

**引用格式:** 康玉祥, 陈果, 尉询楷, 等. 深度残差对冲网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 航空学报, 2022, 43(8): 625201.  
KANG Y X, CHEN G, WEI X K, et al. Deep residual hedging network and its application in fault diagnosis of rolling bearings[J].  
Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(8): 625201 (in Chinese). doi: 10.7527/S1000-6893.2021.25201

# 深度残差对冲网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用

康玉祥<sup>1</sup>, 陈果<sup>1,\*</sup>, 尉询楷<sup>2</sup>, 周磊<sup>2</sup>

1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016
2. 北京航空工程技术研究中心, 北京 100076

**摘要:** 提出了一种新的深度残差对冲网络模型。首先,该模型借助 Inception 堆叠思想提出了堆叠卷积对冲结构块以加快网络收敛速度;然后,设计了新的恒等映射块,实现了输入层与中间各层的残差连接;最后,在全连接层引入 Squash 函数,防止损失梯度的发散。将提出的深度残差对冲网络应用于滚动轴承故障诊断,在预处理中将滚动轴承的振动加速度时域信号通过快速傅里叶变换得到的频谱图直接作为网络输入,从而简化了数据的预处理工作。利用两组实际的滚动轴承故障数据进行方法验证,并与 18 层深度残差网络(Resnet18)、卷积神经网络(CNN)等其他方法进行了对比验证。结果表明所提深度残差对冲网络模型的测试精度较其他模型高约 2%,且训练时间能缩短 1/3,充分表明本文方法具有很强的鲁棒性和收敛速度快等优点。

**关键词:** 深度学习; 残差网络; 对冲结构; Squash 函数; 滚动轴承; 故障诊断

**中图分类号:** V260.5      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-6893(2022)08-625201-12

滚动轴承是航空发动机支撑系统和传动系统的关键部件,因其工作环境的复杂和多变,极易发生故障,且其寿命难于准确预测<sup>[1]</sup>。航空发动机滚动轴承故障严重危及发动机使用安全,已成为制约中国航空发动机技术发展、影响战斗力生成的重大技术“瓶颈”。对于航空发动机,即使很轻微的滚动轴承故障也可能导致整个飞机出现空中停车,甚至发生坠机事故<sup>[2]</sup>。因此,尽早有效地对航空发动机滚动轴承进行故障诊断极其重要。

当前以小波分析、傅里叶变换和机器学习为代表的传统故障诊断方法主要有手工提取特征、故障诊断两个步骤<sup>[3-4]</sup>。该类方法首先从一维原始信号中提取数据特征。然后采用诸如主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)<sup>[3]</sup>、线性判别分析(Linear Discriminant Analysis,

LDA)<sup>[4]</sup>等数据降维方法对所提取的冗余特征进行剔除。最后将经过降维处理的特征数据作为支持向量机(Support Vector Machine, SVM)<sup>[2]</sup>、多层前馈网络(Back Propagation, BP)<sup>[5]</sup>等模型的输入,对算法进行训练,获得故障诊断模型。该类方法的主要问题在于其过度依赖专家经验,对数据降维导致有用的特征被剔除,影响测试精度。

深度学习因其可实现端到端的学习,省略了人工提取特征的过程,可自动建立特征至类型的非线性映射,因此大量的深度学习算法<sup>[5-7]</sup>被越来越多地应用于滚动轴承故障诊断。雷亚国等<sup>[8]</sup>将深度迁移学习用于滚动轴承故障诊断中,很好地识别了机车轴承的健康状态。Wen 等<sup>[9]</sup>对深度迁移自编码器进行了改进,并将其用于轴承故障诊断,精确地诊断出了轴承的故障。张向阳等<sup>[2]</sup>

收稿日期: 2021-01-05; 退修日期: 2021-02-01; 录用日期: 2021-03-29; 网络出版时间: 2021-07-21 09:34  
网络出版地址: <https://hkxb.buaa.edu.cn/CN/Y2022/V43/I8/625201>  
基金项目: 国家科技重大专项(J2019-IV-004-0071)  
\* 通信作者. E-mail: cgyzx@263.net

基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)成功地识别了基于机匣测点的滚动轴承故障。Guo等<sup>[10]</sup>提出了一种自适应学习率的改进卷积神经网络,并将其用于滚动轴承故障诊断,在故障尺寸大小识别和故障类型诊断中都取得了很好的效果。Lei等<sup>[11]</sup>将长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)用于风电机组的轴承故障诊断,取得了很好的诊断效果。Zhang等<sup>[12]</sup>提出了一种改进深度置信网络(Deep Belief Network, DBN)算法,并在滚动轴承的故障诊断试验中取得了良好的效果。Wang等<sup>[13]</sup>提出了一种多层监督自编码器模型,该模型有效地提高了故障测试精度。Huang等<sup>[14]</sup>提出了一种多尺度级联卷积神经网络用于轴承的故障诊断。Khorram等<sup>[15]</sup>以原始加速度振动数据(时域特征)为输入,提出一种端到端的故障检测方法,该方法具有检测精度高、收敛速度快的特点。然而以上基于深度学习的滚动轴承故障诊断模型虽取得了很好的诊断效果,但仍然存在难训练、泛化能力差等一系列问题。因此近年来深度残差网络(Deep Residual Networks, Resnet)被诸多研究者用于滚动轴承故障诊断。

深度残差网络<sup>[16-17]</sup>于2016年被提出,该网络模型在随后的Imagenet数据大赛中以压倒性的优势取得了当年的冠军。目前,该模型被大量地用于滚动轴承故障诊断<sup>[18]</sup>。如Wen等<sup>[19]</sup>提出了一种新的50层残差网络模型,并将时域故障信号转换为RGB图像作为所提模型的输入,实现了轴承故障的精确诊断。Du等<sup>[20]</sup>以短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)的时频图为输入,提出了基于Resnet的变工况故障诊断方法。虽与以CNN为代表的深度学习方法相比Resnet具有很好的效果,但随网络深度增加、参数量增大,也同样存在诸如训练速度慢<sup>[17,21]</sup>等不足。

