

基于改进卷积神经网络的航空发动机剩余寿命预测

马 忠, 郭建胜, 顾涛勇, 毛 声

(空军工程大学装备管理与无人机工程学院, 西安, 710051)

摘要 航空发动机结构复杂, 状态变量多且相互之间存在着严重非线性特征, 传统的基于物理失效模型的方法难以精确地预测发动机的剩余寿命(RUL)。针对此问题, 采用改进的卷积神经网络(CNN)方法对发动机剩余寿命进行预测。预测过程通过建立退化模型, 给每个训练样本添加RUL标签; 为了更好地提取发动机使用过程中状态变量与剩余寿命之间的相关关系, 使用不同的一维卷积核提取序列趋势信息特征; 将特征输入构建的卷积神经网络得到剩余寿命的预测值。为了验证方法的有效性, 在NASA提供的涡轮风扇发动机仿真数据集(C-MAPSS)上进行了测试, 并与深度信念网络等方法对比, 结果表明改进的卷积神经网络拥有更高的精度。

关键词 航空发动机; 剩余寿命; 卷积神经网络; 线性退化; 时间窗

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2020.06.004

中图分类号 V23; TP183 文献标志码 A 文章编号 1009-3516(2020)06-0019-07

A Remaining Useful Life Prediction for Aero-Engine Based on Improved Convolution Neural Networks

MA Zhong, GUO Jiansheng, GU Taoyong, MAO Sheng

(Equipment Management and UAV Engineering College, Air Force Engineering University,
Xi'an 710051, China)

Abstract Aimed at the problems that aero-engine is complex in structure, severe nonlinearity of various degenerate state is variable, and traditional physical failure model-based method is difficult to predict the remaining useful life of the engine (Remaining Useful Life, RUL) accurately, the problems above-mentioned can be done by adopting an improved convolution neural networks (CNN). A linear degradation model is employed to label each sample. The convolution is set to several different one-dimensional convolutions to extract data features and the correlation between the RUL better. In order to validate the effectiveness of the method, a test is made on the commercial modular aero-propulsion system simulation (C-MAPSS) aircraft engine datasets provided by NASA. The results show that the convolutional neural network has higher precision compared with the common neural network.

Key words aero-engines; remaining useful life; convolution neural network; linear degradation; time window

航空发动机是航空器最重要的设备之一, 为航空器提供动力来源, 也是日常航空维护作业中的主

要关注对象。有研究表明, 飞机机械故障导致的飞行事故数量仅低于飞行员操作失误引起的飞行事故

收稿日期: 2020-07-23

作者简介: 马 忠(1997—), 男, 四川南江人, 硕士生, 主要从事装备系统工程与管理决策研究。E-mail: mazhong_hudu@163.com

引用格式: 马忠, 郭建胜, 顾涛勇, 等. 基于改进卷积神经网络的航空发动机剩余寿命预测[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2020, 21(6): 19-25. MA Zhong, GUO Jiansheng, GU Taoyong, et al. A Remaining Useful Life Prediction for Aero-Engine Based on Improved Convolution Neural Networks[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2020, 21(6): 19-25.

数,而发动机故障是机械故障里占比最高的一项,这种现象在军用飞行器里尤为明显^[1-2]。预测发动机剩余寿命对于及时开展视情维修、避免飞行安全事故具有重要的意义。从大体上来分,目前常用的寿命预测方法主要为两类^[3]:即基于发动机的运行规律采用物理模型的方法进行预测;从数据挖掘的角度出发采用数据驱动的方法。由于航空发动机包含许多部件,各部件功能差别较大,结构组成复杂,并且发动机失效故障种类繁多,常常是多种故障的复合出现,且各个变量之间的耦合程度很深,从故障表征现象中难以直接和某个变量对应起来,因此依靠原始数据确定特征指标建立精确物理失效模型较为困难。传统的数据驱动预测方法如依据统计性能退化监测数据进行寿命预测^[4]、采用退化特征相似性的寿命预测^[5]以及采用非线性维纳过程进行寿命预测的建模研究^[6]等,是从统计的角度出发,依据监测数据,根据统计性能指标,结合历史数据得到预测结果。这些方法更多的是从整体上寻找规律,再从整体上进行预测,而事实上,个体与个体之间的差别不可忽略,以整体规律衡量个体属性的准确度不高。

