



航空学报  
*Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*  
ISSN 1000-6893, CN 11-1929/V

## 《航空学报》网络首发论文

题目：深度残差对冲网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用  
作者：康玉祥，陈果，尉询楷，周磊  
收稿日期：2020-12-31  
网络首发日期：2021-07-21  
引用格式：康玉祥，陈果，尉询楷，周磊. 深度残差对冲网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J/OL]. 航空学报.  
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20210720.1052.002.html>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

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, 2021, 42. 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, 2021. (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:** 提出一种新的深度残差对冲网络模型。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, 并设计了新的恒等映射块, 实现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。将所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FFT得到的频谱图直接作为网络的输入, 从而简化了数据的预处理工作。最后, 利用两组实际的滚动轴承故障数据进行方法验证, 并与Resnet18、CNN等其他方法进行了对比验证, 结果表明, 本文所提深度残差对冲网络模型的故障识别率较其他模型高约2%, 且训练时间能够缩短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

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, 已成为制约我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可能导致整个飞机出现空中停车, 甚至坠机事故<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人工提取特征、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, 影响诊断精度。

深度学习因其可以实现端到端的学习, 省略了人工提取特征的过程, 可以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>被越来越多的应用于滚动轴承故障诊断。雷亚国

收稿日期: 2020-12-31; 退修日期: 2021-02-01; 录用日期: 2021-03-29

基金项目: 国家科技重大专项 (J2019-IV-004-0071)

\*通讯作者. E-mail: cgzyx@263.net

等<sup>[8]</sup>将深度迁移学习用于滚动轴承故障诊断中,很好的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中,精确的诊断出了轴承的故障。陈果等<sup>[2]</sup>基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)成功的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中,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,该模型有效的提高了故障诊断精度。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,收敛速度快等特点。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,但是,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 Resnet<sup>[16-17]</sup>于 2015 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,该模型被大量的用于滚动轴承故障诊断中<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。虽然相比以 CNN 为代表的深度学习方法,Resnet 具有很好的效果,但是,Resnet 随着网络深度的增加、参数量的增大,也同样存在诸如训练速度慢<sup>[17, 21]</sup>等的不足。

有鉴于此,首先对残差块进行了改进,提出了对冲结构的思想,以期在保证网络收敛精度的同时提高网络训练速度。将胶囊网络中的

Squash 函数用于全连接层,用于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)在两组滚动轴承数据集上进行了验证,以表明所提方法的正确性、有效性。

## 1 Resnet

为解决随着深度的增加,神经网络出现性能退化的问题,He 等<sup>[16-17]</sup>将残差块的概念引入 Resnet。图 1 所示为残差块结构。

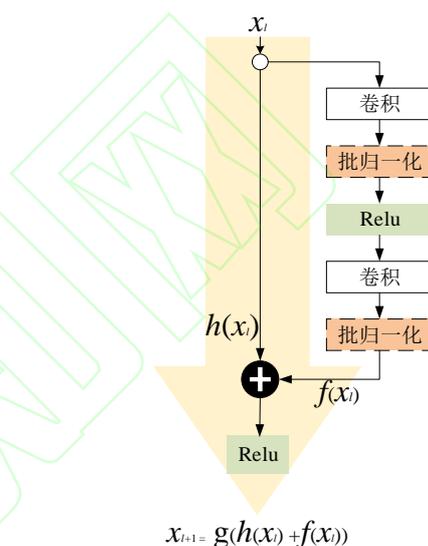


图 1 残差结构块

Fig.1 Residual structure unit

图 1 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;  $h(x_l)$  是恒等映射输出,该映射的目的是使得输入  $x_l$  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:

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

由图 1 中残差块结构可知,多个残差块连接的网络数学模型为

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

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

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

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,能够保证梯度大于0,从而避免了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,但是随着网络深度的增加,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,需要解决训练速度慢的问题。本文以18层残差网络为基础,对Resnet进行改进。

