

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514808

基于多尺度动态图神经经常微分方程的 航空发动机剩余寿命预测*

丁家宇, 汪永超, 李 锋, 王永明, 田大庆
(四川大学机械工程学院 成都 610065)

摘 要:针对现有离散架构的图神经网络(GNNs)无法提取深层次时空表示,同时在现有图神经网络中单一的变量间依赖关系更倾向于学习单一类型的时间尺度模式且固定的图结构无法准确表示整个航空发动机性能退化过程,从而导致图神经网络在航空发动机剩余寿命(RUL)预测中存在预测精度较差的问题,提出一种命名为多尺度动态图神经经常微分方程(MDGOE)的新型图神经网络用于航空发动机 RUL 预测。在 MDGOE 中,首先,构建多尺度框架以保持航空发动机传感器信号在不同时间尺度下的潜在时间依赖性;其次,设计多尺度动态图结构学习模块,以自动调整不同传感器信号的空间交互关系,捕获不同时间尺度下传感器信号间的动态相关性;最后,构造一种新型时空耦合图神经经常微分方程以捕获航空发动机性能退化数据中深层的时空表示。由于以上特点,所提出的 MDGOE 具有强时空表示能力以及面向航空发动机复杂非平稳退化过程的鲁棒性,因此 MDGOE 对航空发动机 RUL 的预测精度相比现有主流航空发动机 RUL 预测方法具有明显提升。所提出的基于 MDGOE 的 RUL 预测方法对航空发动机性能退化数据集 C-MAPSS 中 FD004 子集测试集的 RUL 预测值对应的均方根误差(RMSE)为 14.06,Score 值为 879.36,该实验结果验证了所提出方法的有效性和优越性。

关键词: 航空发动机;剩余使用寿命预测;图神经经常微分方程;多尺度动态图学习;时间卷积网络

中图分类号: TP391.6 TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Remaining useful life prediction of aero-engines based on multi scale dynamic graph neural ordinary differential equations

Ding Jiayu, Wang Yongchao, Li Feng, Wang Yongming, Tian Daqing

(School of Mechanical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: The existing discrete architecture graph neural networks (GNNs) are unable to extract deep spatiotemporal representations, the single variable dependencies in existing GNNs tend to learn a single type of time scale pattern, and fixed graph structures in existing GNNs cannot accurately represent the entire degradation process of aeroengine performance, resulting in poor prediction accuracy in predicting remaining useful life (RUL) of aeroengines. To address these issues, a novel GNN named multi scale dynamic graph neural ordinary differential equations (MDGOE) is proposed for RUL prediction of aeroengines. In MDGOE, a multi-scale framework is first established to capture the latent temporal dependence of aeroengine sensor signals at different time scales; secondly, a multi-scale dynamic graph structure learning module is designed to automatically adjust the spatial interaction of different sensor signals and capture the dynamic correlation between sensor signals at different time scales; finally, a new type of spatiotemporal coupled graph neural ordinary differential equations is constructed to capture the deep spatiotemporal representation in the performance degradation data of aeroengines. Due to the above characteristics, the proposed MDGOE has strong spatiotemporal representation capability and robustness to complex non-stationary performance degradation processes of aeroengines. Therefore, the prediction accuracy of MDGOE for aeroengine RUL is significantly improved compared to existing mainstream aeroengine RUL prediction methods. The proposed RUL prediction method based on MDGOE achieves a root mean square error (RMSE) of 14.06 and a Score of 879.36 for the RUL

收稿日期: 2025-12-28 Received Date: 2025-12-28

* 基金项目: 四川大学自贡市校地科技合作专项(2022CDZG-12)、四川大学-遂宁市校市战略合作“揭榜挂帅”科技项目(2023CDSN-15)、机械传动国家重点实验室开放课题项目(SKLM-T-KFKT-201718)资助

prediction values corresponding to the test set of FD004 subset in the aeroengine performance degradation dataset C-MAPSS. This experimental result verifies the effectiveness and superiority of the proposed method.

