杂映射$H(x)$转化为学习输入与输出之间的残差$F(x)$。残差块的输出可以表示为：

$$H(x)=F(x)+x \tag{6}$$

式中：$F(x)$为输入x经过若干非线性变换后的输出，x为通过跳跃连接直接传递到输出端的输入。

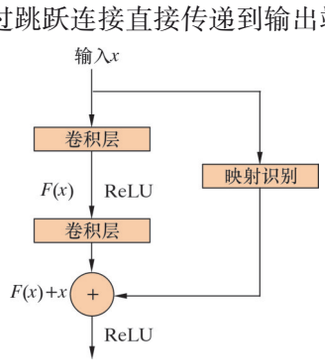


图 2　残差学习块

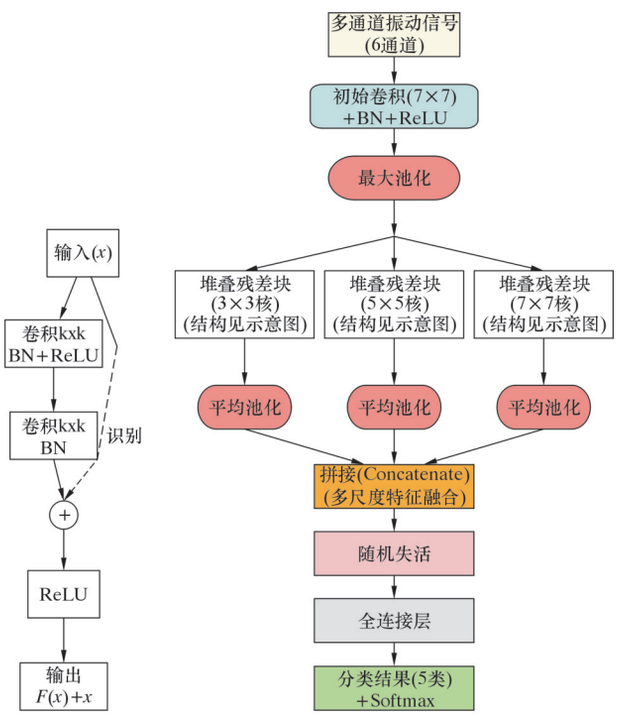
Fig. 2　Residual learning block

跳跃连接的引入使得网络能够学习输入与输出之间的差异，而不是完整的映射，由此可以大大降低优化的难度。对于深层网络，如果某些层对输出的贡献不大，残差块可以轻松实现恒等映射，即使得$F(x)\approx 0$，从而$H(x)\approx x$。这种设计使得网络能够更好地保持信息流动，避免梯度消失问题。

3　多尺度核卷积神经网络

单尺度卷积核的大小使得网络只能从一个尺度中提取特征。由于组件、系统或采样频率的变

化，信号不会保持在同一尺度上，这意味着固定的卷积核大小并不适合每个信号。所以，提出MKMC-ResCNN模型并应用于页岩气压缩机的故障诊断。所提模型使用了3×3、5×5和7×7等3种不同尺寸的卷积核来构建残差块，每个残差块内包含2次卷积、批归一化和ReLU激活函数。通过并行使用这些不同尺寸的卷积核，网络能够在同一层级上同时提取局部和全局特征，从而形成丰富的多尺度特征表示。基于MKMC-ResCNN的故障诊断方法流程图如图3所示。



a. 示意图　　b. 流程图

图3　多尺度核多通道卷积神经网络流程图

Fig. 3　Flowchart of MKMC-ResCNN

3.1　不同卷积核的设计

多尺度核多通道卷积神经网络通过结合多种卷积核尺寸，从局部细节到全局模式同时提取特征，以增强特征表示能力。首先，构造一个基本的CNN块：

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{W} \otimes \boldsymbol{x} + \boldsymbol{b} \tag{7}$$

$$\boldsymbol{s} = \mathrm{BN}\boldsymbol{y} \tag{8}$$

$$\boldsymbol{h} = \mathrm{ReLU}\boldsymbol{s} \tag{9}$$

式中：⊗为卷积运算符，BN为批量归一化操作[18]，通过堆叠2个基本的CNN块来构建MKMC-ResCNN的子块。

设Basic为基本CNN块，对应于式（7）~式（9），子块形式化为：

$$\boldsymbol{h}_1 = \mathrm{Basic}\boldsymbol{x} \tag{10}$$

$$\boldsymbol{h}_2 = \mathrm{Basic}\boldsymbol{h}_1 \tag{11}$$

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{h}_2 + \boldsymbol{x} \tag{12}$$