随着深度学习的兴起,数据驱动的方法迎来了新的选择,目前深度学习在图像识别和文本分析等领域都显现了较高的应用价值。近年来,深度学习的方法在其他领域也得到了广泛的应用,长短记忆神经网络^[7]、深度置信网络^[8]、卷积神经网络^[9]等在故障诊断、寿命预测方面均有较好的应用^[10]。通过这种基于数据驱动的方法通过挖掘数据和故障状态之间的隐含关系进行预测,对物理机理依赖程度低,可以直接将原始采样数据作为输入,通过提取出重要的特征用于预测,其通用性更强。

卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)最早应用在图像处理领域^[11],目前已经成功的应用于计算机视觉等领域^[12]。CNN 独特的特征提取能力,使其在处理图像分类方面拥有较高的精度。近年来在故障诊断和故障预测领域,CNN 也展现了良好的潜力,尤其是在机械设备的故障诊断和寿命预测方面有较多地应用。Wang 等通过波形变换将一维的齿轮时间序列数据转换为二维的时频数据^[13],输入到 CNN 模型中进行故障诊断;Ren 等采用 CNN 平滑滤波使轴承预测结果连续化^[14]。

采用一种方法解决一个问题需要立足于问题的具体情况进行具体分析。CNN 在图像处理领域应用较多,但是直接将其运用到时间序列的预测中是不合适的。时间序列最大的特点在于序列前后采样数据之间存在着很强的关联性,时间维度上的数据包含着趋势信息,但是同一次的采样数据之间不一

定存在很强的相关性,而图像不论是在横向还是纵向上,灰度都是渐变的,因此二维 CNN 在图像处理中能得到很好的应用,但是在时间序列数据的预测中却要考虑数据特点。例如文献[15]采用 CNN-GRU 的组合方法进行航空发动机剩余寿命预测,通过一维 CNN 对发动机数据实现特征的提取,再经过 GRU 得到预测值。但是作者没有针对发动机数据特点进行分析,直接在同一次采样数据进行卷积,会因输入参数顺序的不同使结果不同,导致同样的数据得到不同的结果,使得模型的可解释性降低。

本文采用改进的二维 CNN 进行航空发动机退化数据剩余寿命预测,针对时间序列数据的特性,在时间维度上进行卷积运算以挖掘出数据的趋势和剩余寿命之间的关系,增强了模型的可解释性,使模型通用性更强,不仅适用于本文的发动机数据集,也能运用到其他的高维数据预测中。通过建立退化模型估计每个状态时刻的剩余寿命,再对特征进行提取,最后在 NASA 提供的仿真数据集上进行测试,并和其它方法进行了对比,预测结果表明 CNN 预测误差更低,对航空发动机剩余寿命的预测精度更高。

1 卷积神经网络

卷积神经网络结构主要包括卷积层、池化层和全连接层,通过卷积和池化层进行特征的提取,采用全连接层微调末端的输出,提高模型精度。本文采用卷积神经网络进行时间序列预测,若每一次采样的序列数据为:

$$\mathbf{x}_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{F_N}) \quad (1)$$

式中: F_N 为传感器的数目; i 为序列标号,则 $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_i, \dots, \mathbf{x}_N)^T$ (N 为采样的次数)构成一个完整序列。

1.1 卷积

卷积运算是卷积神经网络中的重要运算,能够有效的进行特征提取,相比于全连接神经网络,卷积神经网络采用权值共享降低了网络复杂度,在减少训练参数的同时提升了训练速度。将输入信号的局部区域与卷积核进行卷积运算,在激活函数的作用下产生非线性映射。卷积核的选取对卷积的运算有较大影响,若卷积核的尺寸太小,则需要的卷积操作会增加。若卷积核的尺寸太大,则难以准确的获取输入数据的特征。卷积核和感受野以元素的点积运算进行卷积,若其中卷积核 $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{md}$,感受野的范围为 $\mathbf{x}_{i:i+T-1}$,则运算后的卷积结果^[16]为:

$$c_i = \varphi(\mathbf{u} \cdot \mathbf{x}_{i:i+T-1} + b) \quad (2)$$

式中: φ 为激活函数,一般选用非线性函数使网络具有更好的拟合能力; b 为偏置量; $x_{i:i+T-1}$ 为长度为 T 的感受区域矩阵,定义为:

$$x_{i:i+T-1} = x_i \oplus x_{i+1} \oplus \dots \oplus x_{i+T-1} \quad (3)$$

式中: \oplus 为矩阵按照某一维度进行的连接运算,输出为卷积核 u 作用在相应区域产生的结果,通过不断的卷积即可得到映射结果为: $c_j = [c_1, c_2, \dots, c_{l-T+1}]$, j 表示与第 j 个卷积核作用,其与 $\{x_{1:T}, x_{2:T+1}, \dots, x_{l-T+1:l}\}$ 相对应。

1.2 池化

池化运算能够有效减少训练参数,提取最有效的特征,增强网络的鲁棒性。通常采用的最大池化运算和平均池化运算,池化层的超参数是池化长度,运算得到的新的序列:

$$h = [h_1, h_2, \dots, h_{(l-T)/s+1}] \quad (4)$$

式中: $h_j = \frac{1}{s} \sum_{k=0}^{s-1} c_{(j-1)s+k}$ 。

2 CNN 预测模型

2.1 性能退化模型

剩余寿命的预测是一个复杂的问题,在实际中,如果没有精确的失效机理数学模型,很难直接依据设备的当前使用情况精确的确定剩余寿命,而基于数据驱动的预测方法在训练模型时需要获得每个状态对应的剩余寿命。

由于运行时机械部件的磨损变形、疲劳退化、材料裂痕等原因,机械设备的剩余寿命随使用时间的增多而减少。本文采用线性退化模型拟合使用时间与剩余寿命的关系,即按照线性函数以线性递减到0的方式设置剩余寿命(如图1所示),考虑到发动机的使用小时数不能完全反应发动机寿命消耗的本质,因此本文将发动机可继续工作至发生故障,导致发动机不能正常使用的循环次数作为剩余寿命^[17]。文献[18]在初始阶段设置固定的剩余寿命 R_{early} ,如将 R_{early} 设置为125、135、145等,这种分段线性设置方法更多的适用某些特定数据,即适用于那些整体寿命不高且使用时间不长的样本。事实上,把所有样本的初始阶段寿命设置为一个定值,将导致预测结果和实际值之间存在较大的差异。由于所处环境和使用方式的差别,即使同一型号的设备也可能存在较大的不同,因此应当对每个样本按照实际的使用时间情况进行分析。故本文按照给定的每个寿命周期数据求取每个状态的RUL以作为每个样本拟合的目标。

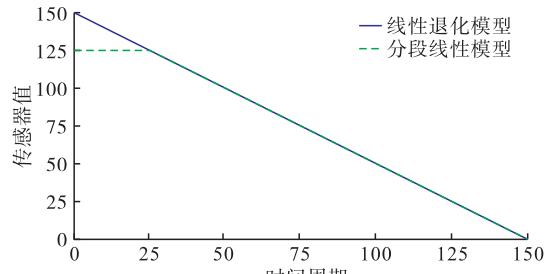


图1 线性退化模型示意图

2.2 时间窗

目前CNN最成功的应用是图像处理领域,如常见的RGB三通道图像是由像素点构成的二维矩阵,因此本文将所涉及到的训练和测试样本数据转换为二维形式。本文引入时间窗(如图2所示)来进行数据样本的重构。

