

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209218

基于 KPCA 和 TCN-Attention 的滚动轴承退化趋势预测*

严 帅^{1,2} 熊 新^{1,2}

(1.昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500; 2.云南省人工智能重点实验室 昆明 650500)

摘要: 为准确地对滚动轴承退化趋势进行预测,提出了 KPCA 和 TCN-attention 的组合预测方法。首先,利用 KPCA 对轴承的高维特征集进行非线性特征提取,并将第一主成分作为轴承的性能退化指标,对第一主成分进行归一化和平滑预处理;然后,在时间卷积网络 TCN 中加入注意力机制来赋予隐藏层中关键特征的权重系数,找出 TCN 提取每个时间步的局部特征中贡献最大的部分,进而筛选出关键信息;最后,利用辛辛那提 IMS 轴承外圈和内圈的全生命周期数据对所提方法的可行性进行了验证,实验结果表明,与未加注意力机制的 TCN 和 GRU、LSTM 对比,所提方法的外圈 RMSE 和 MAE 预测指标分别降低至 0.002 99 和 0.002 17,内圈 RMSE 和 MAE 预测指标分别降低至 0.034 01 和 0.024 90,具有更高地预测准确性。

关键词: 滚动轴承;核主成分分析;时间卷积网络;注意力机制

中图分类号: TH17;TN911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Prediction of rolling bearing degradation trend based on KPCA and TCN-Attention

Yan Shuai^{1,2} Xiong Xin^{1,2}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Key Laboratory of Artificial Intelligence of Yunnan Province, Kunming 650500, China)

Abstract: In order to accurately predict rolling bearing degradation trend, a combined prediction method of KPCA and TCN-Attention was proposed. Firstly, KPCA was used to extract nonlinear features from the high-dimensional feature sets of bearings, and the first principal component was used as the performance degradation index of bearings to normalize and smooth the first principal component. then, an attention mechanism is added to the temporal convolutional network TCN, the weight coefficients of the key features of the hidden layer are given, the part that contributes the most to the local features extracted by the TCN at each time step is found, and then the key information is extracted; finally, the Cincinnati IMS is used. The life cycle data of the bearing outer and inner rings verify the feasibility of the method. The experimental results show that compared with TCN, Gru and LSTM without attention mechanism, the predicted values of RMSE and MAE of the outer loop are reduced to 0.002 99 and 0.002 17, respectively, and the predicted values of RMSE and MAE of the inner loop are reduced to 0.034 01 and 0.024 90, respectively, with higher prediction accuracy.

Keywords: rolling bearing; kernel principal component analysis; time convolutional network; attention mechanism

0 引 言

滚动轴承是旋转机械设备中的重要零部件之一,同时也是旋转机械中最为广泛且最容易失效的零部件之一^[1]。通过对滚动轴承进行剩余寿命(remaining useful life,

RUL)预测能够避免因轴承失效导致的停机维修,人员伤亡等问题^[2-3]。因此,准确地对滚动轴承的退化趋势进行预测具有重要意义。

滚动轴承退化趋势预测分为退化特征提取和建立合适的预测模型两个步骤。在提取退化特征上,Kong 等^[4]提出

收稿日期:2022-03-09

* 基金项目:国家自然科学基金(51765022)项目资助

先计算信号极值绝对均值 (mean absolute value of extremums, MAVE), 再计算出 MAVE 的均方根值 (root mean square, RMS), 将 RMS-MAVE 作为滚动轴承的性能退化指标, 该指标能正确反映滚动轴承的退化趋势, 对初始损伤敏感并且计算简单。Yan 等^[5]提出了惯性相对均方根 (inertia relative root mean square, IRRMS) 作为滚动轴承的退化特征指标, 该指标对随机波动有着较高的鲁棒性。但是为了全面、准确地反映滚动轴承健康状态, 需要提取多种特征参数来评估^[6]。目前, 多特征融合的方法能更全面地反映轴承的退化趋势从而得到了广泛应用^[7-8], 但以上的特征融合只考虑了时域和频域特征, 而时频域特征提取把轴承信号当作是平稳信号来处理, 对轴承的退化过程评估能力不足, 熵作为反映信号的一种非线性指标, 能够描述信号的复杂度^[9], 其中, 样本熵^[10]、散布熵^[11]都在轴承性能退化特征提取中得到了应用。在多特征融合上, 核主成分分析 (kernel principal component analysis, KPCA) 是一种将高维特征进行降维的数据处理方法, 通过采用非线性核方法来提取若干向量的主成分^[12], 能很好地对滚动轴承这样的非线性数据进行多维特征融合。