$$\hat{\boldsymbol{h}} = \mathrm{ReLU}\boldsymbol{y} \tag{13}$$

然后，通过堆叠几个子块来构建一个CNN块（见图1）。设subblock表示子块，对应式（10）~式（13），则该块可以形式化如下：

$$\hat{\boldsymbol{h}}_1 = \mathrm{subblock}\boldsymbol{x} \tag{14}$$

$$\hat{\boldsymbol{h}}_2 = \mathrm{subblock}\hat{\boldsymbol{h}}_1 \tag{15}$$

$$\hat{\boldsymbol{h}}_3 = \mathrm{subblock}\hat{\boldsymbol{h}}_2 \tag{16}$$

所以MKMC-ResCNN架构由具有不同卷积核大小的多个CNN块构建。

3.2　残差学习与跳跃连接

构建了具有3个CNN块的MKMC-ResCNN架构。不同MKMC-ResCNN块的内核大小设置为3×3、5×5和7×7。特征被输入到全局平均池化层中，以保持对框架平移的鲁棒性，同时减少权重的数量并防止过拟合。每个卷积路径的输出通过池化层进行降采样，随后通过拼接操作将3种不同尺度的特征结合在一起，以形成对输入信号的多尺度综合特征表示：

$$y_{\mathrm{concat}} = [y_3;\ y_5;\ y_7] \tag{17}$$

最终拼接的多尺度特征被展平并传递到全连接层中，用于故障分类。

3.3　训练策略

使用交叉熵损失函数作为模型的目标函数。交叉熵损失函数适用于分类任务，计算模型预测类别与真实类别之间的不一致程度，其定义为：

$$L = -\sum_{i=1}^{C} y_i \log(\hat{y}_i) \tag{18}$$

式中：y_i为真实类别标签，$\hat{y}_i$为模型的预测概率，C为类别数量。

优化器采用了Adam，它是一种自适应学习率优化方法，结合动量与自适应学习率来加速收敛。

学习率的动态调整对提高模型训练的有效性至关重要。使用余弦退火学习率调度器，用于逐步减小学习率：

$$\eta_t = \eta_{\min} + 0.5 \times (\eta_{\max} - \eta_{\min})\left[1 + \cos\left(\frac{t}{T_z}\pi\right)\right] \tag{19}$$

式中：η_t为第t次迭代的学习率，$\eta_{\max}$为学习率最大值，T_z为学习周期，$\eta_{\min}$为学习率最小值。

4　试验验证

4.1　试验介绍

对中石油川庆钻探有限公司页岩气采输基地

某型往复式压缩机的典型故障进行了数据采集与模型验证。在预制故障件的基础上，通过布置传感器并收集对应测点的振动信号，以验证所提MKMC-ResCNN模型针对不同工况下压缩机故障诊断的准确性与有效性。重点对电机、曲轴箱和气缸系统3个核心部件进行了监测试验。振动传感器分别被布置在电机驱动端后部、曲轴箱的输入端、自由端、十字头滑道上方等位置。具体传感器点位布置如图4与图5所示。表1为振动信号测点明细。

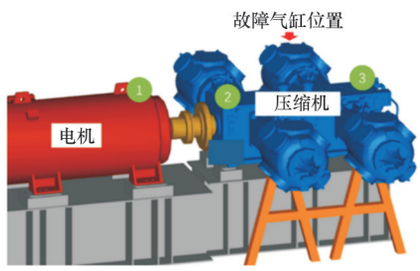


图4　压缩机测点示意图

Fig. 4　Schematic diagram for test points of compressor

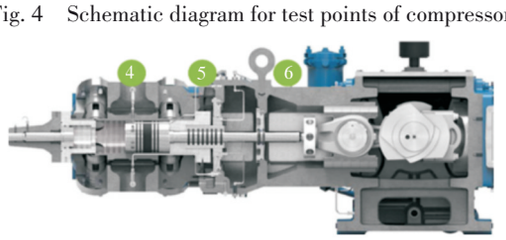


图5　电机及曲轴箱测点示意图

Fig. 5　Schematic diagram for test points of motor and crankcase

表1　振动信号测点明细

Table1　Details for test points of vibration signals

部　件	编号	测点位置	信号类型
电机	1	电机驱动端	加速度
曲轴箱	2	曲轴箱输入端	加速度
曲轴箱	3	曲轴箱自由端	加速度
气缸	4	气阀	加速度
气缸	5	填料函上方	加速度
气缸	6	十字头滑道	加速度

