DOI: 10.16236/j.cnki.nrjxb.202506060

基于 RMSCNN 的活塞式航空发动机故障诊断方法

卢云义[1]，沈鹏飞[1]，毕晓阳[2]，杨　晓[1]，毕凤荣[1]
（1. 天津大学先进内燃动力国家重点实验室，天津 300350；2. 河北工业大学机械工程学院，天津 300401）

摘要：传统的分布式活塞式航空发动机故障诊断方法需要人工参与，诊断过程不连贯，而基于一维卷积神经网络（1D-CNN）的故障诊断存在易过拟合、提取特征信息尺度单一的现象．针对以上问题，设计了一个结合卷积注意力机制的改进残差多尺度卷积块和一个多尺度特征融合分类层．基于此，构建了残差多尺度卷积神经网络（RMSCNN）用于活塞式航空发动机点火与喷油系统的故障诊断．首先，通过改进残差多尺度卷积块提取原始时域数据的多尺度特征信息；然后对并行输出的网络结构进行降维、融合，形成多尺度特征融合层；最后，使用 Softmax 进行分类识别．结果表明：对于包含了点火提前角异常、喷油量异常共 16 类的活塞式航空发动机故障数据集，RMSCNN 能够实现 91.44% 的故障诊断准确率，相比 1D-CNN、GoogLeNet 和 ResNet50 等常见网络，具有更好的故障诊断结果．

关键词：活塞式航空发动机；故障诊断；多尺度卷积
中图分类号：TK407　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1000-0909（2025）06-0538-11

Fault diagnosis method for aero piston engine based on RMSCNN

Lu Yunyi[1]，Shen Pengfei[1]，Bi Xiaoyang[2]，Yang Xiao[1]，Bi Fengrong[1]
（1. State Key Laboratory of Engines，Tianjin University，Tianjin 300350，China；
2. School of Mechanical Engineering，Hebei University of Technology，Tianjin 300401，China）

Abstract：Fault diagnosis methods for traditional distributed aero piston engines require manual involvement，and the diagnostic process is also discontinuous. Fault diagnosis based on one-dimensional convolutional neural networks（1D-CNN）tends to overfit easily and exhibits a single-scale feature extraction issue. In response to the above issues，a modified residual multi-scale convolution block combined with a convolutional attention mechanism and a multi-scale feature fusion classification layer were designed. Based on this，a residual multi-scale convolutional neural network（RMSCNN） was constructed for fault diagnosis of the ignition and fuel injection systems of an aero piston engine. Initially，multi-scale feature information from raw time-domain data was extracted by improving the residual multi-scale convolution block. Subsequently，the network structure with parallel outputs was dimensionally reduced and fused to form a multi-scale feature fusion layer. Finally，Softmax was used for classification recognition. Experimental results show that for a dataset of 16 fault categories of the aero piston engine，including abnormal ignition advance angle and abnormal fuel injection quantity，RMSCNN achieves a fault diagnosis accuracy of 91.44%. Compared to common networks such as 1D-CNN，GoogLeNet，and ResNet50，it demonstrates superior fault diagnosis performance.

Keywords：aero piston engine；fault diagnosis；multi-scale convolution

活塞式航空发动机是航空史上最早使用的发动机，由于其经济性、便利性和长航时性等优点，目前被广泛应用于低空、低速及轻质量无人机中．随着商业需求的增长和对产品性能要求的提高，大量先进技术被应用在其中，导致活塞式航空发动机内部系统高度集成、结构复杂，发生故障的概率大大增加．为保

收稿日期：2025-02-27；**修回日期**：2025-05-05.
基金项目：国家自然科学基金资助项目（U23A6017）.
作者简介：卢云义，硕士研究生，yunyi_lu2022@tju.edu.cn.
通信作者：毕凤荣，博士，教授，fr_bi@tju.edu.cn.

证机械工作运转时的安全和稳定，有必要对活塞式航空发动机进行状态监测和故障识别、诊断[1-2].

活塞式航空发动机本质上是活塞往复式内燃机，工作时机身振动剧烈，其机体表面振动信号包含了丰富的状态信息，采用振动分析法对通过发动机台架试验采集到的振动信号进行分析，实现不解体式故障诊断是常用的故障检测方法，该方法具有传感器布置简单、成本低廉且信号采集便捷等优点[3]. 传统的分布式振动分析法首先利用时序建模、时频变换等方法对振动信号进行降噪、分解，然后通过人工提取特征，最后利用机器学习算法对提取出的特征向量进行识别分类. 沈峘等[4]利用变分模态分解算法和布谷鸟搜索算法优化支持向量机，实现了活塞式航空发动机异常喷油故障的识别. Gu 等[5]利用粒子群优化变分模态分解算法对振动信号进行分解并提取奇异谱熵，实现了对活塞式航空发动机积碳故障的识别. 然而，传统的振动分析故障诊断方法无法适用于复杂的庞大数据集，难以有效挖掘高维特征，且由于需人工参与提取特征、故障特征提取和识别过程不连贯，也使得该方法难以用于实时在线诊断[6].

近几年，随着计算机系统的高速发展，作为机器学习的一个分支，深度学习得到深入研究并被广泛应用于故障诊断中. 深度学习模型拥有自主学习特征和进行分类识别的能力，从而解决了传统故障诊断需要人为挑选输入特征的问题[7]. 卷积神经网络（CNN）是深度学习故障诊断框架中应用最广泛的模型之一，其具备强大的特征挖掘能力，能够建立数据样本与故障特征之间的非线性关系，同时可以对特征提取、筛选及分类识别整体联合优化[8]，将特征提取与模式识别集成在一起，构建一套直接由振动信号输入到故障类别输出的“端到端”智能诊断模型[9]. 韩光洁等[10]使用一维卷积神经网络（1D-CNN）对航空发动机的叶扇退化故障实现识别，与部分时序网络模型相比具有更好的识别效果. 张康等[11]在 CNN 中引入随机丢弃和批标准化操作，提高模型的抗噪性能，实现柴油机失火故障的识别. 然而，当发动机故障状态变化小且受结构原因采集的振动信号包含大量噪声和冗余信息时，浅层 CNN 特征抽象能力和处理复杂时间序列能力较差，难以提取有效特征，因而部分学者针对 CNN 提出了改进方法. 宋凯等[12]提出了基于小批量训练的残差卷积神经网络（MRCNN）模型，其采用改进残差卷积神经网络并使用连续可微指数线性单元作为激活函数，通过加深网络层数和改变激活函数的策略提高模型特征提取能力，同时，应用残差结构防止由于模型较深而出现的梯度消失现象. 程建刚等[13]将卷积注意力机制和序列注意力机制引入多层卷积神经网络，提出了基于多重注意力的卷积神经网络（MACNN）模型，有效增强了故障特征权重，提高了模型故障诊断效果.

可知，基于 CNN 的改进算法在故障诊断中展现了良好的效果，但均采用的是单一尺度的卷积核进行特征提取. 对于活塞式航空发动机，其工作时的机械旋转和往复活塞运动会使得振动信号复杂，且在故障带上表现出多尺度特征分布，单一尺度卷积只能从振动信号部分故障带提取故障特征，不利于故障分类识别[14].