在轴承的退化趋势预测中, 数据驱动的方法已成为预测方法的主流^[6], 其中, 循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 在轴承退化趋势预测中得到广泛应用; Li 等^[13]提出强化学习单元匹配递归神经网络 (reinforcement learning unit matching recurrent neural network, RLUMRNN) 对滚动轴承状态趋势进行了预测, 解决了由经验引起的神经网络泛化性能和非线性逼近能力不可控的问题, 但该模型在训练过程中会出现梯度消失和梯度爆炸的问题。长短期记忆 (Long-term and short-term memory, LSTM) 网络通过改变隐藏层结构解决了 RNN 中的梯度消失与梯度爆炸问题, 作为 LSTM 的一种变体, GRU 具有更少的门控单元并且可减少训练时间, 郑小霞等^[14]利用 GRU 精确地预测了轴承的退化趋势, 且结果表明 GRU 比 LSTM 有着更高的准确性。但是以上预测模型内部都含有大量参数, 这些可训练的参数将直接影响模型的性能, 且参数没有通用的选择标准^[15]。康伟等^[16]提出了时间卷积网络 (temporal convolutional network, TCN) 模型, 对序列建模的通用卷积和循环架构进行了系统评估, 结果表明: 一个简单的卷积架构在各种任务和数据集上都优于典型的循环网络 (例如 LSTM 和 GRU), 且 Choi 等^[17]指出, TCN 对参数选择的敏感性低于 GRU 等模型。这使得 TCN 有着更稳定的性能。李炫焯等^[18]通过引入注意力机制更有效地识别了人体动作, 同时, 该方法广泛地应用于图像处理^[19]、人脸表情识别^[20]、视觉问答^[21]、输电线路故障监测^[22]。这些研究表明, 通过加入注意力机制可以提取局部特征中贡献最大的部分, 从而获得有效特征。本文将 TCN-attention 应用到轴承的退化趋势预测中, attention 层通过改变 TCN 中隐藏层的特征权重进而能加强重要特征对退化趋势的影响。

综上所述, 为更准确全面地刻画滚动轴承的性能退化趋势, 首先提取轴承振动信号的高维特征, 采用 KPCA 将提取的时域、频域、熵特征进行融合, 将融合后的第一主成分作为性能退化指标来反映轴承的退化趋势; 为了进一步提高预测准确性, 在 TCN 中引入注意力机制捕获关键信息, 将退化指标输入到 TCN-attention 中完成对滚动轴承的退化趋势预测。预测结果表明, 本文所提方法有着更高的预测准确性。

1 KPCA 特征融合方法

PCA 能很好地提取线性特征, 但由于滚动轴承的振动信号大多是非线性, 作为 PCA 的扩展, KPCA 通过引入非线性核函数, 能更好地提取非线性特征, 所以本文采用 KPCA 对轴承信号进行特征提取。非线性核函数可将输入序列中的每一个样本 s_i 映射到高维特征空间 F 中, 空间 F 中的协方差矩阵为:

$$C = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \Phi(s_i) \Phi(s_i)^T \quad (1)$$

式中: $s_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 为序列样本, m 为输入的序列长度, $\Phi(s_i)$ 为特征样本点。

特征值和特征向量满足条件:

$$\lambda V = cV \quad (2)$$

其中, λ 是特征值, V 是协方差矩阵 C 的特征向量。

任意给定一组向量 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)^T$, 特征向量 V 可由下式计算:

$$V = \sum_{j=1}^m \alpha_j \Phi(s_j) \quad (3)$$

通过选择核函数 $K = (s_i, s_j)$, 核矩阵 K 可表示为 $K = (\Phi(s_i), \Phi(s_j))$, 结合式 (1) 和 (3), 式 (2) 可表示为:

$$m\lambda\alpha = K\alpha \quad (4)$$

式中: α 为核矩阵 K 的特征向量, 最后, 样本 s 在特征向量中的非线性映射 $\Phi(s)$ 上的投影可表示为:

$$V \cdot \Phi(s) = \sum_{j=1}^m \alpha_j \Phi(s_j) \Phi(s) = \sum_{j=1}^m \alpha_j K(s_j, s) \quad (5)$$

每个主元的累计贡献率可由下式表示:

$$\left(\sum_{k=1}^p \lambda_k / \sum_{j=1}^m \lambda_j \right) \quad (6)$$

其中, p 代表主元个数。

2 时间卷积网络模型

卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 在大规模并行时间序列数据处理方面具有优势, CNN 主要由卷积层、池化层、完全连接层构成, TCN 作为 CNN 的一种变体, 与 CNN 不同的是 TCN 在结构上由因果卷积、膨胀卷积和残差模块构成。