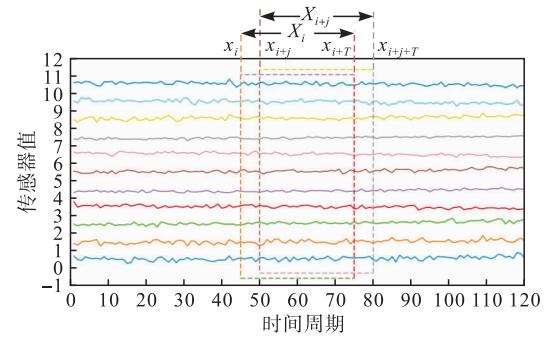


图2 时间窗划分

对于具有多个变量的时间序列而言,具有一定长度的序列既包含有前后趋势的联系,又能减少因某次数据采样异常对结果的影响,时间窗口长度越长,其包含的信息量较之单次采样的数据越多,包含的设备健康状态信息越多,但长度过长也会出现湮没短期变化特征的可能,因此也不能将时间窗口的长度设置过长,结合各个子数据集采样数据记录次数的大小,将FD001~FD004的时间窗口长度分别设置为30、20、30、15。若 T 为时间窗口的长度,则划分后的形式为: $\mathbf{X}_i = [x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+T}]^T$,其中 $x_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{F_N})$ 为传感器的一次采样数据, \mathbf{X}_i 为输入到CNN的一个样本,其对应的拟合目标为按照线性退化模型求得的 x_{i+T} 对应的RUL,即实现:

$$f: \mathbf{X}_i \rightarrow y_{i+T} \quad (5)$$

在每台发动机的 L 个运行周期内采集的传感器数据,经过时间窗口的划分后,成为 $L-T+1$ 个 $T \times F_N$ 样本,实现了将采集的一维序列数据转化为二维数据,得到的每个二维数据样本类似于一个像素矩阵,更有助于利用CNN处理图像的优势进行模型的训练。

2.3 改进的CNN模型结构

深度神经网络通过多层非线性变换,能够拟合

比较复杂的映射关系。本文采用的卷积神经网络包括两个部分,多层次卷积部分和全连接层部分,通过卷积层提取输入数据特征,池化层降低模型复杂度,经过扁平化层转化数据形式,再使用全连接层微调模型,卷积神经网络结构如图 3 所示。

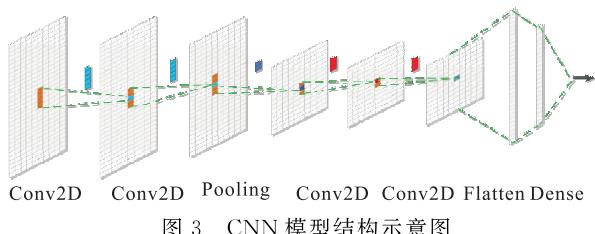


图 3 CNN 模型结构示意图

模型输入数据为 X_t , 其 2 个维度分别为 T 和 F_N , 网络主要包括 5 层, 其中第 1、2、4、5 层为卷积层, 第 3 层为最大池化层。区别于一般的卷积神经网络, 在此处对二维数据进行纵向时间维度上的一维卷积, 更有助于模型学习到序列趋势和目标值之间的关系, 使模型更具有通用性。前两层卷积核大小为 $(5, 1)$, 设置较大的卷积核能降低噪声的影响, 后两层卷积核大小为 $(3, 1)$, 用于提取更细微的特征, 每层添加 Dropout 以防止过拟合, 池化层采用最大池化运算, 采用 Relu 函数作为激活函数。