基于此，笔者设计了一个基于多尺度卷积、残差结构和卷积注意力机制模块（CBAM）的改进残差多尺度卷积块，通过多尺度卷积学习振动信号故障带多尺度特征、扩大模型对数据信息的感受野，在模型中加入残差结构避免模型结构加深而发生梯度消失，引入 CBAM 以增强模型对故障特征的关注能力，加强模型对关键特征的提取. 同时，笔者设计了一个多尺度特征融合层，通过融合不同层次的特征增强模型对故障信息的感知能力，提升模型泛化能力. 基于改进残差多尺度卷积块和多尺度特征融合层，笔者设计了残差多尺度卷积神经网络（RMSCNN）作为故障诊断模型，将活塞式航空发动机上采集到的振动信号经过简单的样本裁剪和数据集划分后作为输入，通过 RMSCNN 实现故障分类识别，建立一套“端到端”的活塞式航空发动机故障诊断系统.

1　RMSCNN 故障诊断模型

1.1　卷积神经网络

卷积神经网络主要由卷积层、激活函数、池化层和全连接层组成. 卷积层负责提取特征，激活函数可以增强网络的学习能力，池化层用于降维并抽象特征，全连接层将特征映射进分类决策中，最终输出预测结果.

1.1.1　卷积层和激活函数

卷积层通过局部连接对特征进行遍历和提取. 处理时序数据时采用一维卷积运算，计算公式为

$$\boldsymbol{y}_k^l = f\left(\sum_j \boldsymbol{W}_k^l \boldsymbol{X}_j^l + \boldsymbol{b}_k^l\right) \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{X}_j^l$ 为第 l 层第 j 个局部输入区域；$\boldsymbol{W}_k^l$ 和 $\boldsymbol{b}_k^l$ 分别为第 l 层第 k 个卷积核的输入权重和偏置；$\boldsymbol{y}_k^l$ 为第 l 次卷积之后第 k 个输出的结果；f 为激活函数，目前广泛应用的是 ReLU 函数，计算公式为

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

式中 x 为 ReLU 函数的输入.

1.1.2 池化层

池化层可以降低特征维度，减少参数量，有最大池化、平均池化等，笔者选取最大池化，有

$$y_k^{ij}=\max_{(p,q)\in R_{ij}}\left(x_k^{ij}\right) \tag{3}$$

式中：y_k^{ij} 为在第 k 层 R_{ij} 区域内应用最大池化的输出结果；x_k^{ij} 为 R_{ij} 区域内 (p,q) 位置的值；$\max(\cdot)$ 为最大池化函数.

全局平均池化是一种特殊的池化，其对整个输入进行平均池化，计算公式为

$$X_{\mathrm{GAP_c}}=\frac{1}{W}\sum_{j=1}^{W}X_{\mathrm{c}}(j) \tag{4}$$

式中：W 为一维数据空间维度；$X_{\mathrm{c}}(j)$ 为第 c 通道的第 j 个数据；$X_{\mathrm{GAP_c}}$ 为全局平均池化得到的第 c 通道的值.

1.1.3 全连接层

全连接层对特征进行整合和映射，特征经过全连接层变换，最终被传递到输出层实现分类. 全连接过程可表示为

$$x^k=f\left(y^k\right) \tag{5}$$

$$y^k=\left(\boldsymbol{W}^k\right)^{\mathrm{T}}x^{k-1}+\boldsymbol{b}^k \tag{6}$$

式中：x^k 为全连接层第 k 层的输出；$f(\cdot)$ 为全连接层第 k 层的线性激活函数；$\boldsymbol{W}^k$ 和 $\boldsymbol{b}^k$ 分别为对 x^{k-1} 运算的权重和偏置.

1.1.4 批归一化层

批归一化层可以加速模型训练和收敛，提升模型性能. 批归一化过程可表示为

$$\widehat{x^l}=\frac{x^l-\mu}{\sqrt{\sigma^2+\varepsilon}} \tag{7}$$

$$y^l=\gamma\widehat{x^l}+\beta \tag{8}$$

式中：x^l 为批归一化第 l 层的输入特征；μ 和 σ 分别为 x^l 的均值和方差；ε 为常数，其值为 10^{-5}；γ 和 β 分别为 $\widehat{x^l}$ 的拉伸系数和位移系数.

1.1.5 多尺度卷积

典型的多尺度卷积是 Inception 模块[15]，由多个大小不同、步长不同的卷积层并行连接，如图 1 所示. 将稀疏矩阵聚集为相对密集的子矩阵能够有效提高稀疏矩阵乘法的实际性能，Inception 架构主要是找出网络的最佳局部稀疏结构，扩大网络感受野的同时处理不同尺度特征，有利于网络捕捉和利用不同层次的空间信息，提高对复杂数据的识别能力.

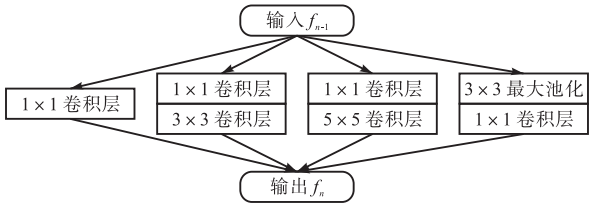


图 1 Inception 模块示意

Fig.1 Schematic of Inception module

1.2 残差结构

浅层卷积神经网络会通过加深网络以提高模型对特征的抽象能力，然而增加网络深度极易造成梯度消失现象. He 等[16]提出了残差结构，通过恒等映射将多个隐含层连接为一个结构，如图 2 所示. 输入 f_{n-1} 经过隐含层后得到输出 $F(f_{n-1})$，同时恒等映射将输入 f_{n-1} 与主网络输出相加，其计算式为

$$f_{n-1}+F(f_{n-1})=f_n \tag{9}$$

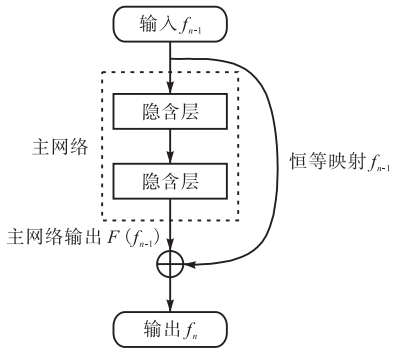


图 2 残差结构示意

Fig.2 Schematic of residual structure

该结构使网络更容易学习残差，降低了梯度消失的风险，允许更深层的结构被有效地优化和训练.

1.3 CBAM 注意力机制

CBAM[17]由通道注意力模块(CAM)和空间注意力模块(SAM)组成，如图 3 所示. 特征经过 CAM 得到权重后与输入相乘，将结果再经过 SAM 得到二轮权重，与前一层输出相乘得到最后特征.