2.1 膨胀卷积层

TCN 中采用的是因果卷积, 与普通卷积方法不同的是, 因果卷积当前时刻预测值 y_t 的输出只与当前时刻 s_t 和之前

的输入相关,而与未来时刻的值 s_{t+1} 无关。可以表示为:

$$y_t = f(s_1, s_2, \dots, s_t), t = 1, 2, \dots, T \quad (7)$$

其中, $f(\cdot)$ 表示卷积操作。

因果卷积捕获的历史数据仅与网络深度线性相关,但随着时间序列越来越长时,必须使用较深的结构,一个简单的因果卷积并不能获取较长的时间序列。因此,TCN 中采用了膨胀卷积,膨胀卷积结构如图 1 所示。膨胀卷积以指数形式扩展了卷积接受场,同时,膨胀卷积中为卷积核增加了膨胀因子这一权重参数,这就使得在输入时间序列不变的情况下增加了网络观测到的时间序列的长度,即对于一维输入 s_1, s_2, \dots, s_T 和过滤器 f , 序列的扩张卷积可以表示为:

$$F(s) = (s * f_d)(s) = \sum_{i=0}^{n-1} f(\cdot) \cdot s_{x-d \cdot i} \quad (8)$$

其中, d 为膨胀因子, n 为滤波器大小, $s_{x-d \cdot i}$ 表示序列元素乘以卷积核中的元素。膨胀因子 d 越大,输入的范围也就越大,从而加大了卷积网络的感受野。

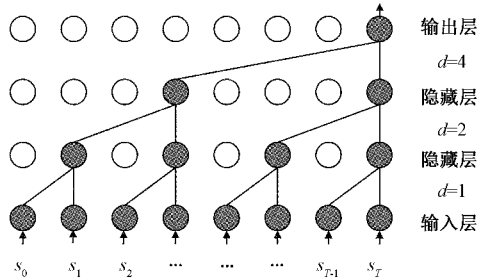


图 1 膨胀卷积结构

随着因果卷积和膨胀卷积的叠加,必然使得网络深度加深,这可能会导致模型出现梯度消失的问题,为此,TCN 中引入了残差模块,残差模块能使更深层的网络正常工作,从而可以提高模型的性能。

2.2 残差模块

为避免由于深层网络导致的梯度消失问题,在 TCN 的输出层中引入了残差模块,同时将输入 s 融合到卷积网络的输出 y 中,可表示为:

$$y = G(s, \{W_i\}) + s \quad (9)$$

其中,函数 $G(s, \{W_i\}) + s$ 表示学习残差映射。残差模块结构如图 2 所示。

残差模块中包括两层扩张因果卷积层,激活函数为 ReLU, WeightNorm 通过权重归一化使训练变得更快, Dropout 防止训练模型出现过拟合的现象,起到了正则化的作用,另外,通过一维全卷积保证了 TCN 的输入序列和输出序列的长度保持一致,最后,使用完全连接的层来预测输出。

2.3 TCN-attention

在处理大量数据时,加入注意力机制来赋予隐藏层中关键特征的权重可以从大量信息中筛选出关键的信息,通过注意力机制和 TCN 相结合可以大大提高预测的准确性。TCN-attention 原理如图 3 所示,在结构上有输入层,TCN

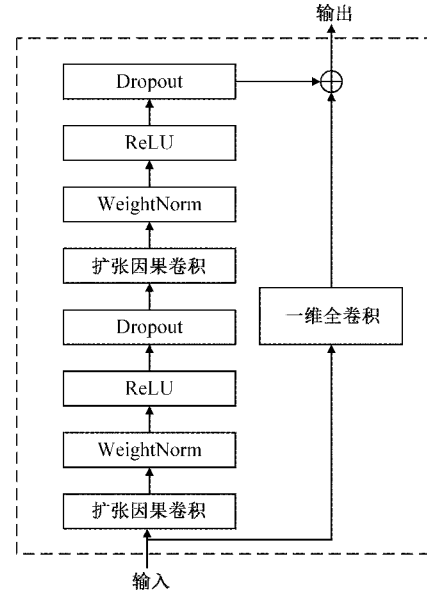


图 2 残差模块

层, attention 层、输出层。首先,将 KPCA 融合后的第一主成分作为输入层输入到 TCN 中, attention 层通过改变 TCN 中隐藏层的特征权重进而加强重要特征对退化趋势的影响,最后通过输出层输出预测结果。