原始采样数据预处理后, 进行时间窗的划分, 再输入到 CNN 模型中得到预测结果, CNN 预测模型整体流程如图 4 所示。

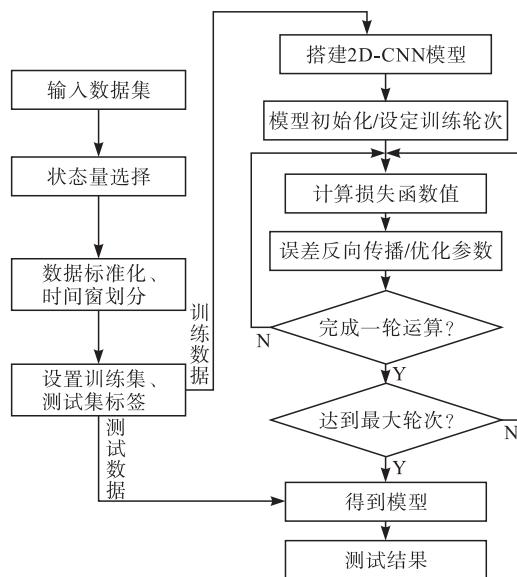


图 4 预测模型流程图

3 实验验证

3.1 数据来源

本文数据来源于 NASA 提供的 C-MAPSS 涡轮风扇发动机仿真数据集^[19], 文献[20]对仿真数据

的产生仿真环境的设置做了详尽的描述。该数据集每次采样记录航空发动机的 24 维数据, 其中包含 21 维传感器数据(见表 1)和由不同飞行高度、马赫数以及油门杆解算角度组合的运行环境状态数据。数据集包含 4 个子数据集(FD001~FD004), 每个子数据集均有一个测试集和训练集, 训练集数据记录了发动机从正常运行到失效的完整过程数据, 测试集数据为发动机失效前的若干循环数据。

表 1 传感器数据描述

序号	符号	描述	单位
1	T2	风扇入口总温	(°)
2	T24	低压压气机出口总温	(°)
3	T30	高压压气机出口总温	(°)
4	T50	低压涡轮出口总温	(°)
5	P2	风扇入口压力	Pa
6	P15	外涵道总压	Pa
7	P30	高压压气机出口总压	Pa
8	Nf	风扇物理转速	r/min
9	Nc	核心机物理转速	r/min
10	epr	发动机压比(P50/P2)	—
11	Ps30	高压压气机出口静压	Pa
12	phi	燃料流量比	pps/psi
13	NRf	风扇换算转速	r/min
14	NRc	核心机换算转速	r/min
15	BPR	涵道比	—
16	farB	燃烧室燃气比	—
17	htBleed	引气焓值	—
18	Nf_dmd	风扇转速设定值	r/min
19	PCNFR_dmd	风扇换算转速设定值	r/min
20	W31	高压涡轮冷却气流量	lbm/s
21	W32	低压涡轮冷却气流量	lbm/s

3.2 数据预处理

尽管每次能够采样测量 21 维传感器的数据, 但并不是数据越多包含的有用信息量越大, 有部分传感器监测数据在整个寿命周期中始终不变, 不仅不能为剩余寿命的预测提供有效的信息, 还会产生数据的冗余。因此先分析各个传感器和剩余寿命之间的相关关系, 确定出和剩余寿命相关关系强的传感器。

最大信息系数(maximal information coefficient, MIC)^[21]可以衡量 2 个变量之间的非线性关系, 可以不限于特定的函数关系, 且不受噪声干扰, 在此处将其用来衡量各传感器与剩余寿命之间的相关关系。分别计算各个传感器和剩余寿命之间的 MIC 值, 将 MIC 值从高到低排序得到表 2 结果, 从表 2 可以看出, 前 14 个传感器和剩余寿命之间的

MIC 值较大,因此选择第 2、3、4、7、8、9、11、12、13、14、17、20、21 号传感器数据作为模型的输入参数。这些传感器主要监测压气机出口的温度和压强、核心机的转速以及涡轮冷却气的流速,从发动机的实际使用情况来看,压气机容易产生低周期疲劳,涡轮易发生疲劳损伤和蠕变^[22],可以看出以上传感器监测的部位都是易发生故障的部位。

表 2 各传感器与剩余寿命之间的 MIC 值

传感器编号	MIC 值	传感器编号	MIC 值
Ps30	0.448	Nc	0.307
BPR	0.412	T24	0.307
Nf	0.405	NRc	0.294
NRf	0.405	epr	0.175
T50	0.405	P15	0.000
htBleed	0.373	P2	0.000
phi	0.362	farB	0.000
P30	0.361	Nf_dmd	0.000
W32	0.352	PCNfR_dmd	0.000
W31	0.347	T2	0.000
T30	0.330		

从各传感器的实际意义来看,当有故障发生时,这些传感器监测值会出现较大的变化,例如喘振是对航空发动机危害比较大的非正常工作状态,极易造成部件的严重损坏。航空发动机发生喘振时,高压压气机出口总压大幅波动,转速出现不稳定的变化,同时有可能使燃烧室的高温气体倒流到压气机,