Keywords: aero-engine; remaining useful life prediction; graph neural ordinary differential equation; multi scale dynamic graph learning; temporal convolutional network

0 引 言

作为飞机最为核心的组成部件,航空发动机长期在高温、高压、高转速的极端恶劣环境下工作,其部件会不可避免地发生性能退化(如蠕变、疲劳、腐蚀等)从而引起突发性故障。航空发动机的突发性故障可能会引发飞行安全事故,并造成严重的经济损失。剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)预测作为预测与健康管理的關鍵性技术^[1],可以及时对航空发动机的健康状态进行评估与预警,对于降低航空发动机维护成本、防止飞行突发故障、提高航空发动机和飞机的安全性和可靠性有着重要意义^[2]。

目前航空发动机的剩余使用寿命预测主流方法有两类:基于物理模型的方法和基于数据驱动^[3-4]的方法。基于物理模型的方法是通过建立精确的物理机理模型来表征航空发动机性能退化过程,即描述发动机部件在高温、高压、高转速等极端环境下的损伤累积过程,从而预测航空发动机整机 RUL。但由于航空发动机结构和力学原理的复杂性以及不确定性因素的干涉,精确物理模型的开发成本较高,因此基于物理模型的方法的 RUL 预测精度和适应性相对有限。基于数据驱动的方法是通过收集航空发动机的历史运行数据并利用机器学习或深度学习技术^[5]从历史运行数据中学习航空发动机性能退化规律,从而建立预测模型来实现航空发动机整机 RUL 预测。例如,Deng 等^[6]通过卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)从航空发动机关键运行参数数据中提取特征,然后将提取的特征输入到长短期记忆神经网络(long short term memory neural network, LSTM)模型中来预测航空发动机的 RUL;Liu 等^[7]结合通道注意力 CNN 和 Transformer 来强化对时序退化关键节点的捕捉,以用于航空发动机 RUL 的预测;De Pater 等^[8]基于长短期记忆自编码器(long short term memory autoencoder, LSTM-AE)构建航空发动机 RUL 预测模型,即先通过自编码器(autoencoder, AE)重构发动机的时序退化数据,以此提取航空发动机健康指标,再利用 LSTM 捕获健康指标的时间维度的依赖关系从而预测航空发动机的 RUL。然而,这些现有的基于数据驱动的 RUL 预测方法(主要以基于深度学习的 RUL 预测方法为代表)更倾向于对时间维度的依赖关系的利用,而对航空发动机传感器信号(即关键运行参数数据)中固有的空间拓扑关系的利用方面

存在明显不足^[9],仅仅侧重传感器信号的时间依赖性将会导致航空发动机 RUL 预测精度受限且难以适配航空发动机的复杂实际工况。

为了高效地捕获航空发动机传感器信号的空间相关性,有学者开始使用图神经网络(graph neural network, GNN)来提取多个传感器信号的空间特征^[10],通过联合时间和空间特征来开展航空发动机 RUL 预测。例如,Li 等^[11]利用双向长短期记忆网络捕获传感器信号的时间相关性,并利用层次图表示层捕获传感器信号的空间相关性,从而实现对传感器信号的时空依赖性的捕获,以这种方式尝试提高对航空发动机 RUL 的预测精度。Kong 等^[12]首先采用一种改进的注意力机制来提取航空发动机传感器信号的时间特征,然后采用 GNN 来挖掘传感器信号的空间特征和结构信息,最后将时、空融合特征输入到全连接层进行航空发动机 RUL 预测。

虽然上述基于 GNN 的方法在航空发动机 RUL 预测中表现出一定的积极效果,但它们仍然有以下缺陷:现有 GNN 通常在单一的时间尺度上处理传感器信号,而忽略了不同时间粒度下潜在的退化模式差异,从而限制了对非平稳退化特征的捕捉能力,这使得 GNN 在混合故障场景下的鲁棒性较差;同时,现有 GNN 的固定图结构学习模式太过依赖先验知识构建固定的传感器拓扑图,而固定的拓扑图结构不能准确反映航空发动机在性能退化过程中其传感器信号的复杂动态空间交互关系;此外,现有 GNN 往往采用离散的神经体系架构,这种离散架构在提取航空发动机长周期退化序列的深层特征时,因网络深度的增加往往会导致过平滑问题^[13],从而难以挖掘传感器信号深层次的空间相关性,并且离散的神经体系架构还会导致不连续的潜在状态轨迹,进而造成预测数值误差的增加。这些理论缺陷都会引起现有 GNN 在航空发动机 RUL 预测任务中精度偏低的问题。