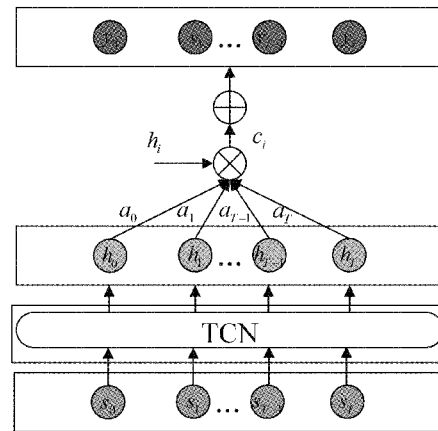


图 3 TCN-attention 结构

其中, $s_t (t \in [0, T])$ 为输入序列,将 s_t 输入到 TCN 中可得到隐藏层输出, $h_t (t \in [0, T])$, $a_t (t \in [0, T])$ 为当前输入对历史输入隐藏层状态的注意力权重。隐藏层状态 h_{t-1} 和不同状态之间的相似度为:

$$x_t = u \tanh(w[h_{t-1}, s^k]) \quad (10)$$

式中: u 和 w 是权重系数, s^k 表示一个时间步长的第 k 个变量, \tanh 为双曲正切函数。将 x_t 输入到 softmax 中进行归一化可保证所有的权重之和为 1,表示为:

$$a_t = \text{softmax}(x_t) = \frac{\exp(x_t)}{\sum_{j=0}^t x_j} \quad (11)$$

则 t 时刻的注意输出 c_t 为:

$$c_i = \sum_{r=0}^T a_r h_{i-r} \quad (12)$$

在 TCN-attention 中,TCN 将每个时间步长的输入向量转换为相应的局部特征,利用注意力机制找出 TCN 提取的每个时间步的局部特征中贡献最大的部分,最后输出 y_i 为:

$$y_i = TCN(y_{i-1}, h_{i-1}, c_i) \quad (13)$$

3 基于 KPCA 和 TCN-attention 的退化趋势预测方法

基于 KPCA 和 TCN-attention 的滚动轴承退化趋势的预测方法流程如图 4 所示,主要流程包括 5 个步骤:

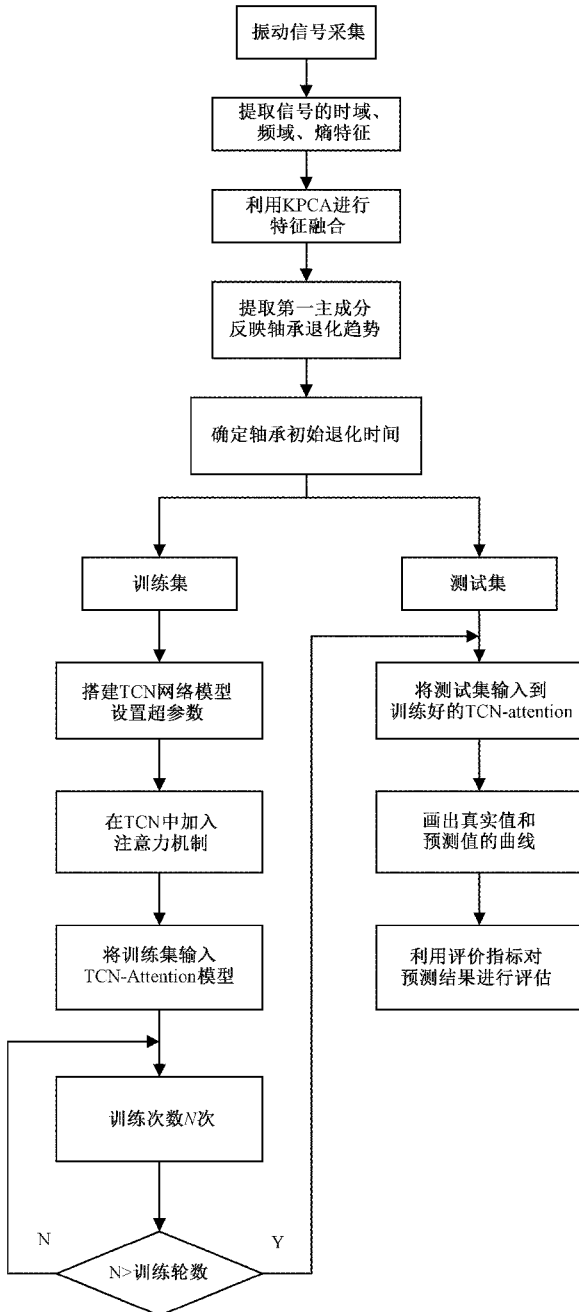


图 4 预测流程

Step1:提取轴承振动信号的时域、频域和熵特征,构成高维轴承特征集;