有鉴于此,首先对残差块进行改进,提出对冲结构的思想,以期在保证网络收敛精度的同时提高网络训练速度。然后,将胶囊网络中的Squash函数用于全连接层,从而防止网络输出值过大导致的损失梯度发散问题。最后,对所提深度残差对冲网络(Deep Residual Hedging Network, DResHnet)在两组滚动轴承轴承数据集上进行验

证,以期表明所提方法的正确性和有效性。

## 1 Resnet

为解决随深度增加神经网络出现性能退化的问题,He等<sup>[16-17]</sup>将残差块概念引入Resnet。图1为残差块结构,其中 $x_l$ 为第 $l$ 个残差块的输入; $f(x_l)$ 为经过卷积、批归一化、激活函数的残差映射输出; $h(x_l)$ 为恒等映射输出,该映射的目的是使输入 $x_l$ 和 $f(x_l)$ 具有相同尺寸, $h(x_l)=x_l$ 表示为残差直连结构; $g$ 为Relu激活函数,其表达式为

$$g(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ x & x \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $x$ 为激活函数的输入。

由图1中残差结构块可知,多个残差块连接的网络数学模型为

$$x_{l+1} = x_l + f(x_l, w_l) \quad (2)$$

式中: $w_l$ 为残差块模型的权重参数。

第 $L$ 层的输出为

$$x_L = x_l + \sum_{i=l}^{L-1} f(x_i, w_i) \quad (3)$$

根据文献[17]可得网络第 $l$ 层的梯度为

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial x_l} = \frac{\partial \epsilon}{\partial x_L} \left[ 1 + \frac{\partial}{\partial x_L} \left( \sum_{i=l}^{L-1} f(x_i, w_i) \right) \right] \quad (4)$$

式中: $\epsilon$ 为实际网络的实际损失值。

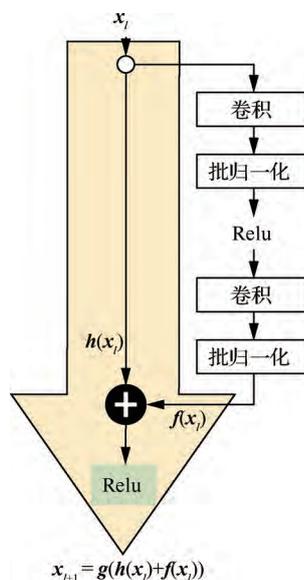


图1 残差块结构

Fig. 1 Residual structure

式(4)表明通过多个残差块的串联, Resnet 在误差反向传播的过程中能保证梯度大于 0, 从而避免网络出现梯度消失的问题。

虽然 Resnet 被证明是一种精度较高的网络, 但随网络深度增加, 网络参数也随之增多, 导致网络收敛速度慢、难训练。因此在保证网络精度的前提下, 需解决训练速度慢的问题。以 18 层残差网络为基础, 对 Resnet 进行改进。

## 2 深度残差对冲网络

### 2.1 深度残差对冲网络结构

深度残差对冲网络如图 2 所示, 图 2 中  $F_l(x)$  和  $H_l(x)$  分别为第  $l(l=1, 2, 3, 4)$  层堆叠卷积对冲操作和恒等映射后的输出。输入为滚动轴承一维时域信号通过快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)的频谱图, 输出为滚动轴承故障类别。

DResHnet 主要由 4 层堆叠卷积对冲结构块(Stack Convolution Hedge Structure, SCHC)、4 层恒等映射块、对冲操作、Squash 压缩函数、Fn 全连接层等部分组成。

试验中采用的 GPU 为 NVIDIA GTX1660 6G、i5-9600K 处理器、8 G 内存、运行系统为 Windows 10、编程语言为 Python 3.7、深度学习框架为 Tensorflow 1.15。设置批处理样本量为 64、迭代轮数为 100。本文模型参数设置和 Resnet18 类似, 具体参照如表 1 所示。表 1 中的“×4”代表堆叠卷积对冲结构中有 4 个卷积层; “×1”代表恒等映射块中有 1 个卷积层; 输入层中的“×2”代表

输入经过 2 个卷积层后进行对冲操作; 中间层中的“×2”表示由两个堆叠卷积对冲结构块组成。Resnet18 和 Resnet34 同样采用经典的结构, 之所以选择 Resnet18 和 Resnet34 是因为所提算法是基于 Resnet18 的结构改进而来, 而改进后的参数量和 Resnet34 相差不多, 所以选择 Resnet18、Resnet34 作为比较算法精度和算法收敛速度的依据。

### 2.2 堆叠卷积对冲结构

传统的 Resnet 需较深的网络层才能达到很好的分类精度, 这就需要多 GPU 的硬件条件才能完成网络训练。而 Inception 结构被证明是一种有效提高网络效率的方式, 因此为能在单机单 GPU 卡上完成网络训练, 同时提高网络的精度与速度, 借助 Inception 堆叠的思想提出如图 3 所示的堆叠卷积对冲结构块。

图 3 所示的算法具体步骤如下:

**步骤 1** 通过两个并行的、不同参数的堆叠卷积核对相同的输入进行特征提取。

**步骤 2** 输入  $x_l$  经堆叠卷积处理后得到卷积结果  $C_1, C_2$ , 然后进行批归一化操作, 防止“梯度爆炸”现象。

**步骤 3** 对步骤 2 之后的结果进行对冲操作(对批归一化之后的输出特征图  $B_1, B_2$  作差), 获得对冲操作(Hedging Processes)结果  $P$ 。对冲操作是为了筛除两路卷积学习到的相同特征, 保留不同的特征, 以便后续的网络层能对之前没有学习到的特征进行学习, 而无需重复学习相同的特征。