## 2 深度残差对冲网络(DResHnet)

### 2.1 深度残差对冲网络(DResHnet)

所提DResHnet如图2所示,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。

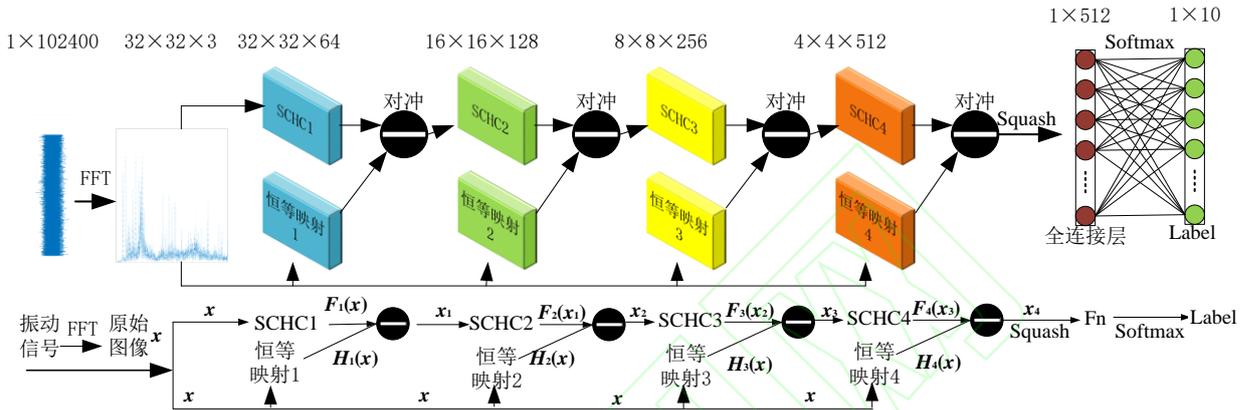


图2 深度残差对冲网络

Fig. 2 Deep residuals hedging network

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。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。

试验中采用GPU为NVIDIA GTX1660 6G; i5-9600 K处理器; 8G内存; 运行系统为Windows10; 编程语言为Python3.7; 深度学习框架为Tensorflow1.15。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34同样采用经典的结构,之所以选择Resnet18和Resnet34是因为本文所提算法是基于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、34作为比较算法精度和算法收敛速度的依据。

表1 深度残差对冲网络信息

Table 1 Information of DResHnet

结构	卷积核参数	输出大小
输入层	$(3 \times 3, 64) \times 2$	$32 \times 32$
第一层	$[(3 \times 3, 64) \times 4] \times 2$ $(3 \times 3, 64) \times 1$	$32 \times 32$
第二层	$[(3 \times 3, 128) \times 4] \times 2$ $(3 \times 3, 128) \times 1$	$16 \times 16$
第三层	$[(3 \times 3, 256) \times 4] \times 2$ $(3 \times 3, 256) \times 1$	$8 \times 8$
第四层	$[(3 \times 3, 512) \times 4] \times 2$ $(3 \times 3, 512) \times 1$	$4 \times 4$
Fn	全连接层 Softmax	$1 \times 1$

### 2.2 堆叠卷积对冲结构(SCHC)

传统的Resnet需要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的训练。而Inception结构被证明是一种有效提高网络效率的方式,因此,为了能在单卡单GPU卡上完成网络的训练,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。