图 4 为 CAM 示意. 用全局最大池化和全局平均池化压缩空间维度，将维度由 $C\times W$ 变为 $C\times 1$，随后对通道进行压缩、激励和扩张操作，最后将两条路径

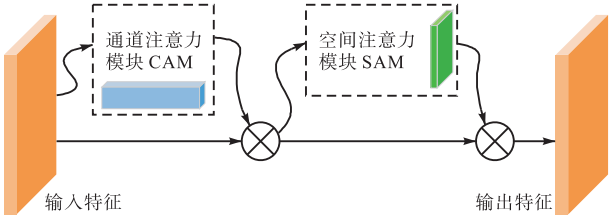


图 3 CBAM 示意

Fig.3 Schematic of CBAM

的结果相加，由 Sigmoid 函数输出结果 M_c. M_c 的计算式为

$$M_c(f_{n-1})=\sigma_1\{\mathrm{MLP}[\mathrm{GMP}(f_{n-1})]+\mathrm{MLP}[\mathrm{GAP}(f_{n-1})]\} \tag{10}$$

式中：GMP、GAP 分别为全局最大池化函数和全局平均池化函数；σ_1 为 Sigmoid 函数；MLP 为多层感知机.

图 5 为 SAM 示意. 用全局最大池化和全局平均池化压缩通道维度，将维度由 $W\times C$ 变为 $W\times 1$，随后将输出拼接成双通道，利用 7×7 卷积将维度变为 1，由 Sigmoid 函数输出结果 M_s. M_s 的计算式为

$$M_s(f_{n-1})=\sigma_1\left(f_{\mathrm{conv}}^{7\times 7}\{[\max_{\mathrm{pool}}(f_{n-1});\mathrm{avg}_{\mathrm{pool}}(f_{n-1})]\}\right)=\sigma_1\left[f_{\mathrm{conv}}^{7\times 7}\left(f_{\max}^{S};f_{\mathrm{avg}}^{S}\right)\right] \tag{11}$$

式中：$\max_{\mathrm{pool}}(\cdot)$ 和 $\mathrm{avg}_{\mathrm{pool}}(\cdot)$ 分别为对通道维度的全局最大池化函数和全局平均池化函数.

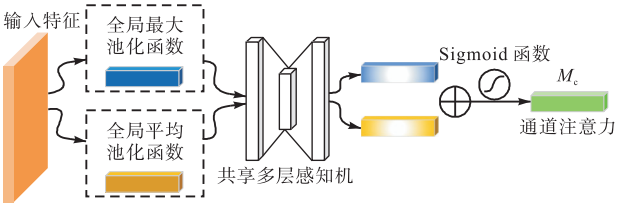


图 4　CAM 示意

Fig.4　Schematic of CAM

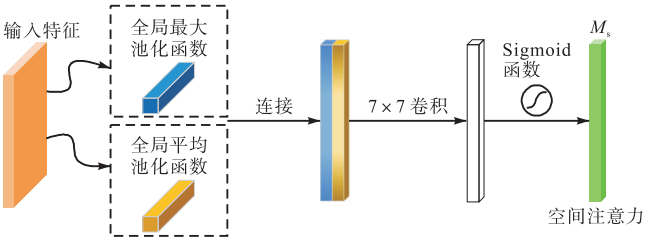


图 5　SAM 示意

Fig.5　Schematic of SAM

1.4　RMSCNN 故障诊断模型

1.4.1　基于 CBAM 的改进残差多尺度卷积块

考虑到活塞式航空发动机在工作时振动剧烈且数据采集过程受环境干扰较大，传统的 CNN 网络存在易过拟合、提取特征尺度单一的问题，难以提取有效特征和挖掘不同状态之间特征的差异. 在传统的特征提取方法中，多尺度特征相较于单一尺度特征往往具有更好的分类能力，如复合多尺度熵[18]、多尺度形态滤波[19]等，因而笔者结合多尺度卷积、残差结构和 CBAM 注意力机制，在 Inception 模块的基础上提出了一个基于 CBAM 的改进残差多尺度卷积块（IRMSCB），结构如图 6 所示.

IRMSCB 内部共有 4 条并行路径. 第 1 条路径采用 7×7 卷积替代 1×1 卷积，旨在通过大尺度卷积捕获更广阔的空间信息，扩展网络感受野，使网络能够更好理解输入数据的全局信息，同时，较大的卷积核在一定程度上具备更好的抗噪能力，在处理各种输入变化和噪声时具有良好的鲁棒性. 第 2、3 条路径首先分别采用连续两层 3×3 卷积、5×5 卷积，提取多尺度特征信息；随后利用层间级联操作，将两条路径的输出进行通道拼接后再分别输入同尺寸卷积层中，在捕获局部特征信息的同时将特征细节共享，使局部特征信息进一步被学习，提升特征抽象能力. 最大池化在许多具备开创性的卷积神经网络中都展现出优秀的性能，因而最后一条路径则是沿用了原 Inception 模块中的方法，利用最大池化提取输入数据最显著的特征，反映总体变化趋势.

IRMSCB 在每一个卷积层之后都添加了批归一化层，通过规范每一批次样本输入保持每一层的输入分布稳定，减少内部协变量偏移，提高模型泛化能力，增强模型稳定性. 4 条并行路径的输出分别连接 CBAM，提升每一条路径对于关键特征的感知能力，抑制无关特征并增强相关特征表达，随后进行通道维度拼接操作. 为保证 4 条并行的输出通道可以拼接在一起，在 IRMSCB 中的每一个卷积层和池化层都进行了对应填充，使 4 条路径所有通道输出的样本长度一致. 最后，在 IRMSCB 中引入残差映射，简化网络训练过程，允许模型增加深度，提升整体网络训练效率和稳定性.

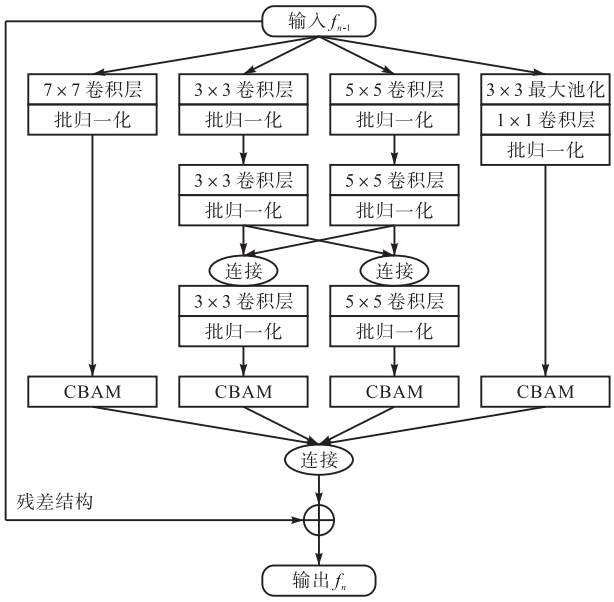


图 6　改进残差多尺度卷积块示意

Fig.6　Schematic of improved residual multi-scale convolutional block

1.4.2 基于改进多尺度卷积块的特征提取

笔者提出了一种基于 IRMSCB 特征提取和多尺度特征融合的 RMSCNN 模型，用于活塞式航空发动机故障诊断，其架构如图 7 所示. 主要分为基于改进残差多尺度卷积块的特征提取和多尺度特征融合分类两大部分，网络中使用的层和节点数参见文献[15]，具体网络参数如表 1 所示.