Step2:利用核函数为高斯核函数的 KPCA 对提取出的特征进行降维,提取第一主成分作为反映轴承的性能退化指标;

Step3:对提取出的第一主成分进行归一化和平滑预处理;

Step4:确定轴承初始退化时间,并根据退化初始时间划分训练集和测试集;

Step5:将反映轴承的性能退化指标输入到注意力机制的 TCN 网络中完成轴承退化趋势的预测。

同时,为了定量分析预测效果,用均方根误差 (root mean square error, RMSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 对预测效果进行评价,计算公式分别如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (14)$$

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i| \quad (15)$$

式中: y_i 为实际值, \bar{y}_i 为实际值的平均值, \hat{y}_i 为预测值, RMSE、MAE 的值越小表示预测精度越高。

4 实验分析

为验证本文所提方法的有效性,使用辛辛那提大学智能维护系统中心滚动轴承从正常到运行失败的测试数据集。其实验平台如图 5 所示。滚轴由交流电机驱动,轴承型号为 Rexnord ZA-2115,具体的轴承信息如表 1 所示。数据采样时间为 1 s,每 10 min 进行一次采样,每组数据由单个文件组成,每个文件中包含 20 480 个数据点。本文采用最终发生外圈故障和内圈故障的轴承 1、轴承 3 作为实验对象。

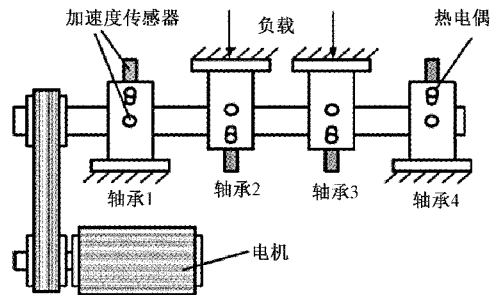


图 5 轴承实验平台

表 1 轴承 1 信息

采样频率/ Hz	转轴转速/ (r/min)	失效形式	数据组数
20 000	2 000	外圈故障	984
20 000	2 000	内圈故障	2 156

4.1 外圈实验分析

1) 退化指标提取

轴承的退化过程是十分复杂的,单一的指标不能全面地反映出轴承在整个退化阶段的信息,提取能够全面反映轴承性能退化趋势的特征是对轴承进行可靠评估的基础。时域指标是轴承振动信号的重要特征,其中包含了轴承运行过程中的大量有效信息,但是轴承振动信号包含了大量的复杂干扰信号,仅通过提取时域特征不能准确地反映轴承的内部信息。频域指标能够反映轴承更深层次的信息,如信号能量大小以及频带分布等。另外,信息熵能够表征信号复杂性和不规则性,轴承的退化是典型的非线性、非平稳过程,通过计算出信息熵有效地检测出时间序列的发生突变的情况。因此,为了最大程度的对轴承退化过程进行刻画,用时域、频域和熵特征共同作为轴承性能退化趋势的高维特征集,能更加全面地反映轴承的退化过程。提取的特征如表 2 所示。

表 2 轴承特征提取

特征类型	特征名称		
时域特征	均方根	最大值	最小值
	整流平均值	峰峰值	方差
	标准差	峭度	偏度
频域特征	频率均方根	频率标准差	重心频率
信息熵特征	近似熵	样本熵	散布熵

利用 KPCA 对高维特征进行降维。图 6 为前 3 个主成分的贡献率,可看出第一主成分所占贡献率为 81.1%,包含了轴承全面的退化信息,所以提取第一主成分来反映轴承的性能退化趋势。在将输入变量和输出变量送到 TCN-attention 之前,需要对其归一化,否则损失函数可能不会收敛^[23],对第一主成分进行归一化和平滑处理后,用第一主成分反映轴承的性能退化趋势如图 7 所示。

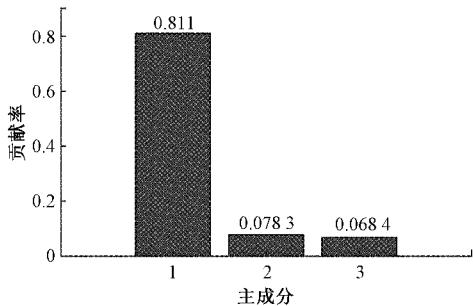


图 6 主成分贡献率

可以看出,轴承的全生命周期经历了正常运行、初始退化、中度退化、重度退化和失效 5 个阶段。在 564 组之前,退化指标保持一个相对稳定的值,此阶段为轴承的正常运行阶段,从第 564 组到 709 组退化指标幅值呈线性增加,这意味着轴承表面的缺陷越来越大,从 709 组到 819 组,轴承