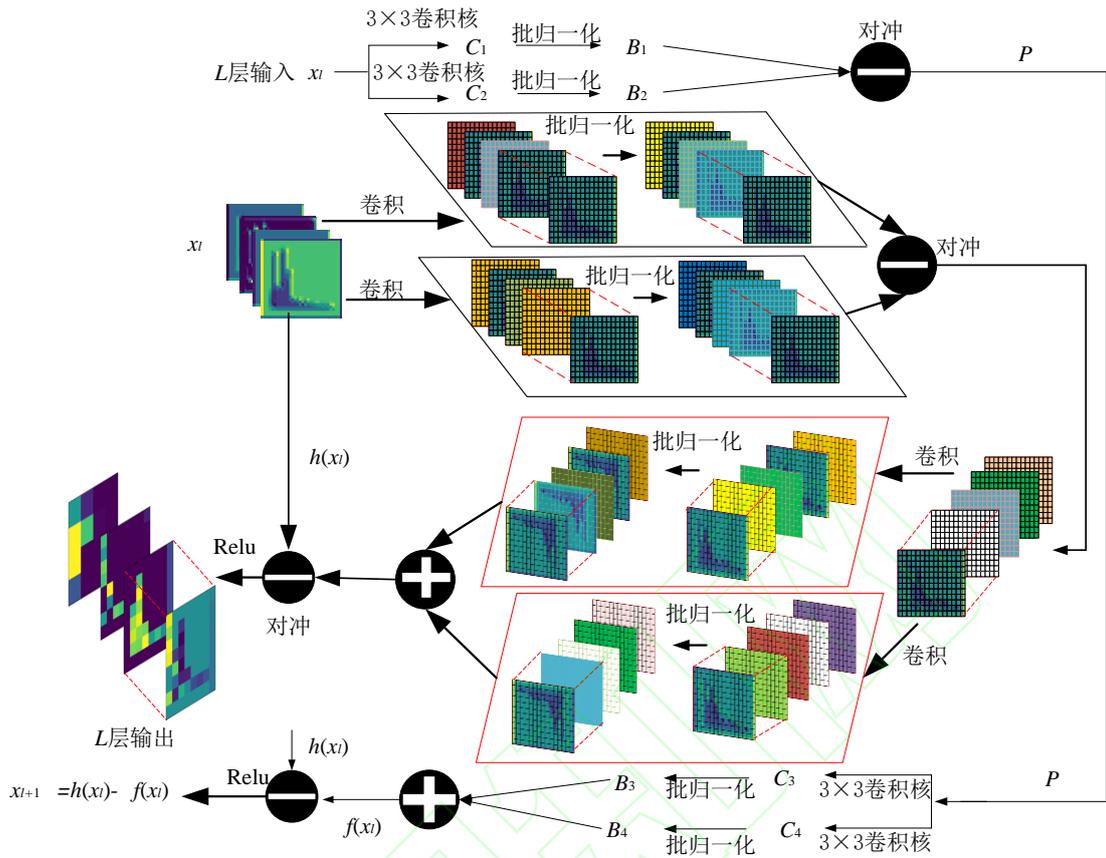


图3 堆叠卷积对冲结构块

Fig.3 Stack convolution hedged structural blocks

图3所示的算法具体步骤为

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。

2) 输入  $x_l$  经过堆叠卷积处理之后得到卷积结果  $C_1, C_2$ , 然后进行批归一化操作,防止“梯度爆炸”现象。

3) 对步骤2)之后的结果进行对冲操作(批归一化之后的输出特征图  $B_1, B_2$  作差),获得对冲操作结果  $P$ 。对冲操作(Hedging Processes)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够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4所示为在训练过程中两个特征图的对冲操作结果,图(c)中结果显示经过对冲操作可对特征图起到增强和增加敏感特征的效果(图c中敏感特征点多于图(a)和图(b)。对冲操作可增加特征图的稀疏性,从而达到加速网络收敛的目的。