试验所采集数据涵盖了空载运行与加载运行2种典型工况。现场共设置了4种故障类型，所有故障均位于气缸内。每种故障状态下，分别在空载和加载2种工况下采集6个通道的振动信号。数据的采样频率为25 600 Hz，采集时长为200 s。试验中，电机的转速设定为1 500 r/min。现场故障情况如图6所示，加上正常工作状态共5种工作状态，用F1~F5表示。具体的故障标签如表2所示。

4.2　特征提取与数据可视化

特征的提取从时域特征提取、频域特征提取、时频域特征提取3个方面进行。时域特征是通过对振动信号的原始时间序列数据进行直接计算和统计分析获得。试验中，输入信号x为原始振动信号的时间序列，通过对其进行统计分析，提取多种描述信号幅值、波动特性及形态特征的时域指标。这些特征包括最大值、最小值、均值、峰-峰值、绝对均值、方差、标准差、峰度、均方根值等基本特征，以及一些更为复杂的特征，如峰值因子、峰-均方根比、形状因子、脉冲因子、方根幅比和波形因子。相关计算公式如表3所示。



a. 气阀阀片故障　b. 气阀弹簧片故障

c. 活塞磨损故障　d. 活塞环断裂故障

图6　故障情况

Fig. 6　Fault conditions

表2　故障标签与对应的采样数

Table 2　Fault label and corresponding sampling number

标签	运行情况	数据总数	加载	空载
F1	活塞磨损故障	440	230	210
F2	活塞环断裂故障	540	220	320
F3	气阀弹簧片故障	410	210	200
F4	气阀阀片故障	430	230	200
F5	正常工作情况	420	220	200

对于频域特征的提取，首先对原始时域信号进行快速傅里叶变换，得到其对应的频域表示，随后从频域数据中对多个明显特征进行提取。其中主要包括频谱幅值最大值、频谱幅值均值、频谱幅值方差、频谱重心、频谱能量和主频率成分6个主要参数，有效反映了页岩压缩机的振动信号的显著频率成分、能量分布、离散与集中程度、能量特征等。

在时频域的特征提取上，采用了小波变换以得到页岩气压缩机振动信号在时频域内的能量分布特征。通过应用Daubechies小波对信号进行多层

分解，得到5个频段的细节系数。以上这些特征反映了页岩气压缩机的振动信号在不同时间频率尺度上的能量分布，为设备的故障诊断和健康状态评估提供了关键的时频信息支持。

表3　时域相关参数

Table 3　Time domain correlation parameters

参数名称	公式	所属信号域
形状因子	$C_{sf}=\frac{\sum x^4}{(\sum x^2)^{1/2}}$	时域信号
脉冲因子	$C_{IF}=\frac{C_{max}}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\lvert x_i\rvert}$	时域信号
方根幅比	$C_{sr}=\frac{C_{pp}}{\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sqrt{\lvert x_i\rvert}\right)^2}$	时域信号
波形因子	$C_{wf}=\frac{\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i^2}}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\lvert x_i\rvert}$	时域信号

4.3　模型参数选择

由表2可知，试验在空载与加载工况下分别得到了1 130组数据和1 110组数据，一共2 240组数据。模型训练过程中，训练集随机选择信号总样本数据的80%，其余20%的信号样本作为测试集。MKMC - ResCNN 的 Batchsize 设置为 164，训练 Epoch 为60，为了防止过拟合，正则化采用L2范数。试验的优化器设置为 Adam（学习率为0. 001）。具体参数如表4所示。

表4　MKMC-ResCNN模型主要参数

Table 4　Main parameters of MKMC-ResCNN model

层名称	层参数	输出尺寸
卷积层	节点数64，核尺寸7	[1 792，64，26]
批量归一化	节点数 64	[1 792，64，26]
最大池化	核尺寸1	[1 792，64，26]
残差块3	节点数64、128、256，核尺寸3，步幅2	[1 792，256，26]
残差块5	节点数64、128、256，核尺寸5，步幅2	[1 792，256，26]
残差块7	节点数64、128、256，核尺寸7，步幅2	[1 792，256，26]
平均池化	核尺寸2	[1 792，256，13]
Dropout	节点丢失概率为 0.3	[1 792，256，13]
全连接层	—	[1 792，5]