为了继承 GNN 的理论优势并弥补 GNN 的现存缺陷,从而改善 GNN 在航空发动机 RUL 预测应用中的适应性和实用性,本文提出了一种命名为多尺度动态图神经微分方程(multi scale dynamic graph neural ordinary differential equations, MDGODE)的新型 GNN 来对航空发动机传感器信号(即性能退化时间序列数据)的动态相关性及其深层次的时空表示进行重点关注和增强处理。相比现有 GNN,所提出的 MDGODE 在航空发动机 RUL 预测应用中能够显著提升对航空发动机 RUL 的预测精度。本文的核心贡献包括:

1) 为所提出的 MDGODE 构建了多尺度框架,该框架能够自适应识别传感器信号的周期特性,实现了不同时间尺度下退化模式的分解与融合,即具备了在不同时间尺度下完整捕捉航空发动机的非平稳性能退化特征的能力,从而克服了现有 GNN 仅能提取单一时间尺度特征而难以捕捉多尺度退化信息的局限性。

2) 在 MDGODE 中设计了多尺度动态图结构学习模块,该模块能够在不依赖先验知识的情况下,自适应生成动态图邻接矩阵,以充分挖掘航空发动机在非平稳退化过程中传感器信号间复杂的时变空间依赖关系,从而解决了现有 GNN 依赖固定先验图结构而无法准确表征动态空间交互关系的问题。

3) 构造了时空耦合图神经微分方程 (ordinary differential equations, ODE),即将离散的图卷积与时序卷积统一于 MDGODE 的连续微分方程框架中,以有效抑制离散架构带来的预测数值误差累积并有效捕获航空发动机传感器信号深层次时空表示,从而突破了传统离散 GNN 架构在深层网络堆叠时面临的过平滑瓶颈和长程 RUL 预测精度下降的难题。

4) 由于以上特点,所提出的 MDGODE 具有强时空表示能力以及面向航空发动机复杂非平稳退化过程的鲁棒性,因此在多工况、多故障混合情况下 MDGODE 可得到比现有 GNN 更高的航空发动机 RUL 预测精度。

1 多尺度动态图神经微分方程

MDGODE 主要由多尺度自相关分解模块、多尺度动态图结构学习模块、时空耦合图神经微分方程模块、多尺度注意力融合模块组成。首先,基于多尺度自相关分解模块对原始航空发动机传感器信号时间序列进行层次化处理,将传感器信号按不同时间尺度拆分为由细至粗的多级特征表示,为接下来的多尺度动态图结构学习提供差异化的时序特征基础。随后,多尺度动态图结构学习模块针对每一时间尺度自适应构建其特有的动态图结构,突破传统静态图结构难以反映航空发动机退化过程动态性的局限。在此基础上,构造时空耦合图神经 ODE,将图卷积网络 (graph convolutional network, GCN) 与时间演化过程以连续形式统一描述,实现对航空发动机性能退化数据潜在时空动态的精细刻画;该方程通过连续化传播机制与门控机制有效缓解深层图神经网络的过平滑问题,提高了对传感器信号长程相关性和航空发动机非平稳退化行为的捕获能力。最后,由多尺度注意力融合模块根据不同时间尺度特征在预测任务中的贡献来对各时间尺度特征自适应分配权重,实现跨尺度信息的有效整合,形成更具判别力的综合时空表征用于航空发动机 RUL 预测。MDGODE 的理论框架图如图 1 所示。