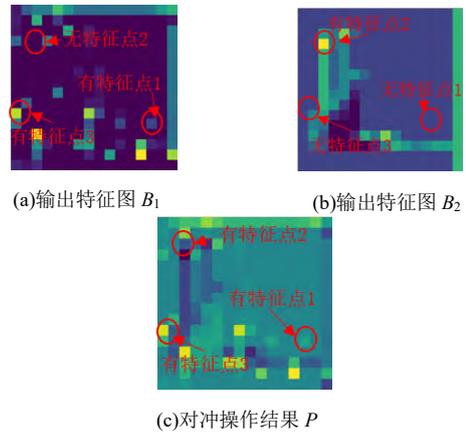


图4 对冲操作结果

Fig.4 Hedging processes results

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  $C_3, C_4$ 。

5) 对卷积后的数据进行批处理操作输出特征图  $B_3, B_4$ 。

6) 对第5步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  $f(x_i)$ 。

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

8) 采用 Relu 函数进行激活, 得到输出  $x_{i+1}$ 。

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:

$$\begin{aligned} x_i &= H_i(x) - F_i(x_{i-1}) \\ F_i(x_{i-1}) &= x_{i-1} - f_i(x_{i-1}) \end{aligned} \quad (5)$$

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

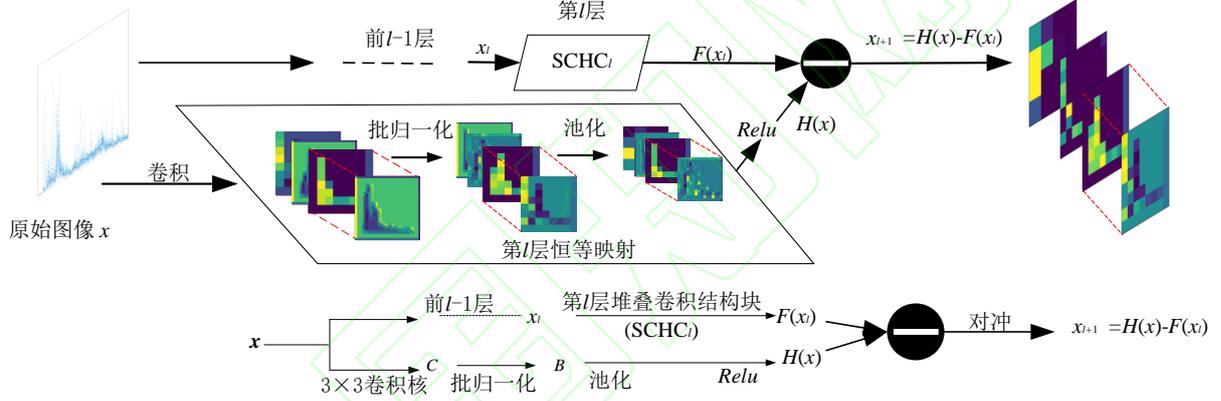


图 5 恒等映射块

Fig.5 Identity mapping block

图5中 $F(x)$ 和 $H(x)$ 的含义和图2中的含义相同; 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上文中的SCHC组成新的对冲结构, 使得下一层可以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, 目的是将向量压缩至 $[0,1]$ 区间内, 且压缩后的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, 为了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, 应用式(8)计算全连接层的输出。最后, 采用Softmax进行分类。

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, 这就使得后续网络层不能很好的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, 而经过串联后, 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的分类。为此, 将起始输入经过特定的恒等映射模块与上文所提出的堆叠卷积对冲结构块相结合, 形成新的对冲模块, 图5为第 $i$ 层的恒等映射块和堆叠卷积对冲结构块形成的新的对冲结构。

采用如式(7)所示 Squash 函数计算第一层全连接层的输入:

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

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

采用 Relu 函数计算全连接层的输出:

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

式中:  $V_i$ 是全连接层的第 $i$ 个神经元的输出;  $w_{ij}$ 为全连接层的第 $i$ 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;  $f$ 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(式(10)所示)的输出，表示第  $i$  个类别的概率：

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

### 3 模型验证

为了验证 DresHnet 模型的性能，选取了 Mnist 和 Cifar-10 数据集<sup>[24]</sup>进行试验，其中，Mnist 数据集为 60000 张 28×28 的手写数字图像，主要用于验证算法快速收敛的特点。Cifar-10 数据集中包含大小为 32×32×3 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