由图 7 可知，多尺度特征提取模块主要由卷积层、最大池化层和 IRMSCB 依次正序相连构成. 笔者在网络主路径中设置了 3 个并行的输出通道，输入的一维振动信号在经过前面特征提取层后到达并行输出通道，一方面，数据可以继续通过更深层的网络挖掘和学习更抽象的特征，提高模型泛化性和对振动数据特征的理解能力；另一方面，通过并行输出由浅层到深层的抽象特征，充分利用模型多尺度学习的特性，让网络模型从多角度分析、处理振动信号，进一步增强模型对复杂环境下提取振动信号特征的鲁棒性和适应性，提升模型分类识别准确率.

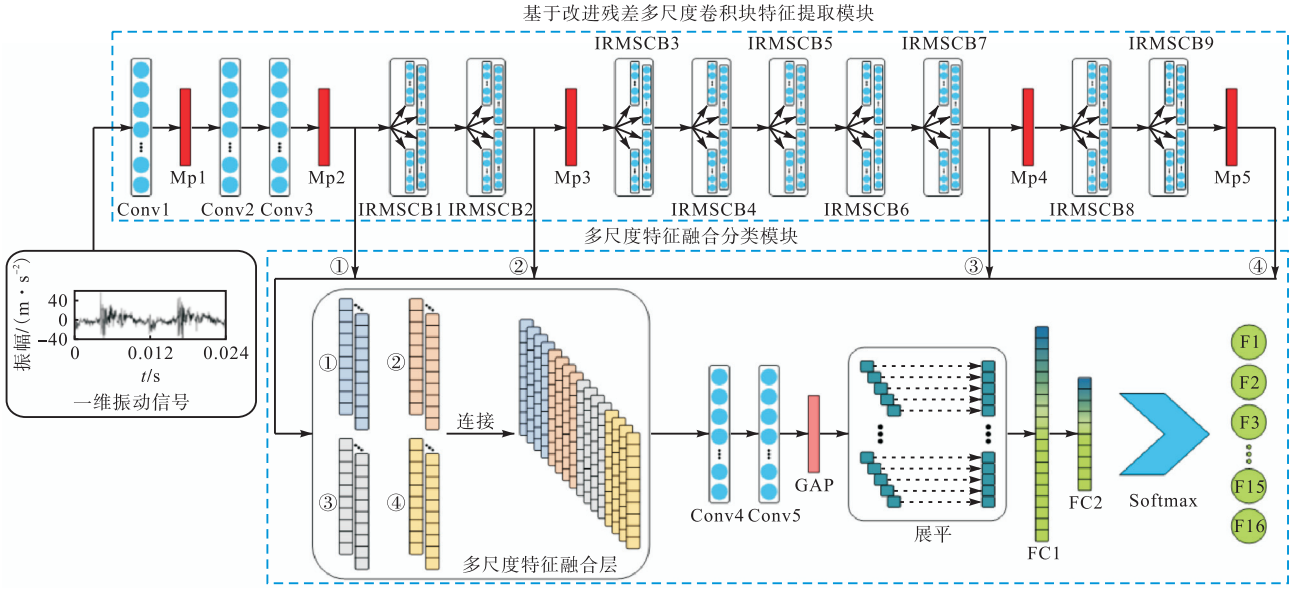


图 7 基于 RMSCNN 的故障诊断模型架构示意

Fig.7 Schematic of fault diagnosis model architecture based on RMSCNN

表 1 RMSCNN 网络参数

Tab.1 Parameters of RMSCNN network

网络层	参数
Conv1	(64×7×7，2，3)
Mp1、Mp2	(3，2，1)
Conv2	(64×1×1，1)
Conv3	(192×3×3，1，1)
IRMSCB1	(64)；(96；128；128)；(16；32；32)；(3，1，1；32)
IRMSCB2	(128)；(128；192；192)；(32；96；96)；(64)
Mp3、Mp4、Mp5	(2，1)
IRMSCB3	(192)；(96；208；208)；(16；48；48)；(64)
IRMSCB4	(160)；(112；224；224)；(24；64；64)；(64)
IRMSCB5	(128)；(128；256；256)；(24；64；64)；(64)
IRMSCB6	(112)；(128；288；288)；(32；64；64)；(64)
IRMSCB7	(256)；(160；320；320)；(32；128；128)；(128)
IRMSCB8	(256)；(160；320；320)；(32；128；128)；(128)
IRMSCB9	(384)；(192；384；384)；(48；128；128)；(128)
Conv4	(1 024×3×3，2，1)
Conv5	(1 024×1×1，1)
FC1	(1 024，512)
FC2	(512，分类数)

1.4.3 多尺度特征融合分类模块

传统网络模型是串联结构，输入在经过不同网络层变化之后直接串行输出结果，无法在决策层综合利用网络层中提取到的不同层次特征，而浅层特征往往包含了许多显著特征. 因此，为充分使用各层次特征，笔者提出了一种网络并行输出融合的多尺度特征融合分类层作为模型的分类模块.

由图 7 可知，多尺度特征融合分类模块主要由卷积层、全局平均池化层、全连接层和 Softmax 层构成. 3 个并行输出通道分别经过卷积层降维后与主网络输出进行通道拼接操作，形成一个包含特征由浅到深的多尺度特征融合层，随后在通过两次卷积层降维后进入全局平均池化层，获得全局感受野并大幅减少输出全连接层参数. 全连接层经过两次线性变换之后，将特征信息输入 Softmax 层进行分类，实现故障识别.

Softmax 通常与交叉熵损失函数结合使用，用于衡量预测概率分布与实际标签之间的差异. 它将原

始样本分数转化为表示概率分布的数值，其中每一个值都在 0 ~ 1 之间，并保持所有值和为 1. Softmax 输出的概率使模型输出更易于解释和比较，因而通常与全连接层结合使用于多分类任务中.

Softmax 激活函数的计算式为

$$P(z_i)=\mathrm{e}^{z_i}\Big/\sum_{k=1}^{N}\mathrm{e}^{z_k} \tag{12}$$

式中：z_i 和 z_k 分别为 Softmax 分类器中第 i 个和第 k 个输出值；N 为故障类别数量；$P(z_i)$ 为输入特征对第 i 个神经元的概率输出.

2　基于 RMSCNN 的活塞式航空发动机故障诊断

2.1　活塞式航空发动机故障模拟试验

为模拟部分实际飞行状态，笔者通过搭建于一个非密闭场地中的某型单缸、二冲程活塞式航空发动机试验台架进行故障模拟试验，试验用机型的主要参数如表 2 所示，试验采用 PCB 振动加速度传感器记录试验机机体表面的振动信号. 由于试验机型整体尺寸较小，机体表面可供放置的空间有限，因而选择将振动传感器布置在缸体外壳侧面，在最大程度上直接、清晰地反映机体振动的情况，试验用机和传感器布点如图 8 所示.