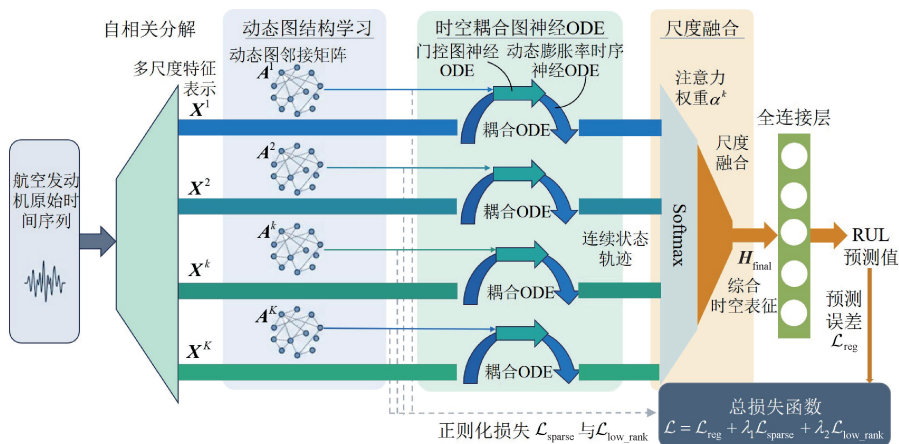


图1 MDGODE 的理论框架

Fig. 1 Theoretical framework of MDGODE

1.1 多尺度自相关分解

在 MDGODE 中构建多尺度自相关分解模块来提取不同尺度下的时间特征,以克服传统多尺度分解方法因依赖人工预设固定尺度(如下采样步长、窗口大小)而无法自适应匹配数据内在的周期规律,易导致关键模式丢失或冗余特征引入,从而降低 RUL 预测效率与预测精度。该模块的核心思想是通过自相关系数来自适应识别原始传感器信号时间序列的真实周期特性,并将原始时

间序列解构为一系列不同时间尺度的特征表示,从而为 MDGODE 提供更全面、更丰富的时序信息基础。其中,较小的尺度可以捕获细粒度的时间序列细节特征,较大的尺度则可以保留时间序列的长期趋势。该模块分为周期识别与并行尺度分解两个阶段。

首先,该模块通过自相关系数来提取原始传感器信号时间序列每个潜在周期的重要程度,该过程表达如式(1)所示。

$$r(\lambda) = \frac{\sum_{t=1}^{T-\lambda} (x_t - \bar{x})(x_{t+\lambda} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \quad (1)$$

式中: λ 为原始时间序列的周期特性; $r(\lambda)$ 是 λ 的自相关系数, 其绝对值越大, 表明 λ 的周期特性越显著; $\bar{x}$ 为原始时间序列的均值。提取绝对值最大的 $K-1$ 个自相关系数对应的 λ 作为要提取的潜在周期集合 $\{\lambda_1, \dots, \lambda_{K-1}\}$, 该潜在周期集合将作为接下来的并行尺度分解的依据。

然后, 为同时保留不同尺度的特征完整性与时间对齐性, 采用并行卷积结构对原始时间序列进行多尺度分解: 首先保留原始时间序列作为初始尺度; 然后采用 1D 卷积神经网络来完成尺度分解, 即将所提取的潜在周期集合 $\{\lambda_1, \dots, \lambda_{K-1}\}$ 作为每个 1D 卷积神经网络的卷积核的大小, 随后采用激活函数得到 K 个不同尺度的特征表示, 该过程可表达为:

$$\mathbf{X}^k = \text{ReLU}(\mathbf{W}^k \otimes \mathbf{X} + \mathbf{b}^k) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{X}^k$ 为第 k 个尺度下的特征表示; $\mathbf{X}$ 为原始时间序列; $\otimes$ 代表卷积操作; $\mathbf{W}^k$ 和 $\mathbf{b}^k$ 分别表示第 k 个尺度上 1D 卷积神经网络的卷积核和偏置向量; $\text{ReLU}(\cdot)$ 为激活函数。得到 K 个不同尺度的特征表示后, 每个尺度就包含了特定时间模式下的特征, 为接下来多尺度动态图结构学习提供了差异化的时序特征基础。