使得压气机出口温度急剧上升^[22],因此以上传感器监测参数与剩余寿命有着紧密联系。

3.3 评价指标

评价一个模型预测性能的优劣,需要给定一个性能指标来度量,本文采用均方误差(RMSE)和评分函数(Score)2个指标^[20]。其中 RMSE(简记 S)反映了预测值和真实值的平均偏离程度,得分函数则能在一定程度上反映模型超前或滞后预测的程度,滞后预测可能导致航空发动机寿命未到即退役,而超前预测可能会使发动机到寿后仍然在使用,从而存在极大的安全隐患。因此在具有相同的 RMSE 的条件下,Score(简记 S_S)函数值越小,模型预测的精度越高,性能越好。

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

$$s_i = \begin{cases} e^{\frac{\hat{y}_i - y_i}{10}} - 1, & \hat{y}_i > y_i \\ e^{\frac{y_i - \hat{y}_i}{10}} - 1, & \hat{y}_i < y_i \end{cases} \quad (7)$$

$$S_S = \sum_{i=1}^n s_i \quad (8)$$

式中: \hat{y}_i 、 y_i 分别为预测值和真实值,由式(7)可以看出 Score 函数对超前预测的惩罚程度高于滞后预测。

3.4 预测结果

按照前面的模型结构在 Corei7, 8-GB RAM, GERORCE 940MX GPU 环境下搭建 CNN 网络结构,在训练集上训练模型得到网络超参数,对测试集进行预测得到结果如图 5 所示。

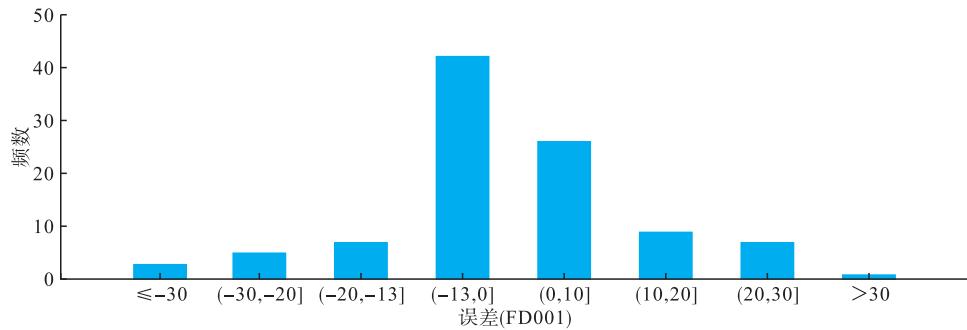


图 5 FD001 预测误差分布直方图

图 5 为测试集 FD001 的预测结果,从误差分布直方图可以看出,预测误差大部分在(-13, 10]范围内,只有少量样本的预测误差落在两侧区间中,即超前与滞后预测的样本相对较少,整体的预测值和真实值更接近。

从测试集 FD003 中随机选取 30、64、75、82 号测试样本,得到的预测结果如图 6 所示,预测结果表明,在一定的误差允许范围内,采用线性退化模型是

合理的。

为减少随机误差的影响,在相同的条件下进行 10 次实验,取 RMSE 与 Score 平均值得到各个数据集的预测结果如表 3 所示。

从表 3 中可以看出,相比于其他方法,采用 CNN 进行预测, RMSE 更小,即平均预测误差更小;Score 值更小,极差更小,预测结果和真实剩余寿命整体偏离程度更小,预测更准确。