试验主要模拟活塞式航空发动机在最大转矩转速（5 000 r/min）条件下发生点火提前角异常、喷油量异常、点火提前角和喷油量同时异常 3 种故障的情况. 这 3 类故障工况与正常工况组成 4 类状态识别样本，每类故障工况下包含了若干个不同故障状态，具体模拟故障状态设置如表 3 所示. 为了保证能完整地获取振动信号时域谱，采样频率选为 25 600 Hz. 故障数据集共有 16 个类别，其中每一类都包含了 1 000 个数据样本，截取 616 个样本点，对应试验机型在转速为 5 000 r/min 条件下发动机曲轴旋转两周形成的两个完整工作循环过程，正常工况下截取振动信号与总体振动信号的部分统计值和功率谱密度积分，如表 4 所示. 可以看出，截取数据与总体数据基本保持统计特性一致，且它们的功率谱密度积分也基本相同，说明从整体振动数据中截取的部分数据能够体现出整体振动数据的振动特征，因而可以使用其作为神经网络的训练和测试样本.

表 2　试验用机型的主要参数

Tab.2　Main parameters of the experimental engine

参数	数值
型式	单缸，二冲程
排量/L	0.085
吸气方式	自然吸气
燃烧室型式	缸内直喷
桨叶大小/mm	609.6
桨距/mm	228.6
标定功率/kW	4（6 500 r/min）
最大转矩/（N · m）	6.5（5 000 r/min）

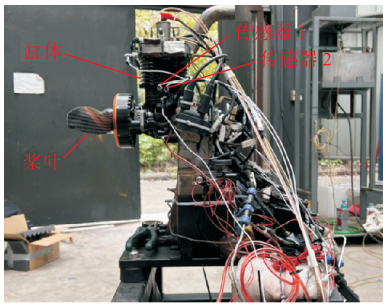


图 8　试验用发动机及传感器布点

Fig.8　Experimental engine and the locations of the sensors

表 3　模拟故障状态

Tab.3　Simulated fault state

工况	故障类别	故障程度	类别数
1	点火提前角异常	−2° ~ +8°（间隔为 2°）	8
2	喷油量异常	−5% ~ +15%（间隔为 5%）	5
3	点火提前角异常+喷油量异常	点火提前角为 2°，喷油量为 5%；点火提前角为 4°，喷油量为 5%	2
4	正常	无故障	1

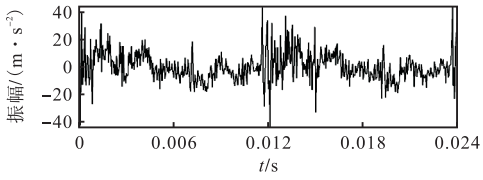
表 4　振动数据统计参数和功率谱密度积分

Tab.4　Statistical parameters of vibration data and power spectral density integral

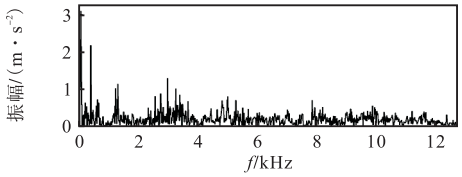
编号	均值	均方根值	方差	功率谱密度积分
截取信号 1	−0.011	9.86	95.83	95.86
截取信号 2	−0.013	10.65	113.54	110.74
截取信号 3	0.015	10.90	118.76	106.92
截取信号 4	−0.022	10.71	114.70	115.37
截取信号 5	−0.021	10.70	114.56	115.30
截取信号 6	0.014	10.60	112.50	108.06
截取信号 7	0.003	10.40	109.95	109.45
截取信号 8	0.019	10.58	111.89	110.75
截取信号 9	0.015	9.87	96.63	95.31
截取信号 10	0.022	10.13	102.67	102.02
总体信号	−0.001	10.25	105.04	104.74

图 9 为试验用发动机实测的部分正常工况和故障工况信号. 可以发现，试验用发动机在不同工况下经历点火做功的时刻均会产生较大振动且振幅波动差异较小，正常工况与各故障工况时域之间没有明显差异，难以直接通过时域判断试验用发动机工作状态. 对比不同工况的频域可以发现，试验用发动机在故障状态下由于产生某些异常冲击导致噪声水平增强，异常工况的频谱分布和振动幅值与正常工况有一定差异；但是观察两类故障工况可知，在频率为 8 kHz 以内存在许多相似峰值，无法直接判别故障类型，因而需通过神经网络模型挖掘故障特征，对活塞式航空

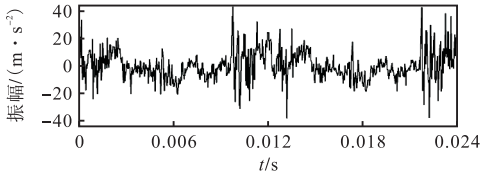
发动机的故障进行分类识别.



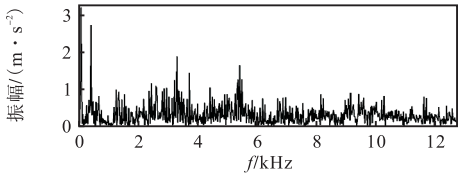
（a）正常工况，时域



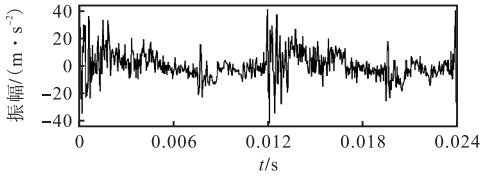
（b）正常工况，频域



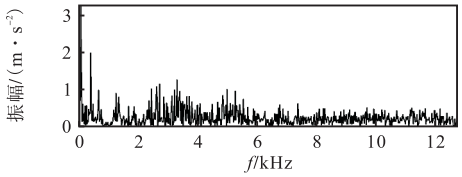
（c）点火角异常工况，时域



（d）点火角异常工况，频域



（e）喷油量异常工况，时域



（f）喷油量异常工况，频域

图 9　试验用发动机实测信号

Fig.9　Test signals of experimental engine

2.2　基于 RMSCNN 的故障诊断流程

基于 RMSCNN 的故障诊断流程可分为数据采集与处理、模型训练与测试两部分，如图 10 所示. 具体步骤如下：(1) 搭建活塞式航空发动机试验台，布置振动加速度传感器，采集试验用发动机在不同故障类别和不同故障程度下的振动信号；(2) 按设定样本长度对采集信号进行裁剪，构成试验用发动机故障数据集，根据 8∶1∶1 的比例将每类故障数据集划分为训练集、验证集和测试集；(3) 搭建 RMSCNN 模型，使用训练集训练模型，使用验证集对训练后的模型性能进行验证并迭代最优模型参数，保存最优模型；(4) 使用测试集对最优模型进行测试，输出故障诊断结果.