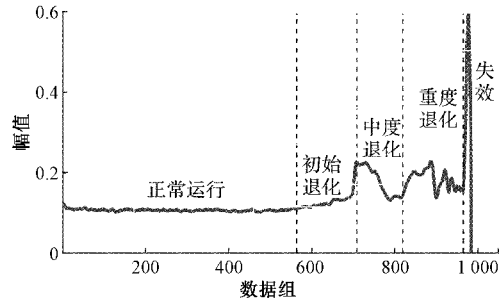


图 7 滚动轴承退化阶段划分

的缺陷通过连续的滚动接触变得平滑,退化指标的幅值开始变小,轴承发生了“自愈”现象^[24],从 819 组到 965 组,随着轴承的缺陷越来越大,退化指标的幅值也相应变大,轴承在第 965 组数据时呈现了阶越式地跳变,表明轴承已完全进入了失效阶段,因此,将轴承 965 组之后的数据舍去,提取出的退化指标如图 8 所示。

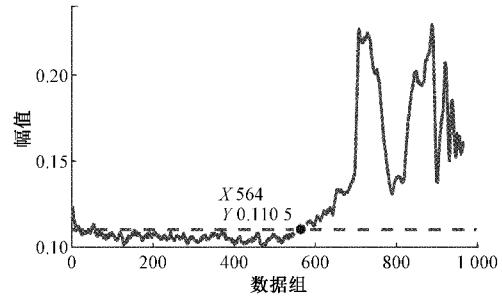


图 8 确定初始退化时间

提取出退化指标后,准确地确定轴承的退化初始时间为 4.2 节的退化趋势预测奠定了基础。本文采用高斯分布的 3σ 法判断轴承是否发生退化。首先,计算滚动轴承正常运行时退化指标的平均值 μ 和标准差 σ ,当处在区间 $[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ 时为轴承的正常运行状态,超出则视为轴承发生初始退化。从图 8 中可看出,轴承在第 564 组数据时发生了初始退化,同时,在轴承运行的前期磨合阶段也有少部分数据超出了该区间,分析原因可能是由于前期轴承启动时噪声较大导致了幅值的异常增大。

2) 退化趋势预测与对比分析

利用 2.3 节方法预测轴承的退化趋势,用 3σ 法将轴承初始退化之前的数据作为训练集,退化开始后的数据作为测试集。同时为了证明本文所提方法的优越性,与目前主流的预测方法进行对比。其中,TCN-attention 的参数设置为:迭代次数为 100,学习率为 0.002,批训练大小为 32,卷积核为 2,全连接层为 3,Dropout 为 0.01,损失函数为平均绝对误差,采用 Adam 优化器训练模型,该模型具有自适应的学习速率,可以提高深度网络的收敛速度,使用的编辑器为 Jupyter notebook。预测结果如图 9 所示。

由预测结果可以看出,TCN-attention 准确地预测了轴承的退化趋势。同时,为了证明本文方法有着较好的预测

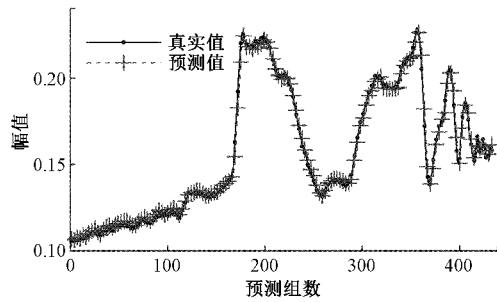


图 9 TCN-attention 预测退化趋势

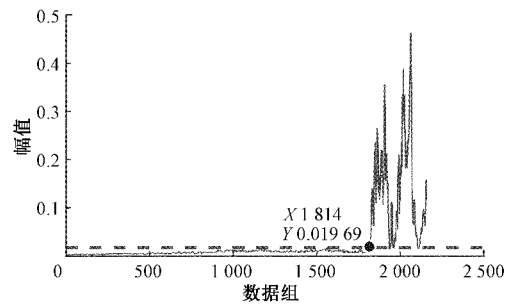


图 11 第一主成分

效果,在利用 KPCA 提取特征后,采用不同的预测模型进行对比分析,预测结果如图 10 所示,其中,tcn-a 表示用 TCN-attention 预测轴承退化趋势。从图中可看出,与不加注意力机制的 TCN 相比,TCN-attention 有更高的预测准确性,同时,TCN-attention 的预测性能也明显优于目前的主流预测模型 LSTM 和 GRU。结合表 3 可知,采用 TCN-attention 预测出的 RMSE 和 MAE 预测指标分别降低至 0.002 99 和 0.002 17,与未加注意力机制的 TCN 预测模型相比,本文方法的 RMSE 降低了 33%,有着更好的预测准确性。

