

基于图像识别的机械振动信号特征 提取与寿命预测方法研究

马俊添¹, 张素明², 阎小涛², 陈海宝¹

(1. 上海交通大学, 上海 200240;

2. 北京宇航系统工程研究所, 北京 100076)

摘要: 滚动轴承作为许多机械设备的关键组件, 被广泛应用于机械制造、航空航天等领域, 其健康状态直接影响了相应设备的剩余寿命, 因此在设备故障预测与健康管理的(Prognostics and Health Management, PHM)领域, 滚动轴承寿命预测具有很高的研究价值。目前基于数据驱动的轴承寿命预测方法主要利用特征提取并构造健康因子(Health Indicator, HI), 然而在这一过程中特征的选择与融合依然依赖于专家先验知识, 并且健康因子也很难从复杂的时序数据中进行提取。因此, 提出了一种新型的数据驱动寿命预测算法, 在特征提取方面, 通过连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)将传感器振动信号转换为时频谱图, 再通过深度残差网络(Deep residual network, ResNet)结合时空卷积网络(Temporal Convolutional Network, TCN)将时频谱图中的时域频域特征构造成为健康因子, 最后完成剩余寿命预测。本研究在PRONOSTIA数据集上与现有的数据驱动算法进行了对比, 证明了该算法可以更准确地完成剩余寿命预测。

关键词: 图像识别; 剩余寿命; 连续小波变换; 卷积神经网络; 时空卷积网络

中图分类号: V446

文献标识码: A

文章编号: 2096-4080 (2021) 04-0033-10

Research on Feature Extraction and Remaining Useful Life Prediction for Mechanical Vibration Signal Based on Image Recognition

MA Juntian¹, ZHANG Suming², YAN Xiaotao², CHEN Haibao¹

(1. Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Beijing Institute of Astronautical Systems Engineering, Beijing 100076, China)

Abstract: As a key component of modern manufacturing industry, rolling bearings directly affect the remaining useful life (RUL) of corresponding mechanical equipment. Consequently, in the field of Prognostics and Health Management (PHM), the prediction of rolling bearings has become an increasingly crucial research area. Currently, the data-driven methods of bearing RUL mainly focus on extracting features and constructing health indicator (HI). However, the process of selecting and fusing features still relies on the prior knowledge of experts, and the health factors are difficult to extract from complex time series. Therefore, this research proposes a new data-driven remaining useful life prediction algorithm. In terms of feature extraction, the sensor vibra-

收稿日期: 2021-05-16; 修订日期: 2021-07-07

基金项目: 民用航空“十三五”技术预先研究项目

作者简介: 马俊添 (1997-), 男, 硕士在读, 主要研究方向为计算机视觉和数字驱动剩余寿命预测。

E-mail: maxwell7@sjtu.edu.cn

tion signal is converted into a time-frequency image by continuous wavelet transform (CWT). After that, a Temporal Convolutional Network (TCN) is adopted to construct health factors. We evaluate the proposed method with the existing data-driven methods on a real bearing dataset provided by PRONOSTIA, and the results shows that our method is able to achieve higher accuracy without intensive labor.

Key words: Image recognition; Remaining useful life; Continuous wavelet transform; Convolutional neural network; Temporal spacial convolutional network

0 引言

在工业生产中,滚动轴承广泛用于各种机械设备中,作为关键基础部件,滚动轴承的损伤往往会对设备造成不同程度的损伤,例如精度下降、设备动力故障,甚至是严重的安全风险^[1]。因此,对滚动轴承进行健康监控与剩余寿命分析(RUL),可以提高相关机械设备的使用寿命和运行状态,有助于构建故障诊断与健康管理(Prognostics and Health Management, PHM)系统。

目前,滚动轴承的退化趋势预测主要分为3类方法:基于模型的预测方法,基于经验知识的预测方法以及基于数据驱动的预测方法^[2]。基于模型的预测方法通常要构造数学统计模型来精准描述设备退化的机理,模型描述准确性直接影响了算法的预测精度。然而,由于大多数的设备退化机制复杂,想要清晰地描述退化机制需要大量先验知识,导致该方法的预测精度有限,应用范围受限。基于经验知识的预测方法需要借用专家经验知识提取相应特征,该方法更适合定性评估,在高精度预测剩余寿命时存在局限性。数据驱动预测法不需要建立复杂的控制方程,通过传感器采集历史监测数据,利用数据分析方法找到数据内在规律,预测未来一段时期的退化趋势以及设备剩余使用寿命,由于其低成本和高精度等特点,目前数据驱动预测法逐渐成为了当下的研究热点,更加适合大数据寿命预测。本文构建了一种新的数据驱动寿命预测算法,对轴承传感器得到的历史振动信号进行退化趋势预测,最终得到剩余寿命预测。

随着机器的不断进步以及硬件高性能图形处理器的发展,基于机器的数字驱动轴承寿命预测得到了迅速发展^[3],神经网络可以从传感器监测的历史数据中提取有价值的特征,并自动学习设备退化过程及其影响因素之间的潜在关系,然后将真实的传感器数据送入训练好的网络