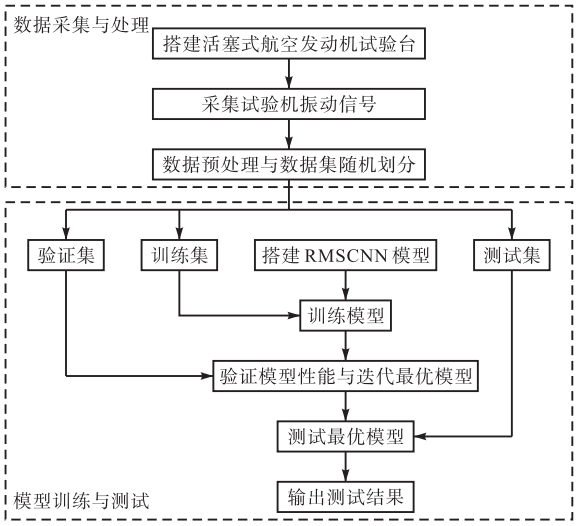


图 10　基于 RMSCNN 的故障诊断流程

Fig.10　Fault diagnosis process based on RMSCNN

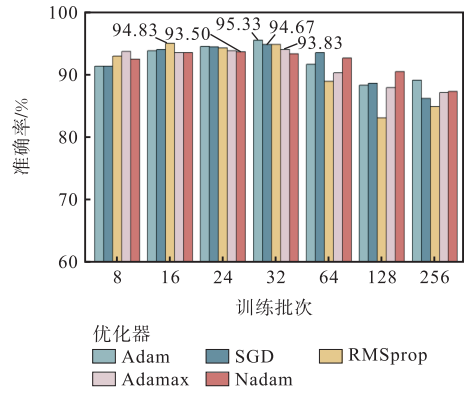
2.3　训练模型超参数分析

训练模型中超参数的选择对最终模型性能影响较大，决定了网络模型能否达到最优. 为探究超参数变化对诊断模型性能的影响，笔者根据图 7 的模型架构和表 1 的网络参数搭建模型，选取 2 号数据集作为故障样本，选择交叉熵函数作为模型的损失函数，设置训练轮次为 30，以模型验证集准确度、训练时间和验证时间 3 个指标作为衡量标准，对分别改变训练批次和训练优化器两个超参数后的结果进行对比. 试验设置 3 种数据集：(1) 点火系统故障 + 正常状态 (共 9 类)；(2) 喷油系统故障 + 正常状态 (共 6 类)；(3) 全部故障 + 正常状态 (共 16 类). 分别选取 8、16、24、32、64、128 和 256 作为训练批次，分别使用 SGD、Adam、RMSprop、Adamax 及 Nadam 作为模型训练的优化器模型，其中，使用 SGD 模型时根据历史经验设置其学习率为 0.100，其他优化器因自身都具备自适应动态优化学习率的策略，因而它们的学习率均设为 0.001. 图 11 为综合对比结果，表 5 为使用每一个优化器得到的最佳结果.

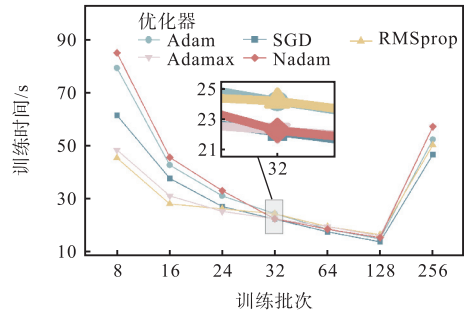
图 11 中，图 11(a) 为诊断模型在验证集上得到的准确率，图 11(b)、图 11(c) 分别为训练模型、验证模型每一轮使用的时间. 由图 11(b)、图 11(c) 可以看出，较小的训练批次使模型每轮迭代优化的频次增加，训练用时显著增大，此时模型的验证时间也相对较多，而随着训练批次不断增加，模型训练用时逐渐减少，这是由于增加训练批次使得模型在进行每一轮

训练时减缓梯度下降速度，减少了梯度更新次数，从而提高了模型迭代和收敛速度，同时，模型验证时间也随之减少，在训练批次为 32 时所有优化器使用的验证时间均小于 1 s，十分接近；当训练批次为 128 时，大批次的训练明显加快了模型收敛速度，但是由于内存限制等因素影响了模型在参数存储、反向传播方面的效率，因而表现出模型训练时间仍在减少，但模型验证时间却急剧上升；当训练批次为 256 时，由于单次模型训练样本数的急剧增加使得需要消耗的计算资源更多，而试验用的图形处理器显存较小且计算能力有限，反而导致了模型的训练时间大幅增加[20]，模型验证时间也继续增大.

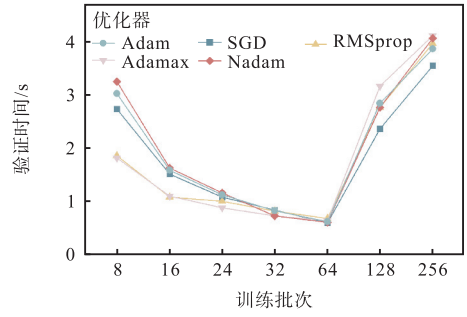
由图 11(a)可知，模型验证准确率随训练批次增大基本呈先升高后降低的趋势，大多数优化器在训练批次为 32 时取得了最佳验证结果. SGD 是最基本的随机梯度下降优化器，每次模型迭代只选择几个样本，使模型能够快速地找到局部最优解，模型训练速度较快；Adam 是在 SGD 的基础上引入了动量和矩估计，摆脱了 SGD 容易陷入局部最优解而忽略全局的问题，同时采用动态学习率自适应模型优化迭代步长，提高了模型训练的稳定性[21].



（a）准确率



（b）训练时间



（c）验证时间

图 11　超参数优化对比

Fig.11　Comparison of hyperparameter optimization results

表 5　不同优化器最佳验证结果

Tab.5　Best verification results for different optimizers

优化器	最佳验证准确率/%	最佳验证批次
Adam	95.33	32
SGD	94.67	32
RMSprop	94.83	16
Adamax	93.83	32
Nadam	93.50	24

结合图 11 和表 5 可知，使用 Adam 在训练批次为 32 时得到的最佳验证准确率为 95.33%，且模型训练时间相比使用其他优化器得到最佳验证结果的训练时间也较少，仅比使用 SGD 进行训练的时间稍高一些. 因此，笔者所提模型在进行训练、验证和测试时的训练批次选为 32，优化器选择 Adam.

2.4　消融试验

为验证笔者所提模型中各个改进点对原始模块的优化效果，设计消融试验如下：对笔者设计的多尺度卷积块单独使用残差结构和卷积注意力机制模块进行优化，分别在不使用和使用多尺度特征融合层的条件下进行测试，并与笔者所提模型进行对比，使用 2 号数据集和选取出的超参数进行故障诊断. 其中 MSC 为多尺度卷积，RS 为残差结构，MSFF 为多尺度特征融合. 各组试验网络模型采用的结构及试验结果见表 6.

表 6 中第 1、3 和 5 组是不使用多尺度特征融合层的结果，第 2、4 和 6 组是使用了多尺度特征融合层的结果，第 7 组是用笔者设计的 RMSCNN 得到的结果. 可以看出，在不使用多尺度特征融合层的情况下对多尺度卷积块单独采用残差结构和 CBAM 进行优化，模型测试准确率分别提高了 2.10% 和 3.33%，增长率分别为 2.35% 和 3.73%，说明残差结构和 CBAM 的引入对整体模型性能有一定的提升，而在使用了多尺度特征融合之后，相对应 3 个改进方案的测试准确率都提高了 1.06%～3.66%，相应的增长率为 1.16%～4.10%，说明加入多尺度特征融合层有助于扩展网络提取故障频带，使模型能够捕捉更全面的故障特征，进一步提升了模型的性能. 与其余组相比，采用笔者的 RMSCNN 方法将准确率最高提高了 6.16%，可知

将上述改进结构组合在一起能够在最大程度上提升模型性能.

