基于DyResNet-CBAM网络（2号黑体，行距0.5字，下空1.42字）[[1]](#footnote-0)

向 玲，王凯伦，胡爱军，（4号楷体，行距0.5字，下空0.6字）

（华北电力大学 机械工程系，河北 保定071003）（6号书宋，行距0.5字，下空1.2字）

摘要：滚动轴承的工作状况关系到使用滚动轴承的机械能否正常运行，预测轴承的剩余使用寿命（remaining useful life，RUL）是避免机械系统失效的关键。针对传统的轴承使用寿命预测方法无法自适应调节特征权重、提取有用特征，造成预测值误差过大的问题，提出了一种带有卷积块注意力模块（convolutional block attention module, CBAM）的动态残差网络（DyResNet）用于预测轴承RUL。对振动信号进行快速傅里叶变换求得频域累积幅值特征，在动态残差网络中加入CBAM模块，并利用压缩激励模块进行特征细化得出预测结果，（小5号书宋，行距0.5字，左右缩进各2字）

**关键词**：滚动轴承；剩余使用寿命；（小5号书宋，行距0.5字，上空1字，左右缩进各2字）

中图分类号：TH 133.33 文献标志码：A 文章编号：1672-5581(2023)01-0000-00（小5号书宋，行距0.5字，左右缩进各2字）

**Remaining life...** （3号新罗马，行距0.5字，上空1.3字，下空1.1字，左右缩进各2字）

XIANG Ling, WANG Kailun, （5号新罗马，行距0.5字，下空0.3字，左右缩进各2字）

(Department of Mechanical （6号新罗马，行距0.5字，下空1.3字，左右缩进各2字）

**Abstract:** The health of rolling bearings is related to the normal operation of rotating machinery, predicting the remaining useful life of bearings is a key method to avoid the failure of bearings and their systems. Aiming at the problem that traditional bearing life prediction methods cannot adjust the feature weight adaptively and extract useful features, resulting in large error of predicted values, dynamic residual network with convolution block attention module (CBAM) was proposed to predict bearing remaining useful life (RUL). Firstly, the cumulative amplitude in frequency domain is obtained by fast （5号新罗马，行距0.5字，左右缩进各2字）

Keywords: rolling bearing; remaining useful life; cumulative （5号新罗马，行距0.5字，下空1.3字，左右缩进各2字）

滚动轴承的健康状态对旋转机械的正常运行至关重要，无论在学术界还是工业界都极为重视滚动轴承的预测与健康管理（prognostics and health management, PHM）。剩余使用寿命（remaining useful life, RUL）预测是PHM的基础与核心，经过多年发展，已形成较为完整的理论体系[1]。通过RUL预测能够提前获取设备故障信息，降低预防性维护的成本，保证设备运行的可靠性、安全性和经济性。近些年来，众多学者从多种角度对滚动轴承的剩余使用寿命预测方法进行了研究。

深度学习作为机器学习最热门的分支，在系统状态预测和健康管理方面受到了广泛关注与应用[2]。基于深度学习的方法不需要构建数学或统计模型，而是通过深度神经网络自动识别来处理原始数据，提取其中的抽象特征。卷积神经网络（convolution neural networks，CNN）作为最常见的深度神经网络之一，目前已被广泛应用于轴承RUL预测领域。Wang等[3]引入自注意力模块来融合输入的多组传感器数据，提出了一种多尺度卷积来提取不同时间尺度的特征，实现了对铣刀的RUL预测。Ding等[4]构造了一个无池化层的深度卷积神经网络，通过提取频域特征来进行RUL预测。全航等[5]利用二维CNN提取一维振动序列的特征，将特征输入WaveNet并进行滚动轴承的RUL预测。Li等[6]通过短时傅里叶变换提取振动数据时频信息，利用CNN进行多尺度特征提取，实现轴承的RUL预测。然而，上述预测方法具备以下不足：首先，CNN网络结构中都是使用静态卷积，无法针对不同情况自适应调整参数，给卷积核分配对应权重，以充分提取特征；其次，CNN网络提取的特征具有空间与通道两个维度，不同维度包含不同的退化信息，仅使用CNN无法针对不同维度进行相应的特征提取。