就可以预测当前设备的退化情况。近年来,越来越多的机器学习预测技术,尤其是基于神经网络的方法被用来学习从轴承历史数据到退化趋势的映射关系。Guo等^[4]利用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)构建了健康因子,使用CNN通过卷积和池化的方式处理特征,然后通过非线性映射操作将这些学习到的特征构建为健康因子,此外采用离群区域矫正技术来矫正健康因子;Wei等^[5]设计了一种基于端到端的深度学习模型,直接对振动信号进行处理,并得到了很好的轴承故障诊断结果。在特征提取方面,Hong等^[6]使用小波包分解提取衰减过程,并使用经验模态分析算法提取波形趋势,共同处理振动信号的时频域特征,最后用自组织神经网络进行健康预测;Ren等^[7]结合了时域特征和频域特征,并提出了一种新的频域特征:频谱分割求和(Frequency Spectrum Partition Summation),成功提取了振动信号的退化趋势。在拟合退化趋势方面,由于轴承的退化与其历史信息息息相关,因此时序网络如长短时间记忆网络和GRU网络等被广泛用于时序相关性的提取。Ren等^[8]设计了一种多尺度密集门递归单元网络(MDGRU),并结合了预先训练的受限玻尔兹曼机(RBM)网络,该网络可以捕获时序特征并提取不同的时间尺度特征;Chen等^[9]提出了一种带有注意力机制的循环神经网络,在轴承健康状态预测方面具有很好的效果。

然而,通常轴承振动信号包含的退化信息十分微弱,再加上许多深度学习模型如CNN等更擅长处理二维图像信息,直接对原始振动信号进行处理难以提取到理想的特征。连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)由于可以直观显示频率信号随时间变化的特点,已经被广泛用于机械故障诊断^[10],因此本文使用CWT-RES-TCN模型,首先用CWT将轴承振动信号转化为二维时频谱图,使用改进的深度残差网络(Deep residual network,

ResNet) 图像识别网络提取信号的时频域特征, 最后基于近年来开发的时空卷积网络 (Temporal Convolutional Network, TCN) 提取轴承的退化趋势。TCN 网络是由 Bai 等^[11] 于 2018 年提出的架构, 并且已经证明在很多时序任务中比传统长短时间记忆网络 (LSTM) 表现更优异, 并且在训练过程中消耗更少的资源。本文使用 PRONOSTIA 数据集验证该模型的有效性。

本文第 1 节详细介绍网络架构; 第 2 节使用 PRONOSTIA 数据集对该框架进行了对比测试, 验证了本模型的有效性; 第 3 节对本文的研究进行总结并做出展望。

1 网络架构

本文提出的网络架构为 CWT-RES-TCN, 网络整体架构如图 1 所示。首先在对原始数据进行简单处理之后, 对两个方向的原始振动信号分别做连续小波变换, 将原本的时域信息提取为时频域二维图像信息, 随后对 X 方向和 Y 方向的时频谱图做图像融合, 融合成六通道特征数据, 利用 ResNet 提取图像中包含的退化信息, 并通过 TCN 提取数据中的时序特征, 将高维数据转化为一维特征向量, 最后将退化过程进行线性回归预测, 减少随机误差的影响, 最终完成寿命预测。该滚动轴承剩余寿命预测系统

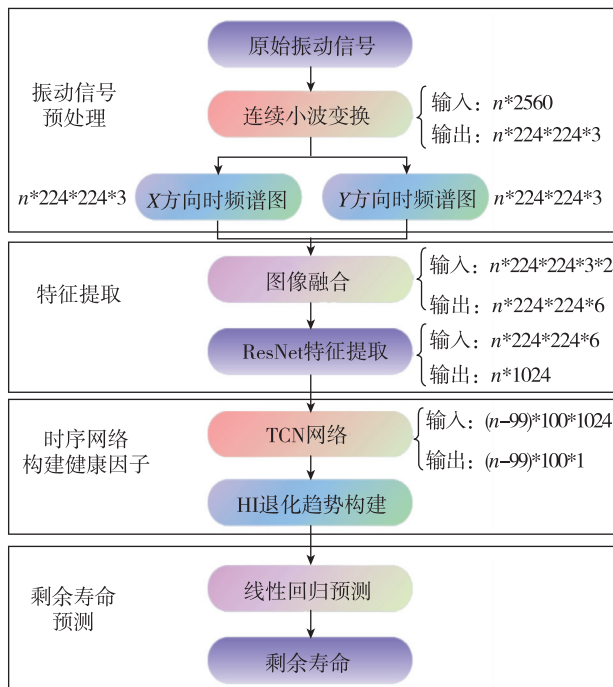


图 1 轴承 RUL 预测整体框架

Fig. 1 Hierarchical framework of bearing RUL system

分为离线训练与在线测试两个部分, 离线训练时使用轴承设备从初始运行到出现故障的完整振动信号, 分别训练 ResNet 网络和时空卷积网络, 在线测试时将测试数据以同样的方式转换成为时频谱图, 依次送入 ResNet 和时空卷积网络中, 最后再对输出的健康因子做线性回归, 得到测试振动信号的剩余寿命。

1.1 连续小波变换

傅里叶变换作为最基本的时频变换方法不能有效刻画时间域上信号的局部特性, 为了解决这一问题, 引入了加窗傅里叶变换, 然而窗口的大小难以选取, 该方法依然无法满足非稳态信号变化频率的需求。连续小波变换将无限长的三角函数基替换成了有限长的会衰减的小波基, 该方法可以直观地在时域和频域中观察信号, 被广泛应用于信号降噪, 图像压缩以及机械设备故障检测等领域。本文采用 morlet 小波基函数对原始振动信号进行功率谱图绘制, morlet 小波基函数的表达式

$$\psi(t) = \exp(i\omega_0 t) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \quad (1)$$

其中, 复三角函数可以辨认频率, 衰减函数可以保证其时域有限支撑。为了自由改变频率和时域区间, 需要对小波基函数进行尺度变换, 尺度变换包括伸缩系数和平移系数。用某一个尺度下的小波基函数与原信号相乘, 当基函数缩至较窄时可提取高频信号, 反之当基函数伸至较宽时可提取低频信号, 基函数会在某些尺度下与信号产生一种重合关系, 并相乘得到一个较大的值, 通过这一结果就可以得到原信号包含频率成分的多少。变换后如下

$$\psi(t) = \exp\left(i\omega_0 \frac{t-b}{a}\right) \exp\left(-\frac{(t-b)^2}{2a^2}\right) \quad (2)$$