表 6 消融试验结果

Tab.6 Results of ablation test

序号	MSC	RS	CBAM	MSFF	准确率/%
1	√	—	—	—	89.17
2	√	—	—	√	92.83
3	√	√	—	—	91.27
4	√	√	—	√	92.33
5	√	—	√	—	92.50
6	√	—	√	√	93.83
7	√	√	√	√	95.33

3 模型验证

为验证笔者提出的 RMSCNN 故障诊断模型的优越性，将一维深度卷积神经网络 VGG19[22]、深度多尺度卷积神经网络 GoogLeNet[15]、深度残差神经网络 ResNet50[16]、多尺度卷积神经网络(MSCNN)[23]、多尺度特征融合残差网络(MSFFRN)[24]、MRCNN 与笔者模型进行对比测试，以直观展现经典一维卷积神经网络、经典多尺度卷积神经网络、经典残差神经网络以及各种改进模型与笔者模型性能之间的差异. 对比验证使用笔者第 2、3 节所提的数据集，训练轮次设为 200 轮. 3 号故障数据集的模型训练过程如图 12 所示.

可知，由于 MSFFRN 模型结构较为简单、自身泛化性较差，无法对相似样本进行有效的故障特征提取，因而在对所有故障类别进行训练时发生了欠拟合，未能完成训练；相比之下，其余模型都有较深的结构，具备一定的特征信息挖掘能力，均完成了模型训练与验证过程. MRCNN 模型的验证集准确率 x_1 最高仅为 77.03%，MSCNN 模型的 x_1 最高也只有 78.19%，均显著低于其他几种模型，尽管两个模型分别采用了残差结构和多尺度卷积，但是整体网络结构较浅，难以深度提取样本故障特征信息. 相比之下，网络结构较深的 VGG19、GoogLeNet、ResNet50 模型的 x_1 最高为 86.00%～88.00%左右，但是它们的训练集准确率 x_2 和 x_1 在模型训练过程中产生了较大波动，说明这 3 个模型在训练时均发生了一定的过拟合现象，降低了模型泛化性，增加故障诊断的不确定性. 笔者提出的 RMSCNN 模型在训练 30 轮后，x_1 大部分保持为 90.00%～92.00%左右，最高达到了 92.64%，波动幅度较小，没有明显的过拟合现象发生；在训练 40 轮后 x_2 已经达到稳定并在 99.00%以上，说明模型训练收敛速度较快，模型稳定性较好.

综上可知，MRCNN、MSCNN 等关于经典网络的简易改进结构，由于自身模型深度不够，无法有效提取深层故障特征信息，导致在复杂工况下的活塞式航空发动机故障诊断测试结果远低于一些经典的深度神经网络模型. 笔者提出的 RMSCNN 是一个深层模型，结合了多尺度特征提取和恒等映射的优势，有效增强了网络对全局信息的感受能力，同时提升了模型训练效率和稳定性. 表 7 为 3 个故障数据集的测试结果，采用准确率、精确率、召回率和特异度共 4 个指标来评价模型的泛化性能，各指标越大则代表模型对应能力越强，其中精确率表征模型分类的精度，召回率表征模型正确识别实际为真类别的能力，特异度表征模型正确识别实际为假类别的能力[25].

为探究不同算法的计算效率问题，对各算法的模型总参数量及对全部故障状态下的 100 个样本进行测试，结果如表 8 所示.

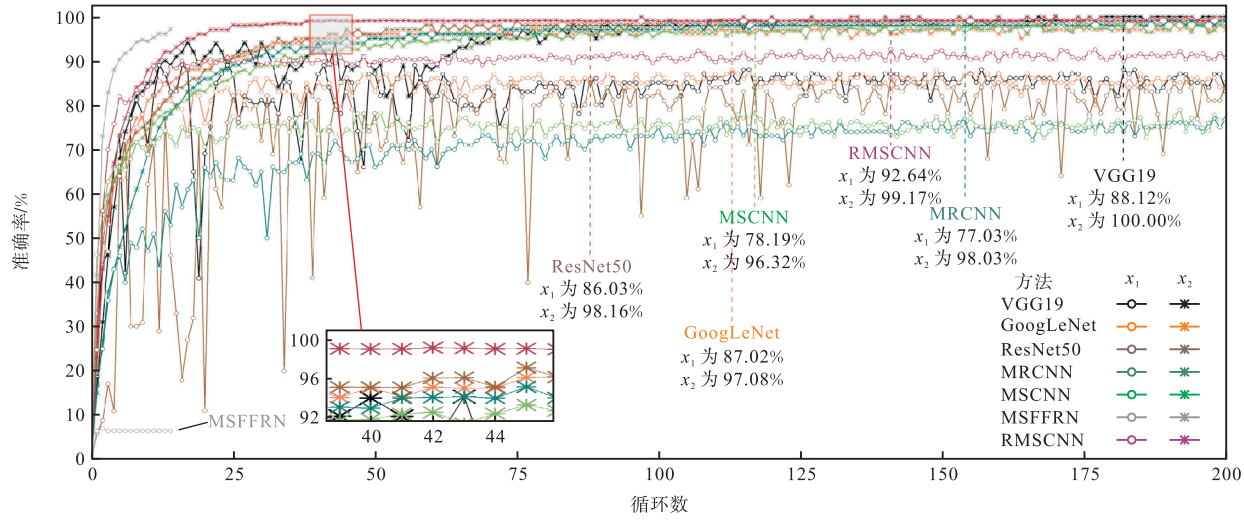


图 12 3号故障数据集模型训练过程

Fig.12 Model training process of the third fault data set

由表 7 可知，对于 3 个数据集，笔者所设计模型的各项指标最高，对于喷油量异常的故障诊断准确率为 96.83%，分类特异度指标为 99.73%，对于点火提前角异常的故障诊断准确率为 91.62%，而对于全部 16 类故障类别的分类准确率也达到 91.44%，分类精确率为 91.52%，充分表明笔者所设计模型在面对不同数据集的情况下具备较强的鲁棒性和泛化性. 由表 8 可知，由于 RMSCNN 模型采用了并行卷积和多通道拼接融合操作，在模型的宽度和深度上有显著增加，因而其总参数量相比于 GoogLeNet 和 ResNet50 较高，这可能会增加相应的计算资源. 但从 100 个样本的测试结果来看，采用 RMSCNN 模型并没有使用过长的时间，其与诊断结果几乎相同的 VGG19、GoogLeNet 及 ResNet50 方法相比，用时仅相差 0.05 s，表明 RMSCNN 在总参数量显著增加的情况下能较快实现诊断测试，有较好的计算效率. 与其他经典一维卷积神经网络、深度多尺度卷积神经网络、深度残差网络及各类改进模型相比，笔者所设计模型在保证了良好计算效率前提下，具有更好的分类识别和故障诊断能力.