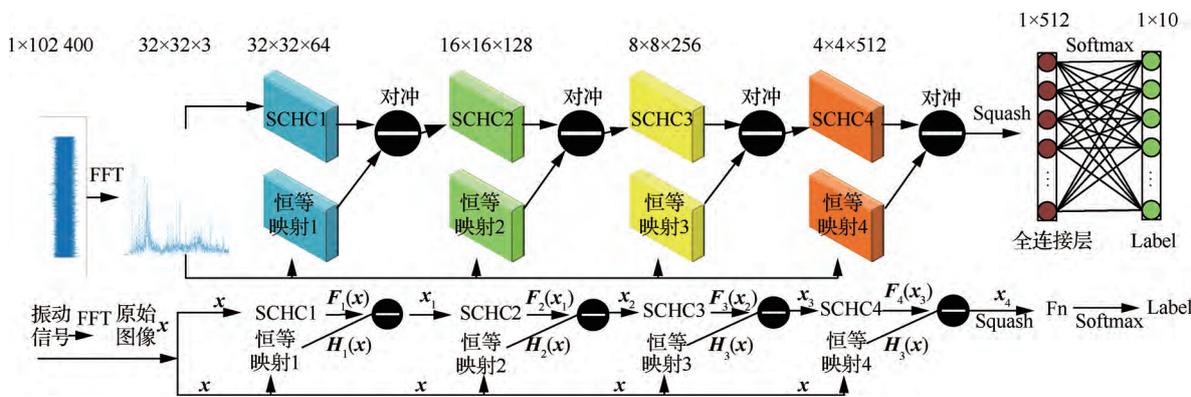


图 2 深度残差对冲网络

Fig. 2 Deep residuals hedging network

表 1 深度残差对冲网络信息

Table 1 Information of deep residual hedging network

结构	卷积核参数	输出大小
输入层	$(3 \times 3, 64) \times 2$	$32 \times 32$
第 1 层	$[(3 \times 3, 64) \times 4] \times 2, (3 \times 3, 64) \times 1$	$32 \times 32$
第 2 层	$[(3 \times 3, 128) \times 4] \times 2, (3 \times 3, 128) \times 1$	$16 \times 16$
第 3 层	$[(3 \times 3, 256) \times 4] \times 2, (3 \times 3, 256) \times 1$	$8 \times 8$
第 4 层	$[(3 \times 3, 512) \times 4] \times 2, (3 \times 3, 512) \times 1$	$4 \times 4$
Fn	全连接层 Softmax	$1 \times 1$

图 4 为训练过程中两个特征图的对冲操作结果,图 4(c)中结果显示对冲操作可对特征图起到增强和增加敏感特征的效果(图 4(c)中敏感特征点多于图 4(a)和图 4(b))。对冲操作可增强特征图的稀疏性,从而达到加速网络收敛的目的。

步骤 4 对对冲后的剩余图像进行同样的堆

叠卷积,获得卷积结果  $C_3, C_4$ 。

步骤 5 对卷积后的数据进行批处理操作输出特征图  $B_3, B_4$ 。

步骤 6 对步骤 5 之后的输出进行堆叠相加(防止因对冲后图像值过小而网络无学习能力的现象发生)得到输出  $f(x_l)$ 。

步骤 7 将恒等映射后的输出  $h(x_l)$ 和残差映射后的  $f(x_l)$ 进行一次对冲操作。

步骤 8 采用 Relu 函数进行激活,得到输出  $x_{l+1}$ 。

图 3 中的对冲结构和传统的对同一特征进行连续卷积不同,其本质是将不同的特征分配给各个卷积层进行特征提取,用于实现学习图像特征的目的。

由图 2 及 SCHC 结构可知式(5)成立:

$$\begin{cases} x_l = H_l(x) - F_l(x_{l-1}) \\ F_l(x_{l-1}) = x_{l-1} - f_l(x_{l-1}) \end{cases} \quad (5)$$