因此, morlet 小波变换记为

$$\begin{aligned} \psi f(a, b) &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \bar{\varphi}_{a,b}(t) dt \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \exp\left(-i\omega_0 \frac{t-b}{a}\right) \cdot \\ &\quad \exp\left(-\frac{(t-b)^2}{2a^2}\right) dt \end{aligned} \quad (3)$$

以图 9 中轴承 1-1 振动数据为例, 分别绘制了其水平方向的时域振动数据和通过连续小波变换得到的时频域功率谱图, 绘制结果如图 2 所示。

因此利用连续小波变换, 可以清晰辨认出原始信号包含的频率成分及其各自对应的时间窗口, 该时频功率图有效地包含了原始振动信号的相关特征。

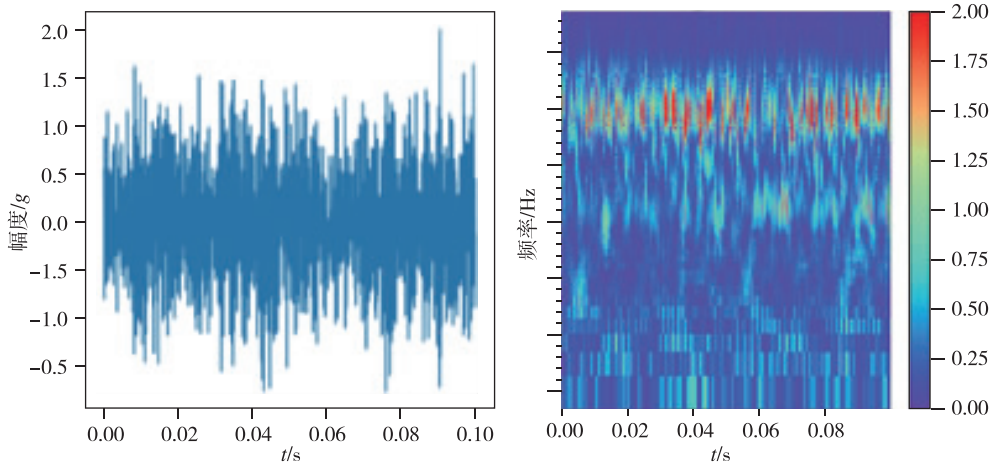


图2 轴承 1-1 时域图及时频谱图

Fig. 2 Bearing 1-1 time-spectrogram

1.2 CNN 特征提取

CNN 是一种多级神经网络, 被广泛应用于图像分类、目标识别以及视频分析等领域。一般来说, 网络的深度对模型的性能至关重要, 更深的网络结构可以构造出更复杂的模型, 具有更强的数据表达能力, 然而盲目地加深网络层数会导致梯度弥散、梯度爆炸以及网络退化等问题。ResNet^[12] 通过引入残差网络保证了在加深网络层数后模型可以继续收敛。假设每层卷积对输入 X 做非线性变换后的输出为

$$F = W_2 \sigma(W_1 X) \quad (4)$$

式中, σ 代表非线性函数 ReLU, 最终输出 Y 等于 F 与 X 之和, 为了保持两者维度的统一, 在残差连接时往往需要通过一个 1×1 的卷积核修正输入 X 的维度。最终的非线性变换如下

$$Y = W_2 \sigma(W_1 X) + W_3 X \quad (5)$$

因此, ResNet 网络学习的是目标值和输入值的差值, 在模型精度达到饱和时, 继续训练的目标就是将残差结果逼近至 0, 即使网络加深准确率也不会下降, Veit 等^[13] 和 Orhan 等^[14] 分别从不同的角度证明了残差连接对深层网络训练的有效性。

ResNet 网络在 2015 年的大规模视觉识别挑战 (ILSVRC) 和 COCO 数据集上取得 5 项第一, ImageNet 分类 top-5 误差仅为 3.57, 充分说明了该网络在图像深层次特征提取方面的能力, 因此通过 ResNet 可以很好地提取到图片中包含的特征。

本文对每一时刻的原始振动数据分别提取水平以及垂直方向的时频功率谱图, 并将两幅图片融合为六通道 (R1, G1, B1, R2, G2, B2) 的

时频输入数据。因此, 将 ResNet 的输入层改为六通道, 对其最后一层利用全连接生成 1024 维的特征输出, 代表通过 CNN 提取得到的特征, 其余网络结构与文献^[12] 中建立的模型一致。

1.3 时间 CNN

在 RUL 预测 (剩余寿命预测) 阶段, 要综合考虑关键设备在当前时刻的测量数据及历史数据, 并充分挖掘设备运行数据的时序信息, 因此需要采用时序网络对寿命预测问题进行建模。最基本的时序网络循环神经网络 (RNN) 具有天生的循环自回归结构的特性, 每一时刻的输出结果都与之前的输入存在联系, 正是由于 RNN 的这一特性, 它对序列信息非常敏感, 被广泛应用于语言识别、机器翻译等领域。然而传统的循环神经网络存在梯度消失和梯度爆炸的问题, 目前最常使用的时序网络是长短时间记忆网络 (LSTM), 该网络利用门控装置更方便地控制信息的记忆与遗忘, 通过引入线性自循环单元保持梯度的长期存在。除了 LSTM, 常见的时序网络还有基于门控循环单元的循环神经网络 (GRU), 该网络简化了 LSTM 的设计, 合并了内部自循环单元与隐藏层, 并将遗忘门、输入门结合为更新门, 新增重置门并删除了输出门。这些网络模型基本上都是由 RNN 演化而来, 然而这类模型由于结构上的循环设计导致一次只能输入一个时间序列样本, 无法像 CNN 一样进行大规模并行处理, 并且 Bai 等^[11] 通过实验验证了时间 TCN 在许多情况下的训练结果要优于 RNN 算法, 因此本研究采用 TCN 进行剩余寿命预测。