4.4　验证结果及对比

采用多通道融合的MKMC-ResCNN模型对页岩压缩机的振动信号进行分析。训练集数据和测试集数据的故障诊断准确率及损失值分别如图7a和图7b所示。

从图7可以看出，MKMC-ResCNN模型在测试集上的表现良好。经过60次迭代后，模型在测试集上的准确率达到了98. 76%。为了进一步验证MKMC-ResCNN模型在页岩压缩机故障诊断任务中的性能，本次试验引入ResCNN [19]和SVM [20]2种模型进行了对比评估。其中：MKMC-ResCNN的准确率为98. 76%，ResCNN的准确率为94. 25%，SVM的准确率为84. 23%。笔者模型较传统的ResCNN和SVM模型准确率分别提升4. 51个百分点和14. 53个百分点。从准确率结果可以看出，MKMC-ResCNN显著优于其他方法。

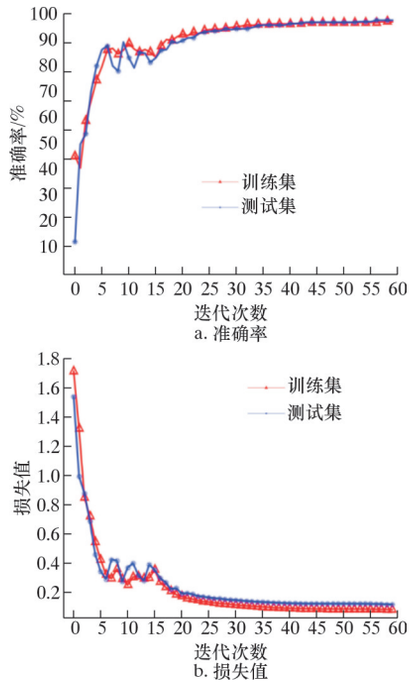


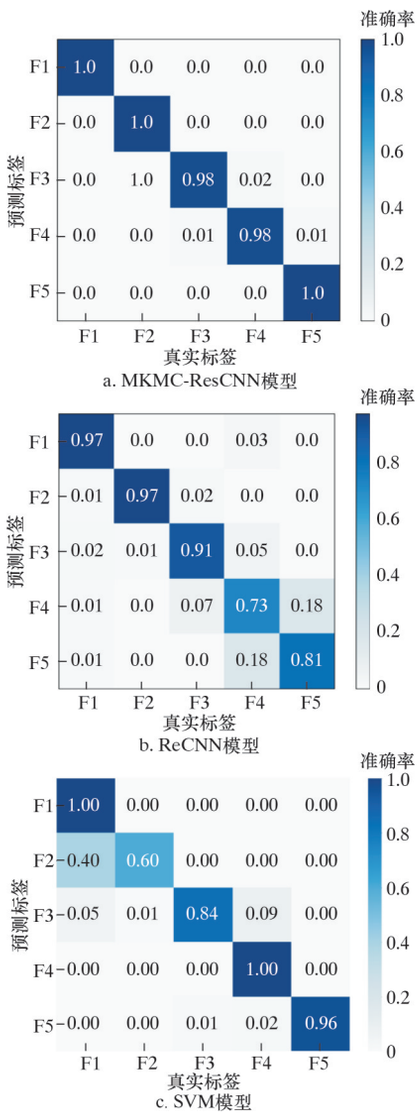
图7　故障诊断曲线

Fig. 7　Fault diagnosis curve

图8为基于MKMC-ResCNN、ResCNN和SVM模型的混淆矩阵。从图8a可以看出，MKMC-ResCNN在2 240个样本中的F1、F2、F5故障类别上取得了100%的准确率，F3和F4的准确率为98%，显示仅有少量样本被误分类，表明其在页岩气压缩机振动信号的处理上具有优异的性能。而ReCNN在F4类别上的准确率仅为73%，并存在18%的样本误分类为F5，说明ReCNN在区分F4和F5时存在局限性。相比之下，SVM在F2和F3类别上的分类性能较差，F2中39. 6%被误判为F1，F3中5. 4%误判为F1，7. 8%误判为F2，整体表现逊色于深度学习模型。