1.2 多尺度动态图结构学习

为了在不同时间尺度上表征航空发动机传感器信号之间的空间依赖关系, 这里设计一个多尺度动态图结构学习模块。该模块基于 1.1 节所述多尺度自相关分解得到的各尺度时间特征, 为每一个时间尺度分别学习其对应的图结构, 使 MDGODE 能够刻画尺度特异的空间交互模式, 从而提升航空发动机 RUL 预测任务的预测精度。

首先, 考虑到不同时间尺度下传感器信号间的交互模式可能存在显著差异, 为每个时间尺度 k 直接构建一个可学习的尺度特异性节点嵌入矩阵 $\mathbf{E}_{\text{embed}}^k \in \mathbb{R}^{N \times d_e}$, 其中, N 为传感器数量, d_e 为嵌入维度。该嵌入矩阵直接编码了在当前时间尺度下各传感器节点潜在的拓扑特征与空间属性, 构成了实现“一尺度一图”的特征基础。

在获得尺度特异性节点嵌入 $\mathbf{E}_{\text{embed}}^k$ 后, 为捕捉节点之间可能存在的有向依赖关系, 引入两组可学习参数 θ_1^k 和 θ_2^k , 将每个节点的嵌入分别映射为两个可学习的特征, 该映射方式为:

$$\begin{cases} \mathbf{M}_1^k = \tanh(\mathbf{E}_{\text{embed}}^k \theta_1^k) \\ \mathbf{M}_2^k = \tanh(\mathbf{E}_{\text{embed}}^k \theta_2^k) \end{cases} \quad (3)$$

随后, 通过两组特征矩阵 $\mathbf{M}_1^k$ 、 $\mathbf{M}_2^k$ 的非对称组合构造有向邻接矩阵, 该过程可表达为:

$$\mathbf{A}^k = \text{ReLU}(\mathbf{M}_1^k (\mathbf{M}_2^k)^T - \mathbf{M}_2^k (\mathbf{M}_1^k)^T) \quad (4)$$

式中: $\mathbf{A}^k \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 为第 k 个尺度下生成的有向邻接矩阵。

式 (4) 采用 ReLU 函数用于保证生成的有向邻接矩阵非负。

由于航空发动机传感器监测数据具有基于系统内部关键状态变量间局部交互的稀疏性以及源于高维信息冗余的低秩性, 为了引导 MDGODE 学习出符合物理规律的图结构, 这里在生成 $\mathbf{A}^k$ 的同时引入两个正则化约束项, 分别为稀疏约束与低秩约束。首先, 采用 L1 范数对有向邻接矩阵 $\mathbf{A}^k$ 施加稀疏约束, 以自适应地剔除噪声连接, 该过程可表达为:

$$L_{\text{sparse}} = \sum_{k=1}^K \|\mathbf{A}^k\|_1 \quad (5)$$

其次, 采用核范数对有向邻接矩阵 $\mathbf{A}^k$ 施加低秩约束, 以强化传感器信号间的全局共线性模式, 该约束过程可表达为:

$$L_{\text{low_rank}} = \sum_{k=1}^K \|\mathbf{A}^k\|_* = \sum_{k=1}^K \sum_{r=1}^{\min(N,N)} \sigma_r(\mathbf{A}^k) \quad (6)$$

式中: $\sigma_r(\cdot)$ 表示矩阵的奇异值。上述两个正则化约束项 L_{sparse} 与 $L_{\text{low_rank}}$ 将作为辅助损失项纳入最终的 MDGODE 总目标函数中进行联合优化, 从而使得生成的动态图邻接矩阵 $\mathbf{A}^k$ 既具备明确的拓扑稀疏性, 又能有效捕获全局退化模式, 为下一步时空耦合图神经 ODE 模块提供尺度可区分的空间拓扑先验。