综上所述，本文提出了一种新的带有卷积注意力模块的动态残差网络的预测方法。该方法先对振动数据进行快速傅里叶变换（fast Fourier transform，FFT），并累计求和得到频域累积幅值信号；使用动态卷积代替残差网络中的普通卷积，形成动态残差网络，增强模型特征表达能力，并引入卷积块注意力模块（convolutional block attention module，CBAM）进行自适应的特征细化；将所提出的特征通过压缩激励模块（squeeze-and-excitation，SE）重新分配权重，实现对重要信息的提取；使用XJTU-SY轴承数据集对所提方法进行评估，验证所提方法的有效性。

1 基础理论（4号黑体，行距0.5字，行数3行）

1.1 动态卷积（5号黑体，行距0.5字，行数1行）

1.1.1 （5号书宋，行距0.5字，行数1行）

动态卷积是由Chen等[7]提出的一种根据注意力机制动态地聚合多个并行卷积核的方法。与传统静态卷积层相比，动态卷积并非在每层上使用单个卷积核，而是根据不同大小样本动态调整卷积参数，通过注意力机制以非线性方式叠加多个卷积核为一个动态核，从而在增加少量网络参数的前提下，显著增强了模型的特征表达能力。

传统感知器的参数在模型运行时不发生变化，其结果如下：

  (1)

式中，与分别表示输入与输出；为激活函数；为权重矩阵的转置；为偏置向量。

动态感知器通过集成多个线性函数实现参数的分配更新，其过程如下：

  (2)

 (3)

式中：为集成的线性函数的数量：为生成的第个集成函数的注意力权重：与分别表示第个集成函数的权重矩阵与偏置向量；与分别表示加权权值矩阵与加权偏置向量。

动态卷积与动态感知器的结构相似，具有个动态卷积核。输入数据首先在注意力层中进行全局平均池化，然后经过两层全连接层与激活函数，通过激活函数将得到的个注意力权重归一化，并依次分配给对应卷积核，最后进行集成，通过批归一化与激活函数得到输出特征。

1.2 CBAM

CBAM最早由Woo等[8]于2018年提出，是一种用于[卷积神经网络](https://www.zhihu.com/search?q=%E5%89%8D%E9%A6%88%E5%8D%B7%E7%A7%AF%E7%A5%9E%E7%BB%8F%E7%BD%91%E7%BB%9C&search_source=Entity&hybrid_search_source=Entity&hybrid_search_extra=%7B%22sourceType%22%3A%22article%22%2C%22sourceId%22%3A%22101590167%22%7D)的注意力模块，其结构如图1所示，将大小为的一维数据输入CBAM模块，其中*W*与分别为空间维度与通道维度，通过通道注意力模块与空间注意力模块计算得出注意力权重，将注意力权重与输入特征相乘来自适应优化特征，有效提升了模型的优化效率及预测精度。



图 1 CBAM结构示意图

Fig.1 Diagram of CBAM structure

（图题，小5号黑体，行距0.5字；图注：6号书宋，行距0.5字，上下与正文的距离是3mm）

通道注意力模块将数据特征分别输入最大池化层与平均池化层，通过共享多层感知器实现对数据的特征提取，最后将得到的特征合并，并通过激活函数得出通道注意力权值，其计算过程如下：

 (4)

式中，为激活函数，MLP为共享多层感知器，Avgpool与Maxpool分别表示平均池化与最大池化，与表示的权重矩阵，与分别表示生成的平均池化特征与最大池化特征。

空间注意力模块的输入为经过通道注意力模块提取后得到数据特征，然后分别通过最大池化与平均池化合并所提取的特征，再利用卷积层强化特征表达，最后通过sigmoid激活函数得出空间注意力权值，其计算过程如下：

 （5）

式中：为的卷积核；与分别表示生成的平均池化特征与最大池化特征。

2 滚动轴承RUL预测方法及流程

DyResNet-CBAM模型网络结构如图2所示。通过卷积与最大池化层降低维度，减少计算量，提高预测速度。结合4个由动态卷积层与CBAM模块堆叠而成的残差块提取数据中的深层特征，并经由空间与通道两个维度强化特征表达，输出经过SE模块挖掘通道信息，连接全局平均池化层实现特征融合。将提取的深层特征打平，利用两层全连接层将特征整合，经过sigmoid激活函数输出得到轴承RUL的预测值。预测方法流程如图3所示，主要分为3部分：①将原始振动信号经过预处理提取累积幅值特征，并分为训练集与测试集；②对训练集输入模型进行深层特征提取，同时优化模型结果；③通过测试集输入训练好的模型得到预测结果。