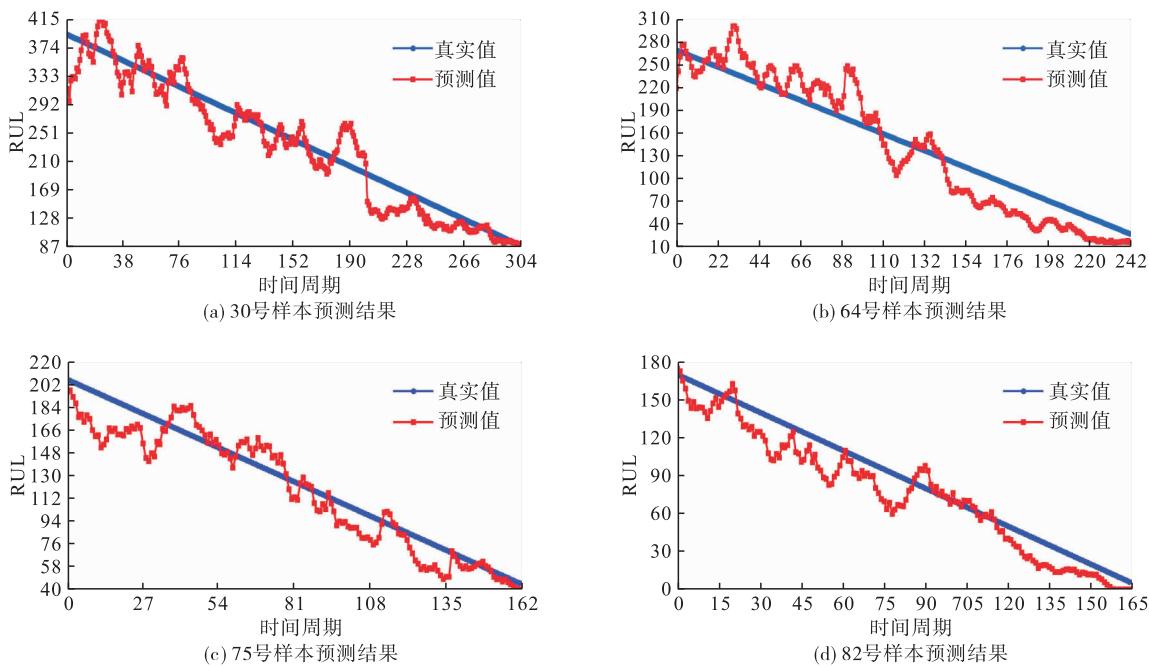


图 6 从 FD003 中随机选取 4 个测试样本预测结果

表 3 各数据集预测结果

数据集	FD001		FD002		FD003		FD004	
	RMSE	Score	RMSE	Score	RMSE	Score	RMSE	Score
CNN	15.69	389.97	28.71	14 331.35	19.48	842.41	29.81	17 360.14
DNN	23.15	5 798.15	34.26	42 989.88	22.48	1 470.88	38.91	42 344.98
SVR ^[18]	20.96	1 381.50	42.00	589 900.00	21.05	1 598.30	45.35	371 140.00
RF ^[24]	20.03	802.23	30.01	84 068.00	22.34	1 000.51	29.62	22 250.00
DBN ^[24]	18.48	1 001.44	30.05	2 074.57	20.99	2 074.57	30.02	8 411.00

从测试集整体的预测结果来看一、三数据集的精度高于二、四的精度,这是由于一、三数据集是在单一的运行环境下的采集数据,二、四数据集是在多种运行环境下采集到的数据,受工作环境的变化,提取到的特征会受到环境变化的干扰,影响预测精度。另外由于多种故障模式的耦合,较之单一故障模式下的一、二数据集的预测结果,三、四数据集的预测误差相对较大。对于复杂的设备而言,变工况下的多种故障模式产生过程复杂,难以得到整个失效的规律;相对而言,固定运行环境下的单一故障发生规律容易获得,因此这种预测结果符合现实的情况。

4 结语

本文基于多性能参数的航空发动机退化数据,通过建立改进的卷积神经网络在时间维度上对各维参数进行卷积运算,建立了一个符合时间序列数据特性的模型,实现了航空发动机仿真数据集的剩余寿命预测,并对预测结果进行了分析,验证了改进的卷积神经网络在时间维度上进行卷积的有效性。