TCN 主要借用了因果卷积 (Causal Convolution) 与膨胀卷积 (Dilated Convolution) 的思想。

因果卷积意味着只使用历史数据进行卷积运算，网络模型无法看到未来的数据，因此被称为因果卷积，该网络结构如图 3 所示。

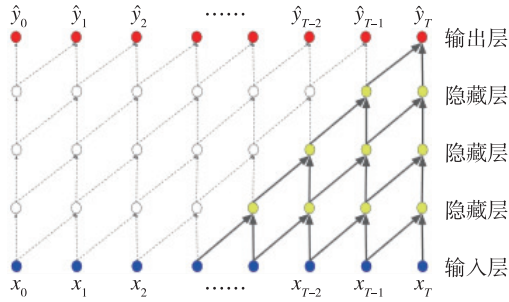


图 3 因果卷积架构图

Fig. 3 Illustration of causal convolution

然而，单纯的因果卷积视线受限于卷积核的大小，如果想利用更多历史数据进行预测就需要多层卷积堆叠。为解决此问题，TCN 采用膨胀卷积的结构融入更多的历史数据，膨胀卷积的结构如图 4 所示。该结构每一层使用膨胀系数都为 2 的次幂，并随着层数加深而增大，膨胀卷积的设计使得网络的视线变大，可以利用更远的历史信息评估当前寿命。

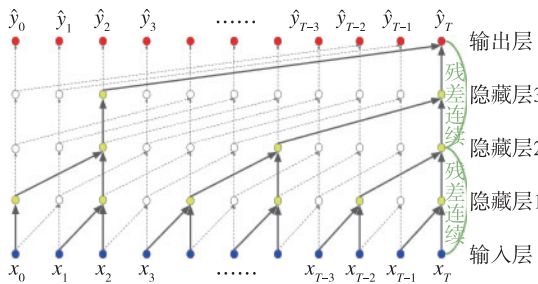


图 4 膨胀卷积架构图

Fig. 4 Illustration of dilated convolution

He 等^[12]验证了残差连接是收敛深层网络的有效方法，因此 TCN 中加入了残差块的结构，每个残差块中包含两层膨胀卷积以及非线性映射，并在每层中加入权重归一化以及随机忽略算法 (dropout) 以实现正则化。在残差相接的过程中，如果出现维度不一致，无法拼接的情况，会在残差连接时添加一个 1×1 的卷积层，统一两者的维度。

除了测试精度更高的优点外，由于 CNN 的结构可以并行计算，而不像循环网络一样必须串行运行，加快了算法运行的速度。此外，TCN 还不需要保存每一步的中间信息，减少了大量的内存开销，因此本文选取 TCN 网络进行寿命预测。

2 实验验证

本文使用轴承寿命预测领域广泛使用的 PHM Challenge 2012 数据集^[15]来验证本文提出的 CWT-RES-TCN 架构的有效性和优越性。

2.1 实验平台

PHM Challenge 2012 数据由 IEEE 可靠性协会和法国著名研究所 FEMTO-ST 提供，在 PRONOSTIA 平台上进行，该试验平台专用于测试和验证轴承故障，能够在恒定/可变操作条件下加速轴承退化，是用于测试和验证轴承寿命的标准实验平台，该测试平台主要包括 3 个部分：旋转部分、加载部分（可以给轴承施加径向负荷）和测量部分，实验平台如图 5 所示。为了避免损坏影响到整个平台，当振动信号的幅度超过 $20g$ 时停止测试。

该数据集有 3 种不同负载条件的数据，具体包括 7 个轴承工作在负载条件 1: $1\ 800\ \text{r/min}$ 和

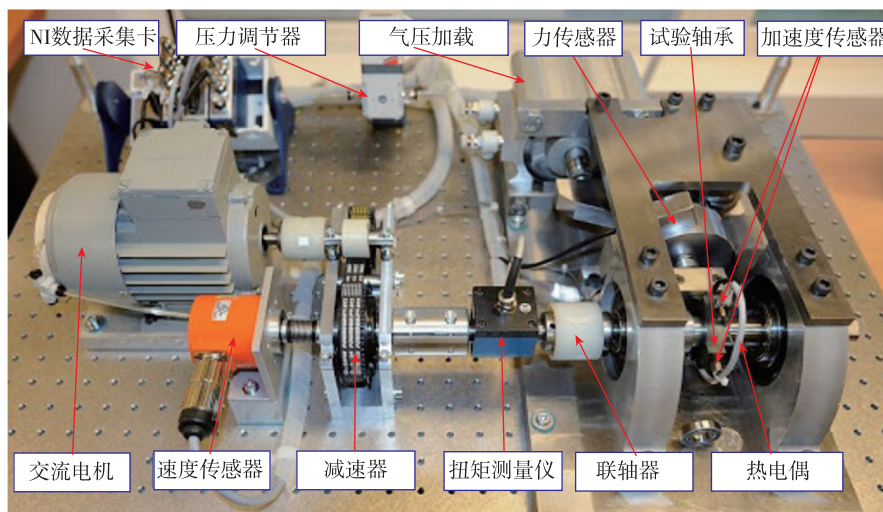


图 5 PRONOSTIA 实验平台^[15]

Fig. 5 PRONOSTIA experiment platform^[15]