如图6所示为在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。其中DresHnet算法在34次迭代的时候收敛到99%的精度，计算时间为952.63 s。Resnet34的计算时间是1575.11s，迭代次数是57次。Resnet18的迭代次数是99次，计算时间为1263.24 s。相比其他两种算法，DresHnet收敛速度更快。

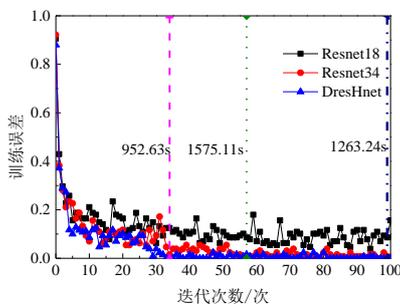


图 6 Mnist 数据集试验结果

Fig .6 Mnist data set test results

#### 3.2 Cifar-10数据集

采用交叉验证的方式将3.1节中的三种算法用于对Cifar-10数据集的分类。每种算法分别计算10次，如图7所示为三种算法的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。

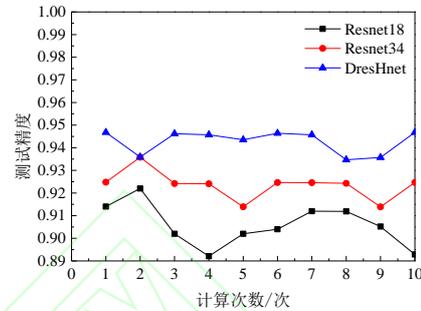


图 7 Cifar-10 数据集试验结果

Fig 7 Cifar-10 Data set test results

表2 Cifar-10数据集试验结果

Table 2 Cifar-10 Sample information of the data set

模型名称	精度(%)	计算时间 (s)
Resnet18	90.58	5478.76
Resnet34	92.34	8563.59
DResHnet	94.28	3970.21

图 7 和表 2 中结果显示，DreHnet 较其他的两种算法测试精度提高了约 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以很容易看出，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相一致，同时也验证了算法理论上的可行性和准确性。

### 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，选择了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>[24]</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的诊断<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。为了确保试验数据为二维图像输入, 且避免人为对时序数据按照一定的方式进行数据重构<sup>[2]</sup>。首先, 将原始各个类别的数据按照7:3的比例划分训练和测试集。按照数据采样频率, 采用数据增强方法<sup>[23]</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1000个点, 样本点数为12000。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持为png格式的图形文件, 图形文件大小为32×32×3, 如图9为转换后的频谱图。

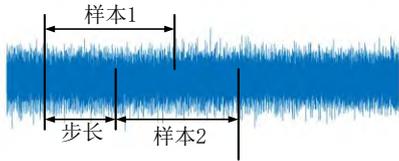


图8 振动信号采样

Fig.8 Vibration signal sampling

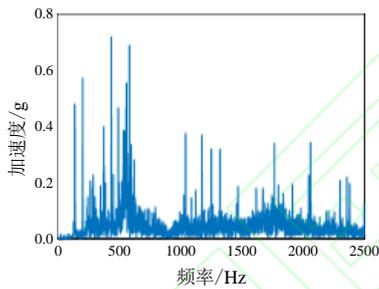


图9 轴承信号的频谱图

Fig.9 Spectrum diagram of bearing signal

为了验证所提算法不受负载、转速、损伤大小的影响。试验数据集包含了各种不同条件下的滚动轴承故障数据。通过上述数据处理操作之后, 数据集所包含的样本文件信息如表3所示。其中外圈中不包含0.7112 mm的损伤样本。

表3 数据集样本信息

Table 3 Sample information of the data set

损伤位置	标签	样本量(个)	
		训练集	测试集
无	1	1148	492
内圈	2	1230	528
滚动体	3	1230	528
外圈	4	925	396

为验证本文所提算法在速度和精度方面的优势, 将本文所提算法与 CNN、Alexnet、Resnet18、Resnet34 网络的故障诊断结果进行比较。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 和第三节中的结构相同。