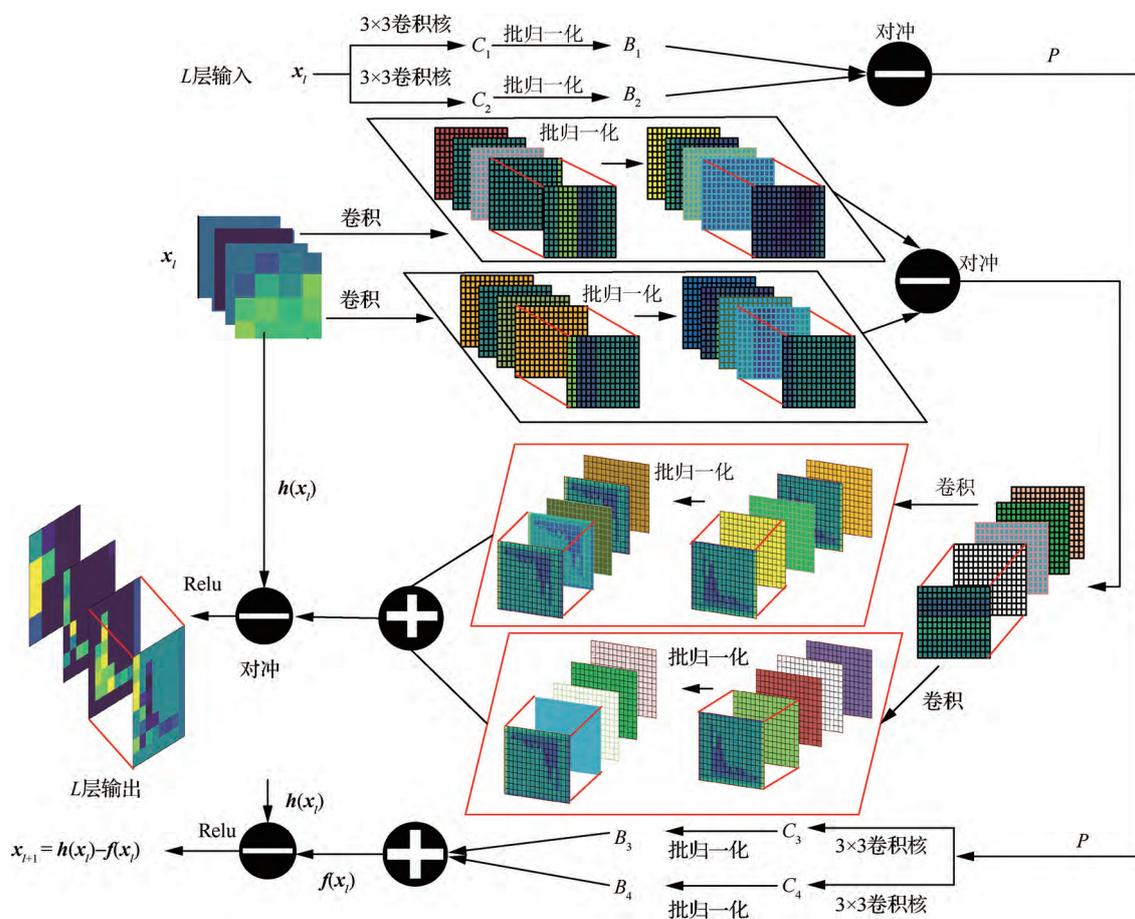


图 3 堆叠卷积对冲结构块

Fig. 3 Stack convolution hedge structural blocks

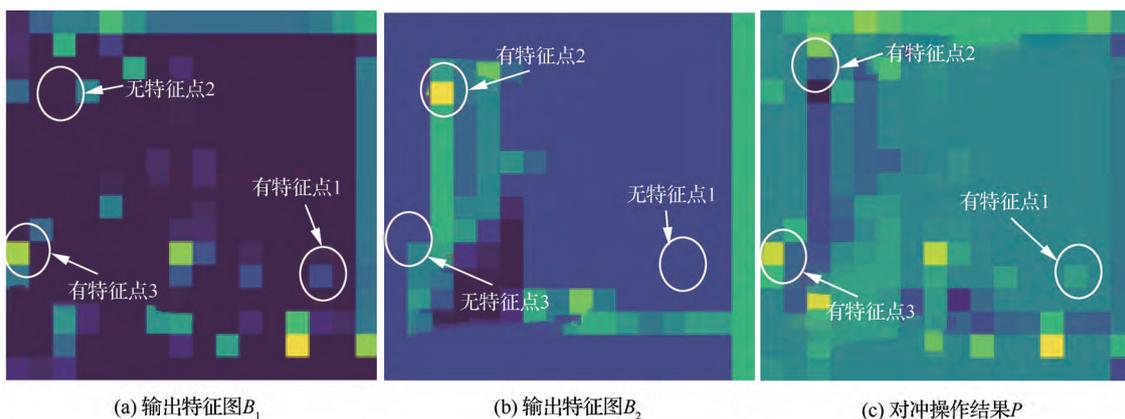


图4 对冲操作结果

Fig. 4 Hedging processes results

根据式(5)可得

$$x_{o-k} = \sum_{i=0}^{o-k} (-1)^i (H_{o-i}(x_{o-i}) + f_{o-i}(x_{o-i-1})) + (-1)^{k+1} x_{o-k-1} \quad (6)$$

式中： $x_{o-k}$ 为第 $o-k$ 层的输入； $o$ 为网络总层数； $i$ 为图2中从右往左数第 $i$ 层； $k$ 为图2中从右往左数第 $k$ 层。模型的各层和输入之间全部进行了残差连接，可有效预防网络性能退化现象。

### 2.3 恒等映射块

传统的 Resnet 是由多个残差块串联而成的，这就使后续网络层不能很好地利用初始的输入特征。此外考虑到不同状态下样本特征之间细微的差别，经过串联后往往会将这些差别映射至相同的区域，导致网络无法完成精确分类。为此将起始输入经特定的恒等映射模块与 2.2 节中提出的堆叠卷积对冲结构块结合，形成新的对冲模块，

图 5 为第  $l$  层的恒等映射块和堆叠卷积对冲结构块形成的新对冲结构。

图 5 中卷积核大小为  $3 \times 3$ ；池化层采用  $2 \times 2$  的最大值池化，步长为 2。经过对原始图像进行恒等映射和 2.1 节中的 SCHC 组成新的对冲结构，使下一层可同时接收来自原始图像的部分特征和上层对冲结构块的输出，从而强化了各层学习特征的能力。

### 2.4 Squash 函数及网络训练

Squash 函数于 2017 年由 Hinton 等<sup>[22]</sup>提出，目的是将向量中各个元素均压缩至  $[0, 1]$  区间内，且压缩后向量和原向量的方向角相同。因卷积操作中具有累加的性质，为防止全连接层的输入向量过大，首先在全连接层前引入 Squash 函数对输入向量进行压缩，然后计算全连接层的输出，最后采用 Softmax 进行分类。

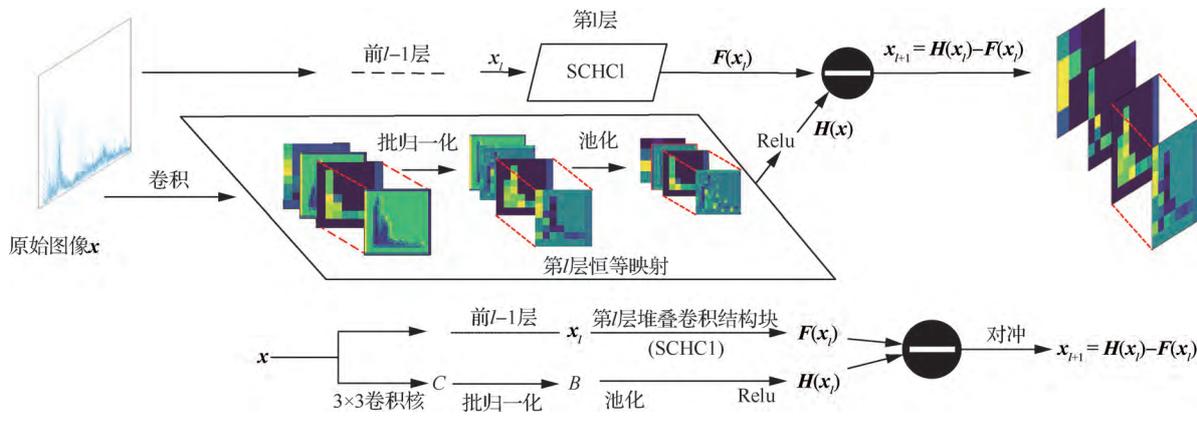


图5 恒等映射块

Fig. 5 Identity mapping block

采用如式(7)所示的 Squash 函数计算第 1 层全连接层的输入:

$$\begin{cases} v_j = \frac{\|s\|^2}{1 + \|s\|^2} \cdot \frac{s_j}{\|s\|} \\ v_j \approx \begin{cases} \|s\|s_j & \|s\| \rightarrow 0 \\ \frac{s_j}{\|s\|} & \|s\| \rightarrow +\infty \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $v_j$  为经过压缩后的第  $j$  个元素;  $s$  为由卷积结果转换的一维向量;  $s_j$  为  $s$  中的第  $j$  个元素。