参考文献

- [1] ZAVILA O, HOCKO M, BUBA H, et al. Analysis of Aviation Accidents Associated with Aircraft Jet Engine Surge, On-Board Fire and Crew Ejection[C]// 2019 Modern Safety Technologies in Transportation (MOSATT). Kosice, Slovakia: IEEE, 2019:152-155.
- [2] ZAVILA O, CHMELÍK R. Fire and False Fire Alarm Causes in Military Jet Aircraft of Czechoslovakia and the Czech Republic[J]. Advances in Military Technology, 2017, 12(2):245-249.
- [3] 吴学海. 航空发动机的剩余寿命预测与健康状态评估[D]. 成都: 电子科技大学, 2014.
- [4] 彭宝华, 周经伦, 孙权, 等. 基于退化与寿命数据融合的产品剩余寿命预测[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(5):1073-1078.
- [5] 张妍, 王村松, 陆宁云. 基于退化特征相似性的航空发动机寿命预测[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(6):247-254.
- [6] 黄亮, 刘君强, 贡英杰. 基于 Wiener 过程的发动机多阶段剩余寿命预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(5): 1081-1087.
- [7] ZHANG B, ZHANG S, LI W. Bearing Performance

- Degradation Assessment Using Long Short-Term Memory Recurrent Network[J]. Computers in Industry, 2019, 106: 14-29.
- [8] SHAO H, JIANG H, LI X, et al. Rolling Bearing Fault Detection Using Continuous Deep Belief Network with Locally Linear Embedding[J]. Computers in Industry, 2018, 96: 27-39.
- [9] JANSSENS O, SLAVKOVIC V, VERVISCH B, et al. Convolutional Neural Network Based Fault Detection for Rotating Machinery[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 377: 331-345.
- [10] ZHAO R, YAN R, CHEN Z, et al. Deep Learning and Its Applications to Machine Health Monitoring [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 115: 213-237.
- [11] CUN Y L, BOSER B E, DENKER J S, et al. Handwritten Digit Recognition with A Back-Propagation Network[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, USA: MIT, 1989: 396-404.
- [12] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks[C]// Advances in Neural Information Processing Systems. Red Hook, USA: Curran Associates Inc, 2012: 1097-1105.
- [13] WANG P, YAN R, GAO R X. Virtualization and Deep Recognition for System Fault Classification[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2017, 44: 310-316.
- [14] REN L, SUN Y, WANG H, et al. Prediction of Bearing Remaining Useful Life with Deep Convolution Neural Network [J]. IEEE Access, 2018, 6: 13041-13049.
- [15] 王文庆,郭恒,范启富. 基于CNN与GRU的航空发动机剩余寿命预测[C]//第37届中国控制会议论文集(F). 武汉:中国自动化学会控制理论专业委员会, 2018: 546-551.
- [16] 曲建岭,余路,袁涛,等. 基于卷积神经网络的层级化智能故障诊断算法[J]. 控制与决策, 2019, 34(12): 2619-2626.
- [17] 甘晓华,李伟. 现役航空发动机使用寿命确定和控制方法[J]. 航空工程进展, 2010, 1(2): 103-106.
- [18] HSU C S, JIANG J R. Remaining Useful Life Estimation Using Long Short-Term Memory Deep Learning[C]//2018 IEEE International Conference on Applied System Invention (ICASI). Chiba, Japan: IEEE, 2018: 58-61.
- [19] SAXENA A, GOEBEL K. Turbofan Engine Degradation Simulation Data Set[Z]. Nasa Ames Prognostics Data Repository (<https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository/>). NASA Ames Research Center, Moffett Field, CA.
- [20] SAXENA A, GOEBEL K, SIMOND, et al. Damage Propagation Modeling for Aircraft Engine Run-to-Failure Simulation[C]//2008 International Conference on Prognostics and Health Management. Denver, USA: IEEE, 2008: 1-9.
- [21] RESHEF D N, RESHEFY A, Finucane H K, et al. Detecting Novel Associations in Large Data Sets[J]. Science, 2011, 334(6062): 1518-1524.
- [22] 赵勇,李本威,宋里宏. 航空发动机限寿件使用寿命监视研究 [J]. 燃气涡轮试验与研究, 2016, 29(2): 32-37.
- [23] 高双林,查柏林. 航空发动机及其部件工作原理[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2019: 64-67.
- [24] ZHANG C, LIM P, QINA K, et al. Multiobjective Deep Belief Networks Ensemble for Remaining Useful Life Estimation in Prognostics[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2016, 28(10): 2306-2318.

(编辑:姚树峰)