综上，MKMC-ResCNN在各故障类型的识别准确率显著优于ResCNN和SVM，尤其在应对特征相似的故障时，展现出更好的鲁棒性与精度。

此外，MKMC-ResCNN通过融合6个通道的信



a. MKMC-ResCNN模型

b. ReCNN模型

c. SVM模型

图 8　混淆矩阵

Fig. 8　Confusion matrix

息，实现特征的互补与协同，显著提升了故障诊断的性能。基于各通道数据独立训练的 MKMC-ResCNN 的具体准确率如表 5 所示。由表 5 可知，多通道融合模型的预测准确率达到 98. 76%，远高于各单通道模型的 38. 09%~74. 91%，表现出显著提升。这表明多通道信息融合对于复杂工业系统的故障诊断具有显著的准确性和可靠性，具备重要的学术价值和实际应用意义。

5　结　论

（1）设计了 MKMC-ResCNN 架构。该架构通过并行融合多尺度卷积核与残差学习机制，显著增强了对页岩气压缩机在多变工况下复杂、非平稳振动信号的特征表征能力。相比传统单一尺度网络，能更有效地捕捉不同频率和时间尺度上的故障信息。

表 5　单通道与多通道融合准确率对比

Table 5　Accuracy comparison between single channel and multi-channel fusion

通道编号	单通道准确率/%	多通道融合准确率/%	准确率提升百分点
1	74.91	98.76	23.85
2	68.66	98.76	30.10
3	38.09	98.76	60.67
4	52.34	98.76	46.42
5	57.80	98.76	40.96
6	53.52	98.76	45.24

（2）试验结果表明，多通道信息的融合显著提高了故障诊断的准确率。相比于单通道特征，多通道特征融合后展现出更加紧凑且均匀的分布，大幅提升了诊断的准确性和在变工况下的稳定性，克服了单一传感器信息不全面的局限。

（3）基于真实工业数据集的严格测试表明，所提出的 MKMC-ResCNN 模型在 5 种典型故障分类任务中表现卓越，总体准确率高达 98. 76%，显著超越了基准 ResCNN 模型和传统 SVM 方法。证明该方法在处理实际工业数据时具有高精度和强鲁棒性，可为复杂设备的智能运维和预测性维护提供有效的技术支撑，具有重要的工程应用前景。

参　考　文　献

[1] 郑马嘉，欧志鹏，伍亚，等. 深层页岩气井压窜特征与产能维护对策：以四川盆地泸 203 井区北部为例[J]. 天然气工业，2024，44（8）：95-106.
ZHENG M J，OU Z P，WU Y，et al. Frac-hit characteristics and productivity maintenance strategies of deep shale gas wells：a case study of northern Lu 203 well block in the Sichuan Basin［J］. Natural Gas Industry，2024，44（8）：95-106.

[2] 杨柳，唐洋，杨鑫，等. 页岩气开采往复式压缩机智能故障诊断算法优化［C］//第 33 届全国天然气学术年会. 南宁：中国石油学会天然气专业委员会，2023：669-679.
YANG L，TANG Y，YANG X，et al. Intelligent fault diagnosis algorithm optimization for reciprocating compressors in shale gas extraction［C］//The 33rd National Natural Gas Academic Annual Conference. Nanning：Natural Gas Professional Committee of China Petroleum Society，2023：669-679.

[3] 唐洋，肖枭，关绵涛，等. 多源信号融合往复式压缩机故障诊断方法［J］. 山东大学学报（工学版），2023，53（5）：10-19.
TANG Y，XIAO X，GUAN M T，et al. The multi-

source signal fusion reciprocating compressor fault diagnosis method［J］. Journal of Shandong University （Engineering Science）， 2023， 53（5）： 10-19.

［4］ 杨长华，张敦辉，滕阳. 页岩气田往复式压缩机监测及故障诊断技术分析［J］. 中国设备工程，2021（增刊1）：50-53.
YANG C H， ZHANG D H， TENG Y. Monitoring and fault diagnosis technology analysis for reciprocating compressors in shale gas fields［J］. China Plant Engineering， 2021（Sup. 1）： 50-53.