4 000 N; 7个轴承工作在负载条件 2: 1 650 r/min 和 4 200 N; 3个轴承工作在负载条件 3: 1 500 r/min 和 5 000 N; 其中每组轴承的前两个作为训练集, 另外的轴承测量数据作为测试集。

2.2 时频功率谱生成

在该数据集中, 每个轴承有水平方向和垂直方向两组原始振动信号, 采样频率都为 25.6 kHz, 每 10 s 记录 2 560 个采样点 (1/10 s)。以轴承 1-1 为例, 从初始运行到设备失效共经历了 28 030 s, 两个方向的时域振动图像如图 6 所示。

共采集了 7 175 680 个采样点, 在其水平和垂直方向对轴承 1-1 原始数据每隔 500 s 绘制一次水平

方向和垂直方向的时频功率谱图, 如图 7 和图 8 所

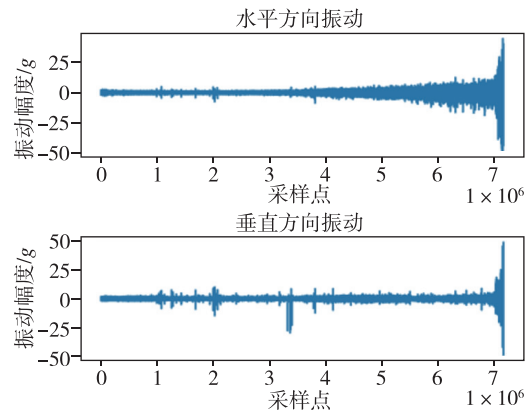


图 6 原始振动信号

Fig. 6 Original vibration signal

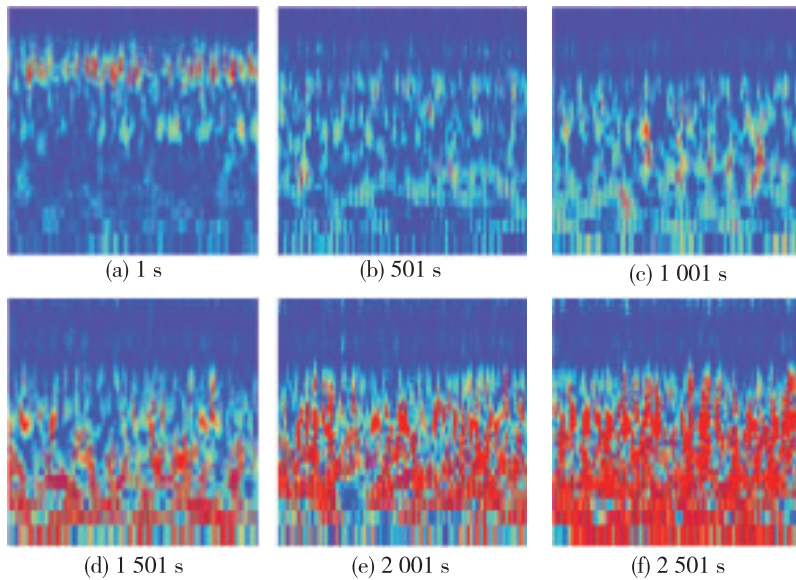


图 7 轴承 1-1 水平方向功率谱图

Fig. 7 Bearing 1-1 horizontal power spectrum

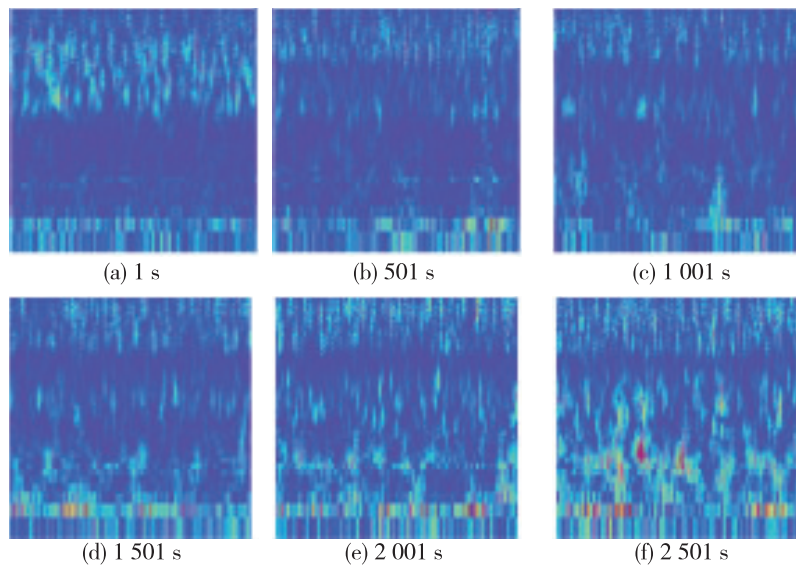


图 8 轴承 1-1 垂直方向功率谱图

Fig. 8 Bearing 1-1 vertical power spectrum

示。可以看到,随着轴承设备逐渐失效,时频功率谱也随着时间逐渐变化。两个方向的时频功率谱图都包含着轴承的退化信息,并且在水平方向上图像的变化更加明显,这与时域图像表现的信息一致;如果只选择一个方向的图片进行训练可能无法提取最理想特征,因此将两个方向的功率谱图进行融合分析与训练。

2.3 健康因子构建

在健康因子的构建过程中,使用每一组轴承数据的前两个做训练集,共两次训练:

1) ResNet 预训练。将融合后的六通道数据输入 ResNet,标签为每个输入数据对应时刻的真实健康因子,健康因子为 $0 \sim 1$ 之间的数值,将每个训练集轴承的总运行时间记为 $full-time$,当前时刻记为 $current-time$,健康因子真实值定义为 $1 - \frac{current-time}{full-time}$ 。健康因子代表了轴承运行到该时刻的健康状态,1 代表完全健康,0 代表已经失效。因此一共有 7 534 张时频功率谱图被打乱送入 ResNet 网络,并在该网络最后一层加入全连接层,生成 1 024 维特征输出进行进一步时序网络的健康因子构建。