采用 Relu 函数计算全连接层的输出:

$$V_i = Q\left(\sum_{j=1}^n \omega_{ij} v_j + b\right) \quad (8)$$

式中:  $V_i$  为全连接层第  $i$  个神经元的输出;  $\omega_{ij}$  为全连接层第  $i$  个神经元和第  $j$  个输入之间的权重;  $n$  为输入元素的个数;  $b$  为偏置;  $Q$  为激活函数。

采用如式(9)所示的交叉损失函数,优化算法为 Adam 算法,学习率为 0.0001。

$$J = - \sum_{i=1}^I y_i \lg p_i \quad (9)$$

式中:  $I$  为分类类别总数;  $y_i$  为真实样本标签;  $p_i$  为 Softmax 分类函数(如式(10)所示)的输出,表示第  $i$  个类别的概率。

$$p_i = \frac{e^{y_i}}{\sum_{i=1}^I e^{y_i}} \quad (10)$$

式中:  $e$  为自然常数。

### 3 模型验证

为验证 DResHnet 模型的性能,选取 Mnist 和 Cifar-10 数据集<sup>[23]</sup>进行试验,其中 Mnist 数据集为 60 000 张  $28 \times 28$  的手写数字图像,主要用于验证算法快速收敛的特点; Cifar-10 数据集包含大小为  $32 \times 32 \times 3$  的 10 种类别图像,用于验证算法快速收敛和高精度的特点。在相同试验条件下对 DResHnet、Resnet18 和 Resnet34 的结果进行对比验证。

#### 3.1 Mnist 数据集

图 6 为在 Mnist 数据集上的训练误差变化曲线。以达到 99% 的训练精度为目标,图 6 中同时给出了每种算法收敛到 99% 精度的计算时间和相应的迭代次数。DResHnet 在 34 次迭代时收敛到 99% 的精度,计算时间为 952.63 s; Resnet34 的计

算时间为 1 575.11 s,迭代次数为 57 次; Resnet18 的迭代次数为 99 次,计算时间为 1 263.24 s。相比其他两种算法,DResHnet 收敛速度更快。

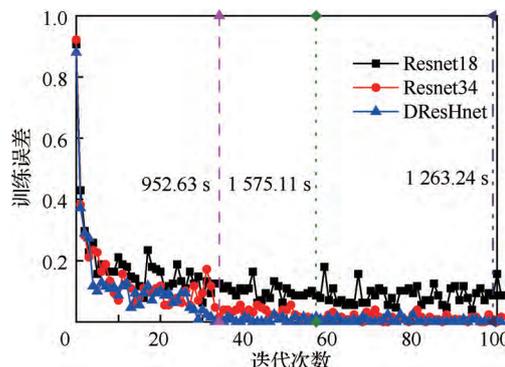


图 6 Mnist 数据集试验结果

Fig. 6 Test results of Mnist data set

#### 3.2 Cifar-10 数据集

采用交叉验证的方式将 3.1 节中的 3 种算法用于对 Cifar-10 数据集的分类。每种算法分别计算 10 次,图 7 为 3 种算法的 10 次测试结果。取 10 次中最好的测试结果为最终测试精度和相应的训练时间进行平均作为计算时间,表 2 为测试精度和计算时间试验结果。

图 7 和表 2 中结果显示,DreHnet 较其他两种算法的测试精度提高了约 2%,且计算时间更少。

通过对比 Mnist 和 Cifar-10 数据集上的试验结果可很容易地看出,DResHnet 在保证精度的前提下具有更快的收敛速度,这也和算法改进的初衷一致,同时也验证了算法理论上的可行性和准确性。

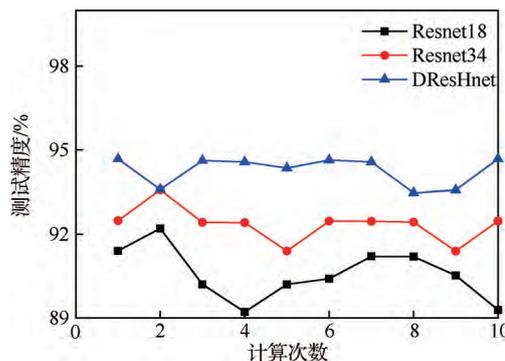


图 7 Cifar-10 数据集 10 次试验结果

Fig. 7 Test results of 10 trials on Cifar-10 data set

表 2 Cifar-10 数据集最终试验结果

Table 2 Final test results of Cifar-10 data set

模型名称	测试精度/%	计算时间/s
Resnet18	90.58	5 478.76
Resnet34	92.34	8 563.59
DResHnet	94.28	3 970.21

#### 4 滚动轴承故障诊断实例

为验证 DResHnet 在滚动轴承故障诊断中的有效性。首先,选择研究者普遍采用的美国凯斯西储大学的滚动轴承故障诊断数据集<sup>[23]</sup>进行故障诊断验证。其次,将 DResHnet 应用于带机匣的航空发动机转子试验器滚动轴承故障试验数据诊断<sup>[2]</sup>,并进行多种方法的对比验证。