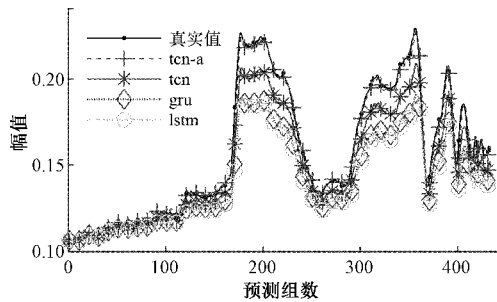


图 10 各模型预测对比

表 3 预测性能指标

预测方法	RMSE	MAE
TCN-attention	0.002 99	0.002 17
TCN	0.004 50	0.008 48
GRU	0.024 00	0.015 18
LSTM	0.026 90	0.017 12

4.2 内圈实验分析

1)退化指标提取

为了对本文所提 KPCA 和 TCN-attention 的预测性能稳定性进行验证,利用轴承内圈数据作为实验对象。同样,提取与外圈相同的时域、频域和熵特征作为轴承的高维特征集,利用 KPCA 对高维特征集进行降维,提取的第一主成分如图 11 所示,采用高斯分布的 3σ 法则判断轴承在第 1 814 组发生了初始退化。

2)退化趋势预测与对比分析

TCN-attention 的参数设置保持与外圈退化趋势预测

保持一致,将轴承发生退化之前的数据作为训练集,退化之后的数据作为测试集,其预测结果如图 12 所示,由预测结果可以看出,TCN-attention 准确地预测了轴承内圈的退化趋势。

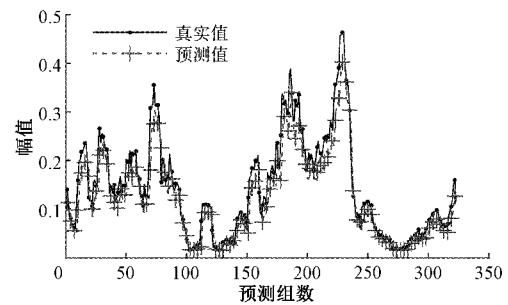


图 12 TCN-attention 预测退化趋势

同时,利用未加 attention 机制的 TCN 和 GRU、LSTM 作为对比实验,各模型的预测结果如图 13 所示,从图中可看出,本文所提的 TCN-attention 模型具有更高的预测准确性,其性能预测指标 RMSE 和 MAE 如表 4 所示,采用 TCN-attention 预测出的 RMSE 和 MAE 预测指标分别降低至 0.034 01 和 0.024 90,有着更好的预测准确性。

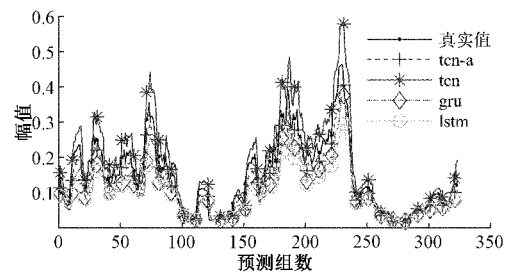


图 13 各模型预测对比

表 4 预测性能指标

预测方法	RMSE	MAE
TCN-attention	0.034 01	0.024 90
TCN	0.050 05	0.035 55
GRU	0.053 00	0.040 10
LSTM	0.066 22	0.049 62

5 结 论

本文针对滚动轴承退化趋势预测中的特征提取和预测模型两个问题,提出了利用 KPCA 对多指标进行特征融合并输入到 TCN-attention 预测模型中预测轴承退化趋势的方法。根据实验结果可得出以下结论:

利用 KPCA 对滚动轴承的时域、频域以及信息熵进行特征融合后得到的退化指标能很好地反映轴承的性能退化趋势,并全面地刻画了轴承各个阶段的退化状态;

在 TCN 中引入注意力机制能从大量信息中对关键信息赋予更大的权重,从而做出更准确地预测。通过在轴承全生命周期数据上对模型性能进行了验证,无论从轴承外圈还是内圈的退化趋势预测中可看出,本文所提的 TCN-attention 在预测准确度方面明显地优于 TCN、GRU 和 LSTM 网络。