2) TCN 健康因子构建。由于时序网络训练时的输入要尽可能与测试集保持一致,在具体读取训练数据时没有从训练集轴承数据的开始运行时刻取数据,而是随机从训练集挑选 10 000 个运行时刻,将该时刻之前(包括该时刻)的 100 个连续时频功率谱图送入预训练好的 ResNet 网络中,生成 $10\,000 \times 100 \times 1\,024$ 的训练数据,因此 TCN 网络输出维度为 $10\,000 \times 100$,将最后一维作为输出结果,同时选取每个时间窗口的最后一个健康因子真实值作为标签进行训练,损失函数为均方方差(MSE)

$$loss = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 \quad (6)$$

该时域卷积网络共有 4 层,指数膨胀基为 2,核大小分别选择 3, 6, 9, 12 进行测试。

如图 9 所示,经过两次训练之后训练集轴承运行过程的健康因子被十分准确地构建出来,图中从左到右依次是轴承 1-1、轴承 1-2、轴承 2-1、轴承 2-2、轴承 3-1 以及轴承 3-2 这 6 组训练集轴承数据,图中的直线代表运行过程真实健康因子,曲线代表预测健康因子,二者相似程度十分高,说明 CWT-RES-TCN 架构可以非常好地提取寿命特征。

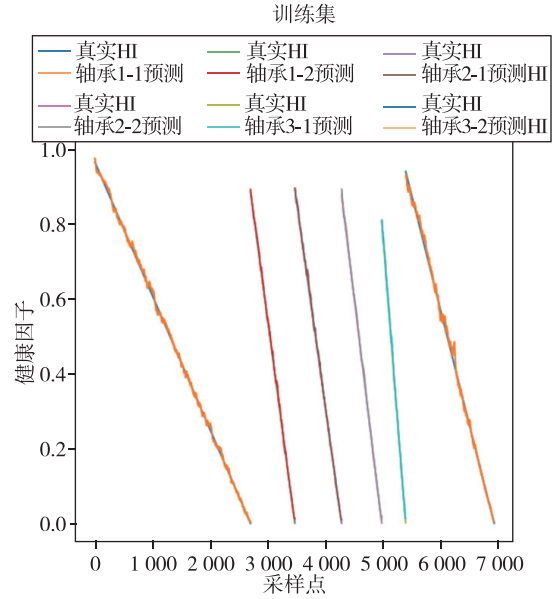


图 9 训练集健康因子

Fig. 9 Health indicator of training set

2.4 剩余寿命预测

本文将误差百分比和预测分数被用来作为评价指标,这两个指标也被广泛应用于该数据集进行轴承寿命预测结果的评估。其中误差百分比的定义为

$$Er_i = 100 \times \frac{ActRUL_i - \overline{RUL}_i}{ActRUL_i} \quad (7)$$

式中, $ActRUL_i$ 代表第 i 个轴承的真实剩余寿命, \overline{RUL}_i 代表第 i 个轴承的预测剩余寿命。由于在实际生产中提前预知设备损坏可以避免更大的经济损失,因此低估剩余寿命 ($Er_i > 0$) 比高估剩余寿命 ($Er_i < 0$) 的价值更大,使用评价指标 A 来描述这种影响,该评价函数的定义为

$$A_i = \begin{cases} \exp^{-\ln(0.5) \times (\frac{Er_i}{5})} & \text{if } Er_i \leq 0 \\ \exp^{+\ln(0.5) \times (\frac{Er_i}{20})} & \text{if } Er_i > 0 \end{cases} \quad (8)$$

该评价函数的图像如图 10 所示,越接近 1 代表预测的精度越高。可以看出,对于绝对值相同的误差百分比,橙色曲线的指标更高,说明相同精度下欠预测优于过预测。

最终所有测试集轴承的预测评分被定义为所有 A_i 的均值,以该评分判定预测结果

$$Score = \frac{1}{11} \sum_{i=1}^{11} (A_i) \quad (9)$$

将测试轴承的时频功率图以相同的方式进行处理,将时间窗口大小同样设置为 100。假设某一轴承在测试阶段共运行了 $full-time$ 个时间周期,

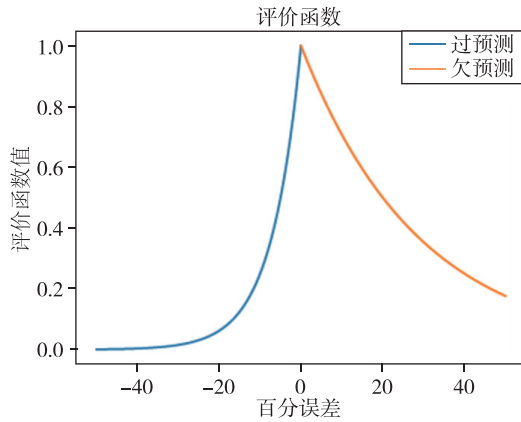


图 10 评价函数图像

Fig. 10 Evaluation function

通过连续小波变换和 ResNet 特征提取后，数据的维度变为 $full-time \times 1024$ ，由于需要每一时刻之前 100 个时间周期的数据，因此在选取数据时从第 100 个开始，输入 TCN 网络的数据维度为 $(full-time-99) \times 100 \times 1024$ ，输出 TCN 网络的数据维度为 $(full-time-99) \times 100 \times 1$ ，每个时间窗口的最后时刻作为健康因子输出，因此最终的输出结果维度为 $(full-time-99) \times 1$ 。为了解决健康因子的波动问题，对生成的序列进行线性拟合，当拟合的直线达到 0 时说明设备出现故障，记健康因子拟合线方程为 $y = ax + b$ ，则当前健康因子 HI 可以计算为 $a * current-time + b$ ，由健康因子定义可推导剩余寿命为