图10所示为各个模型分类准确率曲线。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为精度测试比较结果。

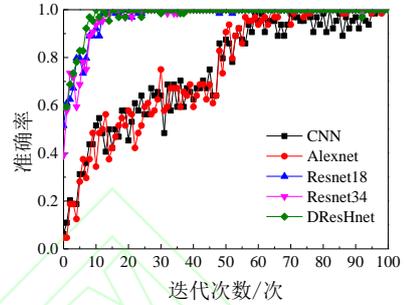


图10 故障分类结果

Fig.10 Fault classification results

表4 模型故障诊断精度比较

Table 4 Comparison of model fault diagnosis accuracy

模型名称	精度(%)	迭代次数
CNN	98.64	82
Alexnet	99.36	67
Resnet18	99.62	16
Resnet34	100	14
DResHnet	100	9

表4中数据表明: 与残差结构相比较, 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%, 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。

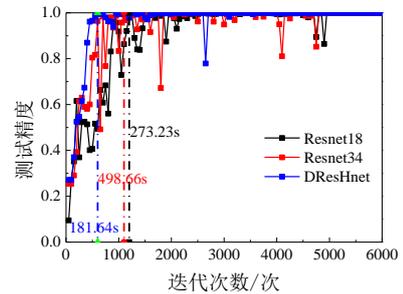


图11 故障测试结果

Fig.11 Fault classification test results

图11中结果显示, 在测试集上, DresHnet 较 Resnet18 和 Resnet34 在达到99%诊断精度时, 收敛速度至少提高了1/3, 具体为: DresHnet 在第一次达到99%的测试精度时迭代次数为600次,

而计算时间为 181.64 s。Resnet34 算法在迭代 1100 次之后达到了 99%的收敛精度，计算时间为 498.66 s。而 Resnet18 达到 99%计算精度的迭代次数为 1200 次，计算时间为 273.23 s。通过对比计算时间，说明本文所提对冲结构可以加快收敛速度，提高算法的精度。

为进一步说明本文算法的诊断效果，如表5列出了不同故障类别的诊断精度结果和相应分类结果的混淆矩阵。表中结果显示对于单类别的诊断，Resnet34和DresHnet均达到了100%的最高诊断结果。其次分别为Resnet18模型、Alexnet、CNN，这也和上文中的结论相一致。

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	CNN				Alexnet				Resnet18				Resnet34				DResHnet			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
类别	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1	486	3	4	0	492	1	0	5	492	1	0	2	492	0	0	0	492	0	0	0
2	2	522	1	2	0	523	0	0	0	526	2	0	0	528	0	0	0	528	0	0
3	3	1	521	2	0	2	526	1	0	0	525	0	0	0	528	0	0	0	528	0
4	1	2	2	392	0	2	2	393	0	1	1	394	0	0	0	396	0	0	0	396
精度	98.8	98.9	98.7	99.0	100	99.1	99.6	99.2	100	99.6	99.4	99.5	100	100	100	100	100	100	100	100
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%

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，该试验平台是以 1:3 比例仿制的某型真实发动机。试验平台能有效的反映航空发动机振动信号在传递过程中的衰减特性，试验中所采用的是轴承型号为 6206 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：外圈和内圈分别为 6 mm 宽的裂痕，滚动体上为半径为 0.5 mm、深度为 2 mm 的凹陷。具体缺陷图如图 13 所示。

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 中所示。根据 1:4 的比例划分完测试集和训练集后，将采样数据点经过 FFT 后转换为 png 格式的图像数据文件。将本文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。针对相同的数据集，本文方法的诊断精度远高于文献[2]的 CNN 和 SVM 方法，如表 6 所示。