##### 4.1 美国凯斯西储大学滚动轴承故障试验数据诊断

选择美国凯斯西储大学滚动轴承故障诊断数据集的驱动端数据,其相应的轴承型号为 SKF6205,选择数据采样频率为 12 kHz。轴承共有内圈、外圈、滚动体 3 种加工缺陷故障,连同正常状态共 4 种状态。为确保试验数据为二维图像输入,且避免人为对时序数据按一定的方式进行数据重构<sup>[2]</sup>。首先,将原始各个类别数据按 7:3 的比例划分训练和测试集。按数据采样频率,采用数据增强方法<sup>[24]</sup>以一定的步长对时域振动信号进行采样,如图 8 所示,其中步长为 1 000 个点,样本点数为 12 000。然后,对每组样本进行 FFT 得到频谱图。最后,将获得的频谱图直接保存为 png 格式的图形文件,图形文件大小为 32×32×3,图 9 为转换后的频谱图。

为验证所提算法不受负载、转速、损伤大小的影响。试验数据集包含各种不同条件下的滚动轴承故障数据。通过数据重采样和 FFT 操作后,数

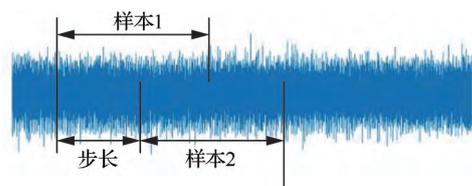


图 8 振动信号采样

Fig. 8 Vibration signal sampling

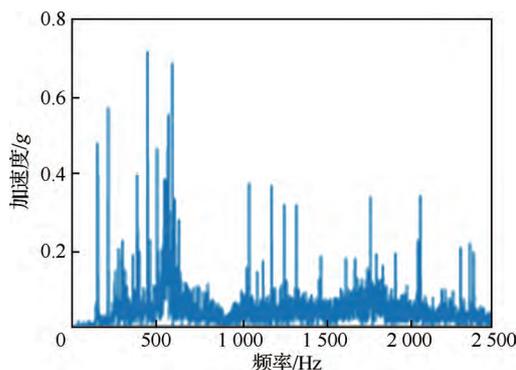


图 9 轴承信号的频谱图

Fig. 9 Spectrum diagram of bearing signal

据集包含的样本文件信息如表 3 所示。其中外圈中不包含 0.711 2 mm 的损伤样本。

为验证所提算法在速度和精度方面的优势,比较所提算法与 CNN、Alexnet、Resnet18、Resnet34 网络的故障诊断结果。其中,CNN 采用 4 层卷积和池化的网络结构,卷积核大小为 3×3; Alexnet 采用经典的结构; Resnet18 和 Resnet34 与第 3 节中的结构相同。

图 10 为各个模型的收敛精度曲线。试验中每种方法均进行 10 次计算。取多次计算的平均收敛精度进行比较,表 4 为收敛精度比较结果。

表 3 数据集样本信息

Table 3 Sample information of data set

损伤位置	标签	样本量	
		训练集	测试集
无	1	1 148	492
内圈	2	1 230	528
滚动体	3	1 230	528
外圈	4	925	396

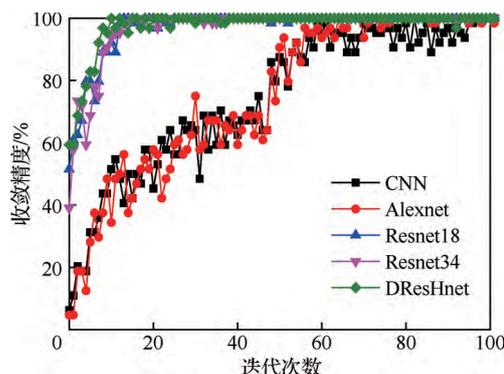


图 10 故障分类结果

Fig. 10 Fault classification results

表 4 模型收敛精度比较

Table 4 Comparison of model convergence accuracy

模型名称	收敛精度/%	迭代次数
CNN	98.64	82
Alexnet	99.36	67
Resnet18	99.62	16
Resnet34	100.00	14
DResHnet	100.00	9

表 4 中数据表明与残差结构相比,传统的卷积网络收敛速度很慢。DResHnet 和 Resnet34 算法的收敛精度均达到了 100.00%,且 DResHnet 的收敛速度最快。

图 11 为 DResHnet 和 Resnet18、Resnet34 算法在测试集上收敛速度的对比结果。图 11 显示在测试集上 DResHnet 相较 Resnet18 和 Resnet34 在达到 99%测试精度时收敛速度至少提高了 1/3。DResHnet 在第一次达 99%测试精度时迭代次数为 600,而计算时间为 181.64 s; Resnet34 算法在迭代 1 100 次后达 99%收敛精度,计算时间为 498.66 s;而 Resnet18 达 99%计算精度

的迭代次数为 1 200,计算时间为 273.23 s。对比计算时间可知所提对冲结构可加快收敛速度、提高算法的精度。

为进一步说明本文算法的诊断效果,表 5 列出了不同故障类别的测试精度结果和相应分类结果的混淆矩阵。结果显示对于单类别诊断,Resnet34 和 DResHnet 均达到了 100.0%的最高测试精度,其次分别为 Resnet18 模型、Alexnet、CNN,这也和图 10 和表 4 的结论相一致。

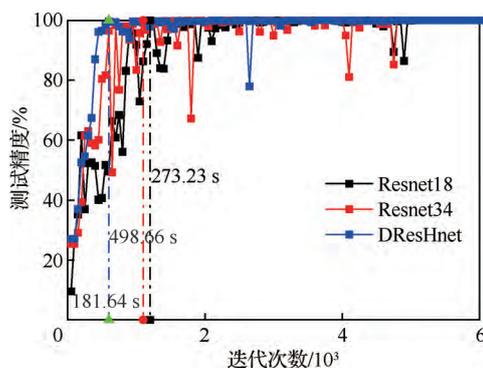


图 11 故障测试结果

Fig. 11 Fault classification test results

表 5 西储大学数据测试结果信息

Table 5 Case western reserve university data test result information

方法	识别结果类别	数量				测试精度/%
		真实类别 1	真实类别 2	真实类别 3	真实类别 4	
CNN	1	486	2	3	1	98.8
	2	3	522	1	2	98.9
	3	4	1	521	2	98.7
	4	0	2	2	392	99.0
Alexnet	1	492	0	0	0	100.0
	2	1	523	2	2	99.1
	3	0	0	526	2	99.6
	4	5	0	1	393	99.2
Resnet18	1	492	0	0	0	100.0
	2	1	526	0	1	99.6
	3	0	2	525	1	99.4
	4	2	0	0	394	99.5
Resnet34	1	492	0	0	0	100.0
	2	0	528	0	0	100.0
	3	0	0	528	0	100.0
	4	0	0	0	396	100.0
DResHnet	1	492	0	0	0	100.0
	2	0	528	0	0	100.0
	3	0	0	528	0	100.0
	4	0	0	0	396	100.0