表 7　活塞式航空发动机故障诊断测试结果

Tab.7　Fault diagnosis test results of aero piston engine

故障类别	方法	准确率/%	精确率/%	召回率/%	特异度/%
喷油量异常	VGG19	91.67	91.83	91.67	98.33
	GoogLeNet	93.17	93.33	93.17	98.63
	ResNet50	90.67	90.88	90.67	98.13
	MRCNN	80.67	80.97	80.67	96.13
	MSCNN	79.50	79.85	79.50	95.90
	MSFFRN	91.67	92.83	91.67	98.33
	RMSCNN	96.83	96.53	96.83	99.73
点火提前角异常	VGG19	89.89	90.22	89.89	98.98
	GoogLeNet	86.01	86.27	86.01	98.26
	ResNet50	85.33	85.42	85.33	98.18
	MRCNN	74.33	75.05	74.33	96.13
	MSCNN	85.80	85.80	85.80	98.42
	MSFFRN	—	—	—	—
	RMSCNN	91.62	91.70	91.62	99.42
全部故障状态（点火提前角异常+喷油量异常）	VGG19	88.44	88.16	88.44	99.34
	GoogLeNet	88.01	88.33	88.01	99.21
	ResNet50	87.38	87.87	87.38	99.15
	MRCNN	75.75	76.13	75.75	98.37
	MSCNN	76.62	76.84	76.62	98.44
	MSFFRN	—	—	—	—
	RMSCNN	91.44	91.52	91.44	99.42

表 8　不同算法总参数量和测试时间

Tab.8　Total parameter counts and testing times of different algorithms

方法	总参数量/个	测试 100 个样本时间/s
VGG19	4.7×10^7	0.19
GoogLeNet	1.1×10^7	0.20
ResNet50	3.1×10^7	0.19
MRCNN	3.5×10^7	0.16
MSCNN	2.9×10^5	0.16
RMSCNN	4.2×10^7	0.24

4　结　论

（1）在模型中加入残差结构可以使模型具备良好的稳定性和抑制过拟合能力，模型性能提升了 2.35%；在模型中加入 CBAM 能够增强网络对关键特征的感知能力，有效提取故障信息，模型性能提升了 3.73%.

（2）多尺度特征融合层能充分利用模型对低频信息、高频细节的感知能力，提升模型整体的泛化和诊断能力，模型性能提升了 1.16%～4.10%.

（3）笔者提出的 RMSCNN 故障诊断模型，在活塞式航空发动机点火与喷油系统故障诊断中取得较好结果，对于喷油量异常的 6 类工况，识别准确率为 96.83%；对于点火提前角异常的 9 类工况，识别准确率为 91.62%；对于全部状态的 16 类工况，识别准确率为 91.44%.

参考文献：

[1]　王春利，卢杰，任志文，等. 小型航空活塞发动机发展现状与应用研究[C]// 第九届中国航空学会青年科技论坛，中国，西安，2020，324-330.

[2] 张文建，刘瑞林，梁志峰，等. 活塞式航空发动机高空性能提升技术现状及发展趋势[J]. 内燃机与配件，2016(7)：5-10.

[3] Liu Z，Zhang C，Dong E，et al. Research progress and development trend of prognostics and health management key technologies for equipment diesel engine[J]. Processes，2023，11(17)：1972-1999.

[4] 沈峘，赵飞，毛建国，等. 小型航空活塞发动机喷油异常的故障诊断[J]. 航空动力学报，2021，36(4)：861-873.

[5] Gu J，Zhao F，Zhang Y. Carbon deposition fault diagnosis of small piston engine based on optimized VMD[J]. Journal of Vibroengineering，2022，24(6)：1056-1071.

[6] Jia F，Lei Y G，Lin J，et al. Deep neural networks：A promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2016，72-73：303-315.

[7] Saufi S R，Ahmad Z A B，Leong M S，et al. Challenges and opportunities of deep learning models for machinery fault detection and diagnosis：A review[J]. IEEE Access，2019，7：122644-122662.

[8] Hou J J，Lu X K，Zhong Y D，et al. A comprehensive review of mechanical fault diagnosis methods based on convolutional neural network[J]. Journal of Vibroengineering，2023，26(1)：44-65.

[9] Jiao J Y，Zhao M，Lin J，et al. A comprehensive review on convolutional neural network in machine fault diagnosis[J]. Neurocomputing，2020，417：36-63.

[10] 韩光洁，田晨，缑林峰，等. 多工况下航空发动机的故障模式分类[J]. 小型微型计算机系统，2022，43(8)：1776-1781.

[11] 张康，陶建峰，覃程锦，等. 随机丢弃和批标准化的深度卷积神经网络柴油机失火故障诊断[J]. 西安交通大学学报，2019，53(8)：159-166.

[12] 宋凯，黄盟，尤健，等. 基于改进残差卷积网络的柴油机故障诊断方法[J]. 内燃机工程，2023，44(5)：66-73.

[13] 程建刚，毕凤荣，张立鹏，等. 基于 MACNN 的柴油机故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击，2022，41(10)：8-15.

[14] Shao Z H，Li W Q，Xiang H，et al. Fault diagnosis method and application based on multi-scale neural network and data enhancement for strong noise[J]. Journal of Vibration Engineering and Technologies，2024，12：295-308.

[15] Szegedy C，Liu W，Jia Y Q，et al. Going deeper with convolutions[C]// 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)，Boston，MA，USA，2015，1-6.

[16] He K M，Zhang X Y，Ren S Q，et al. Deep residual learning for image recognition[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CPVR)，Las Vegas，NV，USA，2016，770-778.

[17] Woo S Y，Park J C，Lee J Y，et al. CBAM：Convolutional block attention module[C]// Computer Vision-ECCV 2018，Berlin，Germany，2018，3-19.

[18] Di X，Shao J P，Ge J H，et al. Research on weak signal feature extraction method of rolling bearing based on refined composite multi-scale weighted entropy[J]. Machines，2022，10(12)：1155-1184.

[19] Liu T T，Cui L L，Zhang J Y，et al. Research on fault diagnosis of planetary gearbox based on variable multi-scale morphological filtering and improved symbol dynamic entropy[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2023，124：3947-3961.

[20] Tang Y，Kan Z G，Yin L J，et al. Increasing momentum-like factors：A method for reducing training errors on multiple GPUs[J]. Tsinghua Science and Technology，2022，27(1)：114-126.

[21] Fatima N. Enhancing performance of a deep neural network：A comparative analysis of optimization algorithms[J]. ADCAIJ：Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal，2020，9(2)：79-90.

[22] Simonyan K，Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]// ICLR 2015，San Diego，CA，USA，2015.

[23] Shen Q M，Zhang Z Q. Fault diagnosis method for bearing based on attention mechanism and multi-scale convolutional neural network[J]. IEEE Access，2024，12：19940-19952.

[24] 邓飞跃，丁浩，郝如江. 基于多尺度特征融合残差神经网络的旋转机械故障诊断[J]. 振动与冲击，2021，40(24)：22-28，35.

[25] Garcés J A，Rodrigue A，Gómez P J M，et al. Industrial internet of things embedded devices fault detection and classification：A case study[J]. Internet of Things，2024，25：101024.