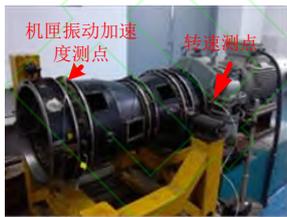


图 12 航空发动机实验器  
Fig.12 Acro-engine rotor tester

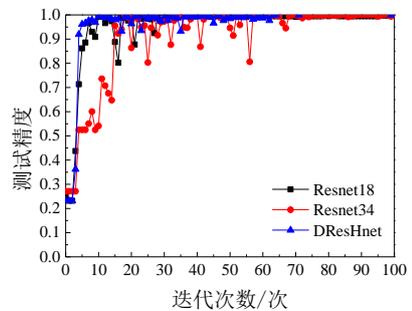


图 14 试验数据故障诊断精度  
Fig.14 Experimental fault diagnosis accuracy



图 13 航空发动机实验器  
Fig.13 Acro-engine rotor tester

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，

表6 发动机轴承故障诊断精度比较

Table6 Comparison of Acro-engine rotor bear fault diagnosis accuracy

方法	准确率
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%

图 14 和表 6 的结果显示, DresHnet 诊断精度为 100%, 相比其他几种算法具有更高的诊断精度, 且和同类型的 Resnet18 和 Resnet34 算法相比, 同样具有更快的收敛速度, 这和 3.1 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, 能够有效提高故障诊断精度, 且算法具有很好的泛化能力。

限于篇幅原因, 如表 7 列出了部分算法不同故障类别的诊断精度结果和相应分类结果的混淆矩阵。表中结果显示对于单类别的诊断 DresHnet 算法能够实现 100% 的诊断结果, 表明了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。

表 7 测试结果信息

Table 7 Test result information

方法	CNN(文献 2)				Resnet18				Resnet34				DResHnet			
类别	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1	1442	13	9	22	1442	5	6	9	1461	2	7	0	1490	0	0	0
2	21	989	24	19	14	1044	11	11	6	1057	8	2	0	1069	0	0
3	13	21	976	15	16	12	1049	15	12	6	1049	3	0	0	1075	0
4	24	11	19	982	18	8	9	1021	11	4	11	1051	0	0	0	1056
精度	96.0%	95.6%	94.9%	94.6%	96.8%	97.7%	97.6%	96.7%	98.1%	98.9%	97.6%	99.5%	100%	100%	100%	100%

## 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本文所提算法都展现了故障诊断的优势。这也充分证明了DresHnet具有较高的诊断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(6): 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. GTL-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, 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 & Technology, 2017, 28(9): 223-237.
- [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, et al. A new deep transfer learning based on sparse auto-encoder for fault diagnosis[J]. Journal of Technology, 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(7):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(10):422-432.
- [12] ZHANG X, JIANG H K, ZHANG X, et al. Rolling bearing fault diagnosis using an optimization deep belief network[J]. Measurement Science & 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(5): 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(24): 77-92.
- [15] KHORRAM A, KHALOOEI M, REI 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]//IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [17] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Identity mappings in deep residual networks[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 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: 1-18.
- [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(6):1-18.
- [22] SABOUR S, FROSST N, HINTON G E. Dynamic routing between capsules [C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2017: 3859-3869.
- [23] 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).
- [24] 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(1): 734-765.

(责任编辑: 李世秋)

## 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 this model, 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. Finally, the follow-up 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, the use of two sets of actual rolling bearing failure data for methods validation, with deep residual networks (Resnet), Convolutional Neural Networks (CNN) compared with other methods such as verification, the results show that this paper proposed the model of the depth of residual hedge network recognition rate, estimated at 2% more than other models and one third can shorten the training time, fully shows that the method has strong robustness and fast convergence rate, etc.

**Keywords:** Deep learning; Residual network; Hedge structure; Squash functions; Rolling bearing; Fault diagnosis

---

Received: 2020-12-31; Revised: 2021-02-01; Accepted: 2021-03-29;

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

\*Corresponding author. E-mail: cgzyx@263.net