## 4.2 带机匣的航空发动机转子试验器滚动轴承故障诊断试验

基于机匣信号的航空发动机轴承故障试验是在如图 12 所示的平台上完成的,该试验平台为以 1:3 比例仿制的某型真实发动机。试验平台能有效反映航空发动机振动信号在传递过程中的衰减特性,试验中采用的是轴承型号为 6206 的单列深沟球轴承。在试验过程中利用电火花切割方式加工了如下故障缺陷:外圈和内圈故障分别为 6 mm 宽的裂痕,滚动体故障为半径 0.5 mm、深度 2 mm 的凹陷。具体缺陷如图 13 所示。



图 12 航空发动机实验器

Fig. 12 Acro-engine rotor tester



(a) 外圈故障

(b) 内圈故障

(c) 滚动体故障

图 13 滚动轴承故障部位

Fig. 13 Fault positions of rolling bearing

试验中采用 B&K4805 振动加速度传感器、NI USB9234 数据采集器,采样频率为 10240 Hz,样本数据点为 8192<sup>[2]</sup>。试验转速为 1500、1800、2000、2400 r/min。传感器安装位置如图 12 所示。根据 1:4 的比例划分测试集和训练集后,将采样数据点经 FFT 后转换为 png 格式的图像数据文件。将所提算法用于基于机匣信号的航空发动机轴承故障诊断,同时和 Resnet18、Resnet34 进行对比,结果如图 14 所示。针对相同数据集,本文方法的测试精度远高于文献[2]的 CNN 和 SVM 方法,如表 6 所示。

图 14 和表 6 的结果显示 DResHnet 测试精度为 100.00%,相比其他几种算法具有更高的测试精度,且和同类型的 Resnet18 和 Resnet34 算法相比具有更快的收敛速度,这和 3.1 节中的结论一致。结果表明本文算法在基于机匣测点的滚动轴承故障诊断中具有更加明显的优势,能有效

提高故障诊断精度,且算法具有很好的泛化能力。

限于篇幅,表 7 列出了部分算法不同故障类别的测试精度和相应分类结果的混淆矩阵。表 7 中的数据含义和结果显示对于单类别的诊断 DResHnet 算法能实现 100.0% 的诊断结果,表明

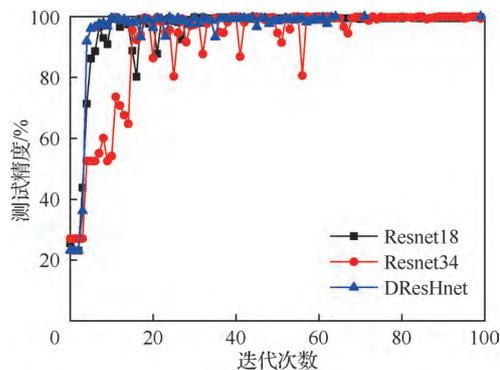


图 14 试验数据故障诊断测试精度

Fig. 14 Experimental data fault diagnosis test accuracy

表6 发动机轴承故障诊断测试精度比较  
Table 6 Comparison of aero-engine rotor bear fault diagnosis test accuracy

方法	测试精度/%
CNN+矩阵图	92.44
CNN+峭度图	93.58
SVM	86.16
文献[2]方法	96.32
Resnet18	97.56
Resnet34	98.43
DResHnet	100.00

该模型在进行故障诊断方面的优势,也进一步说明了所提模型的准确性。

## 5 结论

提出了一种名为深度残差对冲的网络(DResHnet),并介绍了所提网络的基本模型结构。在将其应用于轴承故障诊断的过程中,直接以FFT所得的归一化频谱图为输入,避免了人为设计输入数据的过程。在标准数据集和发动机机匣测点实验数据集上所提算法都展现了故障

表7 测试结果信息

Table 7 Test result information

方法	识别结果类别	数量				测试精度/%
		真实类别 1	真实类别 2	真实类别 3	真实类别 4	
CNN <sup>[2]</sup>	1	1442	21	13	24	96.0
	2	13	989	21	11	95.6
	3	9	24	976	19	94.9
	4	22	19	15	982	94.6
Resnet18	1	1442	14	16	18	96.8
	2	5	1044	12	8	97.7
	3	6	11	1049	9	97.6
	4	9	11	15	1021	96.7
Resnet34	1	1461	6	12	11	98.1
	2	2	1057	6	4	98.9
	3	7	8	1049	11	97.6
	4	0	2	3	1051	99.5
DResHnet	1	1490	0	0	0	100.0
	2	0	1069	0	0	100.0
	3	0	0	1075	0	100.0
	4	0	0	0	1056	100.0

诊断的优势。这既充分证明了DResHnet具有较高的测试精度与较快的收敛速度,也表明该网络具有很好的应用前景。

## 参 考 文 献

- [1] WANG R X, JIANG H K, LI X Q, et al. A reinforcement neural architecture search method for rolling bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2020, 154: 107417.
- [2] 张向阳, 陈果, 郝腾飞, 等. 基于机匣信号的滚动轴承故障卷积神经网络诊断方法[J]. 航空动力学报, 2019, 34(12): 2729-2737.  
ZHANG X Y, CHEN G, HAO T F, et al. Convolutional neural network diagnosis method of rolling bearing fault based on casing signal[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(12): 2729-2737 (in Chinese).
- [3] 王奉涛, 薛宇航, 王洪涛, 等. GLT-CNN方法及其在航空发动机中介轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2019, 32(6): 1077-1083.  
WANG F T, XUE Y H, WANG H T, et al. GLT-CNN and its application of aero-engine intermediary bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(6): 1077-1083 (in Chinese).
- [4] WANG X, ZHENG Y, ZHAO Z Z, et al. Bearing fault diagnosis based on statistical locally linear embedding[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2015, 15(7): 16225-16247.
- [5] 雷亚国, 贾峰, 孔德同, 等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 94-104.  
LEI Y G, JIA F, KONG D T, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54