图2 DyResNet-CBAM模型网络结构图

Fig.2 The model network structure diagram of DyResNet-CBAM



图3 预测流程图

Fig.3 The prediction flowchart

3 实例验证

3.1 数据集介绍

为证明本文提出方法的有效性，采用XJTU-SY滚动轴承加速寿命试验数据集进行验证[9]，此数据集包含了3种不同工况下轴承的全寿命数据，各工况的具体信息见表1，每个工况下有5个轴承，试验所用轴承为LDK UER204，信号的采样频率为25.6 kHz，采样间隔为1 min，每次采样时长为1.28 s，即每次采样32 768个样本点，并同时收集水平和垂直方向上的振动加速度数据。受径向载荷影响，水平振动信号包含的退化信息更加丰富，故选择水平振动信号进行特征优化。同时，采用间隔采样的方式依次从32 768个点中每隔16个点取出数据，将原始数据减少至2 048个点，以减少计算量。

由于工况1样本数据相对较少，故选用工况2与工况3轴承样本作为实验数据，其中，每一种工况选择一个轴承的全寿命数据作为测试集，随机选取轴承2-1与3-4进行测试，样本数量分别为491与1 515，其余的轴承数据作为训练集，共计6 594个样本。

表1 轴承加速寿命试验工况

Tab. 1 Bearing accelerated life test condition

表格是三线表

（表题，小5号黑体，行距0.5字；表注：6号书宋，行距0.5字，上下与正文的距离是3mm）

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 工况编号 | 1 | 2 | 3 |
| 转速/(r·min-1) | 2 100 | 2 250 | 2 400 |
| 径向力/kN | 12 | 11 | 10 |

3.2 数据预处理

所采用的累积幅值特征如图4所示，相对于时域数据，有效减小了序列长度，增强了信息表达，相对于频域数据，该特征单调性与稳定性更为优越，更加符合滚动轴承退化趋势曲线[10]。其求解步骤如下：

步骤1 对原始振动时域信号进行快速傅里叶变换得到频域信号矩阵，为样本总数，其中，，为每个样本长度，即*m*=2 048；

4 结论

本文通过将动态残差网络与CBAM模块结合提出了一种新的深度学习模型用于轴承RUL预测，并通过公开轴承数据集对所提方法进行评估。主要结论如下：①将动态卷积与CBAM模块引入残差网络，分别整合了卷积核、通道与空间维度的注意力权重信息，并通过网络堆叠，显著增强了模型的特征提取能力，大大提高了预测精度。②对轴承数据集的试验结果表明，与其他模型相比，DyResNet-CBAM模型具有更高预测精度，同时对于不同工况的轴承数据，具有良好的鲁棒性，此外，预测结果不需要平滑处理，即可得到稳定性良好的曲线，减小了预测误差。

参考文献：（5号黑体，行距0.5字，行数3行）

1. CAO Y D, DING Y F, JIA M P, et al. A novel temporal convolutional network with residual self-attention mechanism for remaining useful life prediction of rolling bearings[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2021, 215:107813.
2. YU W, PI D C, XIE L Q, et al. Multiscale attentional residual neural network framework for remaining useful life prediction of bearings[J]. Measurement, 2021, 177:109310.

[3] WANG B, LEI Y G, LI N P, et al. Multiscale Convolutional Attention Network for Predicting Remaining Useful Life of Machinery[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(8):7496-7504.

[4] DING H, YANG L L, CHENG Z Y, et al. A remaining useful life prediction method for bearing based on deep neural networks[J]. Measurement, 2021, 172:108878.

[5] 全航,张强,邵思羽,等.基于CNN-WaveNet的滚动轴承剩余寿命预测[J].计算机应用研究,2021,38(10):3098-3103.

[6] LI X, ZHANG W, DING Q. Deep learning-based remaining useful life estimation of bearings using multi-scale feature extraction[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2019, 182:208–218.

[7] CHEN Y P, DAI X Y, LIU M C, et al. Dynamic Convolution: Attention Over Convolution Kernels[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2020: 11027-11036.

[8] WOO S, PARK J C, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]// Proceedings of the 2018 European Conference on Computer Vision. 2018:3-19.

（6号书宋，行距0.5字）

**从2024年第1期起，中文参考文献无需附英文。**

1. 基金项目：国家自然科学基金资助项目（52075170）

作者简介：向 玲（19XX—），女，教授，博士。E-mail: \*\*\*\*@163.com（职称、学历不可少）（首页角注：6号书宋，行距0.3字） [↑](#footnote-ref-0)