$$remaining-life = \frac{HI \times current-time}{1 - HI} \quad (10)$$

如图 11 所示，以轴承 1-3 为例，该轴承的运行振动信号转化成时频功率图，并通过特征提取和时序网络处理后预测得到一系列健康因子，通过线性拟合并延长获得该轴承的剩余寿命 (RUL)。可以看出，设备在初始运行时处于退化缓变期，健康因子的变化并不十分明显，随着设备的运行会进入退化骤变期，并且越临近损坏时刻与真实健康因子的拟合越精确。

由于越临近设备损坏，设备的退化特征越明显，提取到的特征便可以更准确地预测设备的剩余寿命。如图 12 所示，其中绿色线是对全部数据进行线性拟合后得到的结果，棕色线是选取后 30% 数据进行线性拟合得到的结果，红色线为真实剩余寿命，与红色线越接近代表预测的精度越高。可以对临近损坏的健康因子进行拟合更能逼近真实预测结果，可以有效避开设备初始运行时

的退化缓变期，还能通过拟合减少健康因子预测的突变，提高检测的精度。

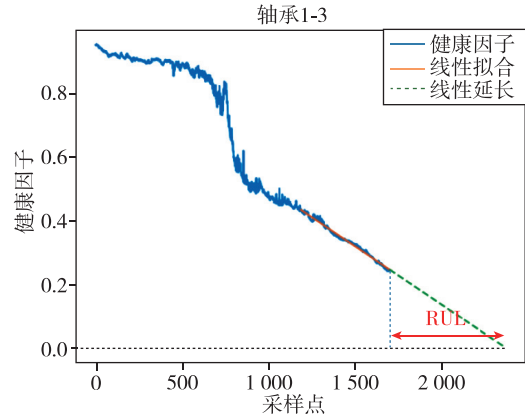


图 11 剩余寿命预测

Fig. 11 Prediction of remaining useful life

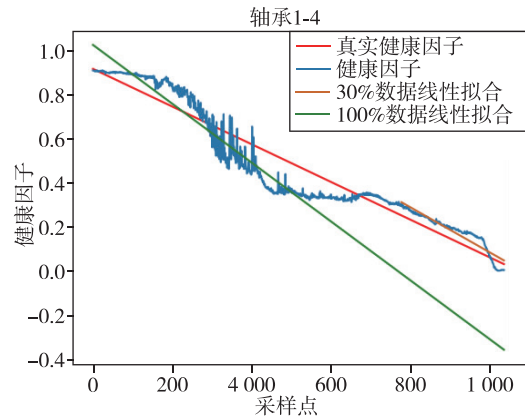


图 12 健康因子拟合

Fig. 12 Linear fitting of health indicator

本文分别对 TCN 的核大小取 3, 6, 9 和 12，根据前面的分析，线性拟合数据量选取后 10% ~ 40% 的数据，实验结果如图 13 所示。可以看出，

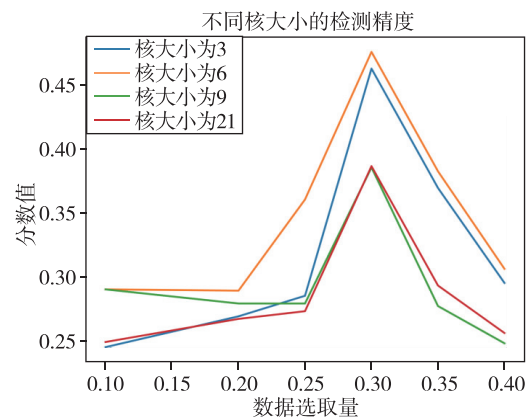


图 13 不同核大小的检测精度

Fig. 13 Prediction accuracy of different core sizes

对于大多数模型使用后 30% 的数据进行拟合时可以获得更高的检测精度，因此选择后 30% 的数据做寿命预测。

2.5 对比研究

为了证明本研究选用的时间卷积网络优于传统的循环神经网络，在 PRONOSTIA 数据集上分别测试了 LSTM、GRU、双向 GRU 以及 TCN 时序网络，并对比了它们的预测精度、计算速度以及模型大小。为了保证比较的公平性，所有测试网络均首先使用 ResNet 进行预训练，随后采用与上文 TCN 网络一致的输入维度，其中预测精度选用误差百分比，计算速度选用 11 个轴承测试集的所有测试样本，共计 12 859 个时间序列的总测试时间。本文使用 PYTORCH 框架，模型训练和 RUL 预测在 UBUNTU 系统，使用显卡为 Nvidia GTX 1 080 GPU。对比结果如表 1 所示，从表中可以看出，时间 CNN 在预测精度、计算速度和模型大小方面都更具有优势。

表 1 时序网络相似模型比较

Tab. 1 Comparison results of similar frameworks

	LSTM	GRU	双向 GRU	TCN
预测精度/ Er	33.216	35.039	30.403	26.5
计算速度/ms	3 690.993	3 415.208	4 542.405	2 776.558
模型大小/M	20.517	15.389	36.92	5.483