- (5): 94-104 (in Chinese).
- [6] ZHAO M H, ZHONG S S, FU X Y, et al. Deep residual networks with adaptively parametric rectifier linear units for fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(3): 2587-2597.
- [7] WANG F, JIANG H K, SHAO H D, et al. An adaptive deep convolutional neural network for rolling bearing fault diagnosis[J]. *Measurement Science and Technology*, 2017, 28(9): 095005.
- [8] 雷亚国, 杨彬, 杜兆钧, 等. 大数据下机械装备故障的深度迁移诊断方法[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(7): 1-8.
- LEI Y G, YANG B, DU Z J, et al. Deep transfer diagnosis method for machinery in big data era[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(7): 1-8 (in Chinese).
- [9] WEN L, GAO L, LI X Y. A new deep transfer learning based on sparse auto-encoder for fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 49(1): 136-144.
- [10] GUO X J, CHEN L, SHEN C Q. Hierarchical adaptive deep convolution neural network and its application to bearing fault diagnosis[J]. *Measurement*, 2016, 93: 490-502.
- [11] LEI J H, LIU C, JIANG D X. Fault diagnosis of wind turbine based on long short-term memory networks[J]. *Renewable Energy*, 2019, 133: 422-432.
- [12] SHAO H D, JIANG H K, ZHANG X, et al. Rolling bearing fault diagnosis using an optimization deep belief network [J]. *Measurement Science and Technology*, 2015, 26(11): 115002.
- [13] WANG Y L, YANG H B, YUAN X F, et al. Deep learning for fault-relevant feature extraction and fault classification with stacked supervised auto-encoder[J]. *Journal of Process Control*, 2020, 92: 79-89.
- [14] HUANG W Y, CHENG J S, YANG Y, et al. An improved deep convolutional neural network with multi-scale information for bearing fault diagnosis[J]. *Neurocomputing*, 2019, 359: 77-92.
- [15] KHORRAM A, KHALOOEI M, REZGHI M. End-to-end CNN+LSTM deep learning approach for bearing fault diagnosis[J]. *Applied Intelligence*, 2021, 51(2): 736-751.
- [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. Piscataway: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [17] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Identity mappings in deep residual networks[M]//Computer Vision—ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 630-645.
- [18] ZHAO M H, ZHONG S S, FU X Y, et al. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(7): 4681-4690.
- [19] WEN L, LI X Y, GAO L. A transfer convolutional neural network for fault diagnosis based on ResNet-50[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32(10): 6111-6124.
- [20] DU Y, WANG A M, WANG S, et al. Fault diagnosis under variable working conditions based on STFT and transfer deep residual network[J]. *Shock and Vibration*, 2020(1): 1274380.
- [21] ZHU H G, WANG R, ZHANG X D. Image captioning with dense fusion connection and improved stacked attention module[J]. *Neural Processing Letters*, 2021, 53(2): 1101-1118.
- [22] SABOUR S, FROSST N, HINTON G E. Dynamic routing between capsules[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach: NIPS, 2017: 3859-3869.
- [23] SHAO H D, JIANG H K, ZHANG H Z, et al. Rolling bearing fault feature learning using improved convolutional deep belief network with compressed sensing[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 100: 743-765.
- [24] 管涛, 王辉, 刘智豪, 等. 基于多输入层卷积神经网络的滚动轴承故障诊断模型[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(12): 142-149, 163.
- ZAN T, WANG H, LIU Z H, et al. A fault diagnosis model for rolling bearings based on a multi-input layer convolutional neural network[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(12): 142-149, 163 (in Chinese).

(责任编辑: 李世秋, 王小辰)

## Deep residual hedging network and its application in fault diagnosis of rolling bearings

KANG Yuxiang<sup>1</sup>, CHEN Guo<sup>1,\*</sup>, WEI Xunkai<sup>2</sup>, ZHOU Lei<sup>2</sup>

1. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

2. Beijing Aeronautical Engineering Technical Research Center, Beijing 100076, China

**Abstract:** A new depth residual hedging network model is proposed. in which, with the help of Inception stacking idea, a stacked convolution hedging structural block was proposed to accelerate the convergence speed of the network, and a new identity mapping block is designed to realize the residual connection between the input layer and the middle layer. Moreover, the follow-up Squash function is introduced in the full connection layer to prevent the divergence of loss gradient. The depth residual offset network is applied to the fault diagnosis of the rolling bearing. In the preprocessing, the frequency spectrum of the vibration acceleration signal of the rolling bearing is directly taken as the input of the network, thus, simplifying the preprocessing of the data. Finally, two sets of actual rolling bearing failure data are used for methods validation, and to be compared with 18 Layer Residual Networks Deep Residual Networks (Resnet18), Convolutional Neural Networks (CNN) and other verification methods. The results show that of the depth of residual hedge network test accuracy of the model proposed is estimated at 2% more than other models, and training time can be shortened to one third, which fully suggests that the method has strong robustness and fast convergence rate.

**Keywords:** deep learning; residual network; hedge structure; Squash functions; rolling bearing; fault diagnosis

---

Received: 2021-01-05; Revised: 2021-02-01; Accepted: 2021-03-29; Published online: 2021-07-21 09:34

URL: <https://hkxb.buaa.edu.cn/CN/Y2022/V43/I8/625201>

Foundation item: National Science and Technology Major Project (J2019-IV-004-0071)

\* Corresponding author. E-mail: [cgzyx@263.net](mailto:cgzyx@263.net)