［5］ 巫庆辉，魏宇晨，侯元祥，等. 基于MDF与改进SqueezeNet的泵机组故障诊断方法研究［J/OL］. 控制工程，2025：1-7（2024-09-09）［2025-04-29］. https：//doi. org/10. 14107/j. cnki. kzgc. 20240197.
WU Q H， WEI Y C， HOU Y X， et al. Research on fault diagnosis method for pump units based on MDF and improved SqueezeNet［J/OL］. Control Engineering of China， 2025：1-7（2024-09-09）［2025-04-29］. https：//doi. org/10. 14107/j. cnki. kzgc. 20240197.

［6］ LIU R， CHEN G， YANG B， et al. Dislocated time series convolutional neural architecture： an intelligent fault diagnosis approach for electric machine［J］. IEEE Transactions on Industrial Informatics，2017，13（3）：1310-1320.

［7］ GAN M. Construction of hierarchical diagnosis network based on deep learning and its application in the fault pattern recognition of rolling element bearings［J］. Mechanical Systems and Signal Processing， 2016， 72-73： 92-104.

［8］ QIN Y， WANG X， ZOU J Q. The optimized deep belief networks with improved logistic sigmoid units and their application in fault diagnosis for planetary gearboxes of wind turbines［J］. IEEE Transactions on Industrial Electronics， 2019， 66（5）： 3814-3824.

［9］ ZHAO M H， KANG M， TANG B P， et al. Multiple wavelet coefficients fusion in deep residual networks for fault diagnosis［J］. IEEE Transactions on Industrial Electronics， 2019， 66（6）： 4696-4706.

［10］ SHI C M， PANOUTSOS G， LUO B. Using multiple-feature - spaces - based deep learning for tool condition monitoring in ultraprecision manufacturing［J］. EEE Transactions on Industrial Electronics，66（5）：3794-3803.

［11］ HU H X， TANG B， GONG X J， et al. Intelligent fault diagnosis of the high - speed train with big data based on deep neural networks［J］. IEEE Transactions on Industrial Informatics，2017，13（4）：2106-2116.

［12］ SHAO H D， JIANG H K， ZHANG H Z， et al. Electric locomotive bearing fault diagnosis using a novel convolutional deep belief network［J］. IEEE Transactions on Industrial Electronics，2018，65（3）：2727-2736.

［13］ PAN J， ZI Y A， CHEN J L， et al. LiftingNet： a novel deep learning network with layerwise feature learning from noisy mechanical data for fault classification［J］. IEEE Transactions on Industrial Electronics， 2018， 65（6）： 4973-4982.

［14］ YAO Y， ZHANG S， YANG S X， et al. Learning attention representation with a multi-scale CNN for gear fault diagnosis under different working conditions［J］. Sensors， 2020， 20（4）： 1233.

［15］ XING S B， LEI Y G， WANG S H， et al. Distribution - invariant deep belief network for intelligent fault diagnosis of machines under new working conditions［J］. IEEE Transactions on Industrial Electronics， 2021， 68（3）：2617-2625.

［16］ YAMASHITA R， NISHIO M， DO R K G， et al. Convolutional neural networks： an overview and application in radiology［J］. Insights Into Imaging， 2018， 9（4）： 611-629.

［17］ 干逸飞，吕品，郑树泉. 面向光伏功率预测的残差深度学习模型［J］. 计算机应用与软件，2024，41（11）：101-107.
GAN Y F， LÜ P， ZHENG S Q. Residual deep learning model for photovoltaic power prediction［J］. Computer Applications and Software， 2024， 41（11）：101-107.

［18］ IOFFE S， SZEGEDY C. Batch normalization： accelerating deep network training by reducing internal covariate shift［DB/OL］. arXiv， 2015： 03167， 2015（2015-02-11）［2025-05-10］. https： //arxiv. org/abs/1502. 03167.

［19］ SUN W T， SU Y P， WU X， et al. A novel end-to-end 1D-ResCNN model to remove artifact from EEG signals［J］. Neurocomputing， 2020， 404： 108-121.

［20］ JAKKULA V. Tutorial on support vector machine（svm）［D］. Washington： Washington State University， 2006.

第一作者简介：王 欣，工程师，生于1998年，2020年毕业于西南石油大学机械设计制造及自动化专业，现从事油气田设备管理工作。地址：（610051）四川省内江市。email：wangx_cqyyq@cnpc. cn。

收稿日期：2024-12-27　　**修改稿收到日期：**2025-05-12

（本文编辑　刘海森）