本文所提的 KPCA 和 TCN-attention 的组合预测方法准确地预测了轴承的退化趋势,在工程上具有一定的指导意义。

参考文献

- [1] 李耀龙,李洪儒,王冰,等. 基于协整理论的滚动轴承退化特征提取[J]. 振动测试与诊断, 2021, 41(2): 385-391,417-418.
- [2] 康守强,周月,王玉静,等. 基于改进 SAE 和双向 LSTM 的滚动轴承 RUL 预测方法[J]. 自动化学报, 2022, 48(8):1-10.
- [3] 张建勋,杜党波,司小胜,等. 基于最后逃逸时间的随机退化设备寿命预测方法[J]. 自动化学报, 2022, 48(1):249-260.
- [4] KONG X, YANG J. Remaining useful life prediction of rolling bearings based on RMS-MAVE and dynamic exponential regression model[J]. IEEE Access, 2019, DOI:10.1109/ACCESS.2019.2954915.
- [5] YAN M, X WANG, WANG B, et al. Bearing remaining useful life prediction using support vector machine and hybrid degradation tracking model[J]. ISA Transactions, 2019, 98:471-482.
- [6] 张金豹,邹天刚,王敏,等. 滚动轴承剩余使用寿命预测综述[J/OL]. 机械科学与技术:1-25 [2022-07-29]. DOI:10.13433/j.cnki.1003-8728.20200489.
- [7] 吕明珠,苏晓明,陈长征,等. 基于 PCA-UPF 的风力机轴剩余寿命预测方法[J]. 太阳能学报, 2021, 42(2): 218-224.
- [8] 邵辰彤,王景霖,徐智,等. 基于 PCA-LSTM 的轴承退化趋势预测[J]. 测控技术, 2021,40(11): 138-143.
- [9] 陈法法,杨勇,马婧华,等. 信息熵与优化 LS-SVM 的轴承性能退化模糊粒化预测[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 779-787.
- [10] 于重重,宁亚倩,秦勇,等. 基于 T-SNE 样本熵和 TCN 的滚动轴承状态退化趋势预测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 39-46.
- [11] 杨潇谊,吴建德,马军. 基于散布熵和余弦欧氏距离的滚动轴承性能退化评估方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(7): 15-24.
- [12] 刘韬,陈进,董广明. KPCA 和耦合隐马尔科夫模型在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2014, 33(21): 85-89.
- [13] LI F, CHEN Y, WANG J, et al. A reinforcement learning unit matching recurrent neural network for the state trend prediction of rolling bearings [J]. Measurement, 2019, 145:191-203.
- [14] 郑小霞,钱轶群,王帅. 基于优选小波包与马氏距离的滚动轴承性能退化 GRU 预测[J]. 振动与冲击, 2020, 39(17):39-46,63.
- [15] WANG H, PENG M, XU R, et al. Remaining useful life prediction based on improved temporal convolutional network for nuclear power plant valves[J]. Frontiers in Energy Research, 2020, DOI: 10.3389/fenrg.2020.584463.
- [16] 康伟,朱永生,闫柯,等. 基于 CSES 和 MED 的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 振动测试与诊断, 2021, 41(4): 660-666,827.
- [17] CHOI D, AN Y, LEE N, et al. Comparative study of physics-based modeling and neural network approach to predict cooling in vehicle integrated thermal management system [J]. Energies, 2020, DOI: 10.3390/en13205301.
- [18] 李炫烨,郝兴伟,贾金公,等. 结合多注意力机制与时空图卷积网络的人体动作识别方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33(7): 1055-1063.
- [19] JI W, GUO J, LI Y. Multi-head mutual-attention CycleGAN for unpaired image-to-image translation[J]. IET Image Processing, 2020, 14(11): 2395-2402.
- [20] 程焕新,成凯,蒋泽芹. 基于注意力机制的 CNN 人脸表情识别[J]. 电子测量技术, 2021, 44(10): 128-132.
- [21] 白姣姣,柯显信,曹斌. 基于注意力机制的视觉问答任务研[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(10): 145-150.
- [22] 崔江波,侯兴松. 基于注意力机制的 YOLOv4 输电线路故障检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(7):24-29.
- [23] ZHU R, LIAO W, WANG Y. Short-term prediction for wind power based on temporal convolutional network[J]. Energy Reports, 2020, 6:424-429.
- [24] 李耀龙,李洪儒,王冰,等. 基于协整理论的滚动轴承退化特征提取[J]. 振动. 测试与诊断, 2021, 41(2): 385-391,417-418.

作者简介

严帅, 硕士研究生, 主要研究方向为轴承故障检测及退化趋势预测。

E-mail:308940822@qq.com

熊新(通信作者), 工学硕士, 高级工程师, 硕士生导师, 主要研究方向为旋转机械设备运行状态监控、关键部件故障诊断与健康健康管理。

E-mail:305428501@qq.com