为了进一步证明本文方法的有效性，使用 2.3 节中提到的百分比误差以及预测分数作为评价指标，预测了 PHM Challenge 2012 数据集中 11 个测试轴承的剩余寿命，并将本文的寿命预测算法与近年研究成果中的 3 种剩余寿命预测算法进行了对比，对比结果如表 2 所示。 Er 代表本文提出方法的误差百分比； Er_2 是基于编码器解码器架构，并结合了少量先验知识的预测模型得到的误差百分比； Er_3 是基于卷积长短时间记忆网络算法预测得到的误差百分比； Er_4 是 2012PHM 数据挑战获胜算法的预测结果。从这些对比可以看出，本文的方法具有更高的预测精度，在寿命预测方面是可行的。

3 结论

本文提出了一种针对于机械振动信号的特征提取与寿命预测算法，该算法以图像的方式提取振动特征，并使用时间 CNN 做时序预测，做到了完全数据驱动的剩余寿命预测。最后，在 PHM Challenge 2012 数据集上对提出的算法进行了验证。和其他算法相比，该算法具有更高的预测精度、更快的计算速度以及较少的模型参数，证明了该算法在寿命预测领域的有效性。目前该算法仍有一些不足，比如在设备处于退化缓变期预测的准确度下降，并且由于 TCN 网络结构使用了 CNN 的思想，虽然使用了膨胀卷积扩大感受野，但是仍存在限制，在不同的应用场景下需要设置膨胀系数以及卷积核大小来获得更好的预测效果，未来将在这些方面进行更加深入的研究。

表 2 本研究及相关研究在 PRONOSTIA 数据集预测效果比较

Tab. 2 Comparison results of this research and related researches in the PRONOSTIA dataset

数据集	真实 RUL/s	预测 RUL/s	Er	$Er_2^{[9]}$	$Er_3^{[16]}$	$Er_4^{[17]}$
轴承 1-3	5 730	5 808.45	-1.37	7.62	54.73	37
轴承 1-4	339	636.63	-87.50	-157.71	38.69	80
轴承 1-5	1 610	1 693.05	-5.16	-72.57	-99.4	9
轴承 1-6	1 460	1 467.41	-0.51	0.93	-120.07	-5
轴承 1-7	7 570	7 920.55	-4.63	85.99	70.65	-2
轴承 2-3	7 530	4 600.33	38.91	81.24	75.53	64
轴承 2-4	1 390	1 379.28	0.77	9.04	19.81	10
轴承 2-5	3 090	1 857.71	39.88	28.19	8.2	-440
轴承 2-6	1 290	1 275.13	1.15	24.92	17.87	49
轴承 2-7	580	894.20	-54.17	19.06	1.69	-317
轴承 3-3	820	1 291.16	-57.46	2.09	2.93	90
$ Er $			26.50	44.49	46.32	100.27
分数			0.475	0.438	0.383	0.307

参考文献

- [1] Frei M G, Osorio I. Intrinsic time-scale decomposition: time-frequency-energy analysis and real-time filtering of non-stationary signals[J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2007, 463(2078): 321-342.
- [2] Kan M S, Tan A C C, Mathew J. A review on prognostic techniques for non-stationary and non-linear rotating systems[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 62: 1-20.
- [3] Khan S, Yairi T. A review on the application of deep learning in system health management[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2018, 107: 241-265.
- [4] Guo L, Lei Y, Li N, et al. Machinery health indicator construction based on convolutional neural networks considering trend burr[J]. Neurocomputing, 2018, 292: 142-150.
- [5] Wei Z, Li C, Peng G, et al. A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis under noisy environment and different working load[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017, 100: 439-453.
- [6] Hong S, Zhou Z, Zio E, et al. Condition assessment for the performance degradation of bearing based on a combinatorial feature extraction method[J]. Digital Signal Processing, 2014, 27: 159-166.
- [7] Ren L, Cui J, Sun Y, et al. Multi-bearing remaining useful life collaborative prediction: a deep learning approach[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2017, 43: 248-256.
- [8] Ren L, Cheng X, Wang X, et al. Multi-scale Dense Gate Recurrent Unit Networks for bearing remaining useful life prediction[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 94: 601-609.
- [9] Chen Y H, Peng G, Zhu Z, et al. A novel deep learning method based on attention mechanism for bearing remaining useful life prediction[J]. Applied Soft Computing, 2019, 86: 105919.
- [10] Yoo Y, Beak J G. A novel image feature for the remaining useful lifetime prediction of bearings based on continuous wavelet transform and convolutional neural network[J]. Applied Sciences, 2018, 8(7): 1102.
- [11] Bai S J, Kolter J Z, Koltun V. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling[J]. arXiv Preprint arXiv:1803.01271, 2018.
- [12] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [13] Veit A, Wilber M J, Belongie S. Residual networks behave like ensembles of relatively shallow networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2016, 29: 550-558.
- [14] Orhan A E, Pitkow X. Skip connections eliminate singularities[J]. arXiv Preprint arXiv:1701.09175, 2017.
- [15] Nectoux P, Gouriveau R, Medjaher K, et al. PRO-NOSTIA: an experimental platform for bearings accelerated degradation tests[C]. IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, 2012: 1-8.
- [16] Hinch A Z, Tkiouat M. Rolling element bearing remaining useful life estimation based on a convolutional long-short-term memory network[J]. Procedia Computer Science, 2018, 127: 123-132.
- [17] Sutrisno E, Oh H, Vasan A S S, et al. Estimation of remaining useful life of ball bearings using data driven methodologies[C]. IEEE Conference on Prognostics and Health Management, 2012: 1-7.

引用格式: 马俊添, 张素明, 阎小涛, 等. 基于图像识别的机械振动信号特征提取与寿命预测方法研究 [J]. 宇航总体技术, 2021, 5(4): 33-42.

Citation: Ma J T, Zhang S M, Yan X T, et al. Research on feature extraction and remaining useful life prediction for mechanical vibration signal based on image recognition[J]. Astronautical Systems Engineering Technology, 2021, 5(4): 33-42.