1.3 时空耦合图神经常微分方程

在获得不同时间尺度的特征表示 $\{\mathbf{X}^k\}_{k=1}^K$ 及对应的动态图邻接矩阵 $\{\mathbf{A}^k\}_{k=1}^K$ 后, 进一步构造时空耦合图神经常微分方程 (ODE), 以连续动力系统的形式统一描述空间图传播与时间序列演化进程, 从而克服 GNN 在深层信息传递中易出现的过平滑、潜在轨迹不连续及数值误差累积等局限, 实现对航空发动机退化过程潜在时空动态的精细刻画。该方程的核心是: 在空间维度将离散图卷积的层间传播连续化, 在时间维度将动态膨胀率时序卷积连续化, 并通过嵌套耦合机制将二者融合为一个统一常微分方程系统。时空耦合图神经 ODE 的实现流程图如图 2 所示。

在空间维度上, 为刻画每一时刻航空发动机多传感器信号之间的依赖关系, 通常采用离散 GCN 提取空间特征, 其层间传播可写为:

$$\mathbf{H}_{l+1}^G = \mathbf{A} \mathbf{H}_l^G \quad (7)$$

式中: $\mathbf{H}_l^G$ 表示第 l 层节点隐藏状态; $\mathbf{A}$ 为学习得到的归一化动态图邻接矩阵。离散 GCN 在深层堆叠时会造成特征趋同 (过平滑) 并放大逐层累积误差, 限制了对长程空间相关性的有效捕捉。

为将上述离散层传播连续化, 这里将层索引视为离散时间步, 令层间传播间隔为 Δt , 并将式 (7) 改写为差分形式, 该过程可推导为:

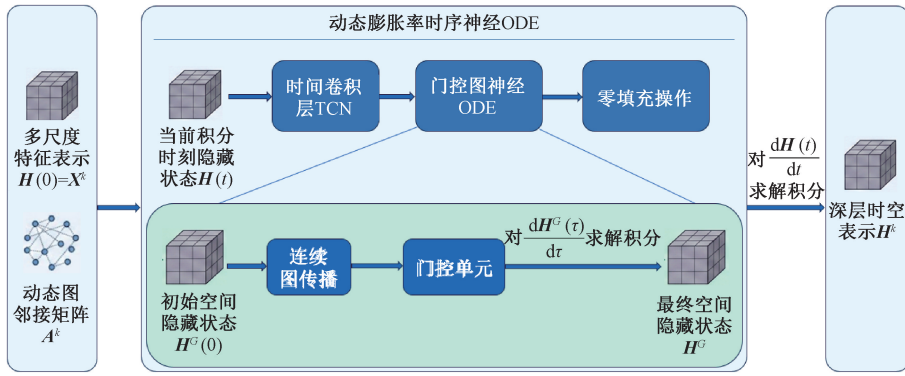


图 2 时空耦合图神经 ODE 的实现流程

Fig. 2 Implementation flowchart of spatiotemporal coupled graph neural ODE

$$\frac{\mathbf{H}_{l+1}^G - \mathbf{H}_l^G}{\Delta t} = (\mathbf{A} - \mathbf{I})\mathbf{H}_l^G \quad (8)$$

当 $\Delta t \rightarrow 0$ 时, 离散差分收敛为连续时间导数, 从而得到图神经 ODE, 即:

$$\frac{d\mathbf{H}^G(t)}{dt} = (\mathbf{A} - \mathbf{I})\mathbf{H}^G(t) \quad (9)$$

为了使图神经 ODE 在深层演化中保留关键的局部差异信息, 防止航空发动机传感器信号间的退化特征差异被强行抹平, 这里通过门控单元来自适应地决策图传播的传播强度, 门控图神经 ODE 可表达为:

$$\frac{d\mathbf{H}^G(t)}{dt} = (\mathbf{A} - \mathbf{I})\mathbf{H}^G(t) \odot \sigma(\mathbf{W}_g \mathbf{H}^G(t) + \mathbf{b}_g) \quad (10)$$

式中: $\odot$ 代表元素级乘法; $\mathbf{W}_g$ 和 $\mathbf{b}_g$ 分别为门控单元的权重和偏置; $\sigma(\cdot)$ 为激活函数。对式 (10) 积分可求解出图传播的输出, 该过程可推导为:

$$\mathbf{H}^G(t) = \text{ODESolve}\left(\mathbf{H}_0^G, \frac{d\mathbf{H}^G(t)}{dt}, t\right) \quad (11)$$

式中: $\text{ODESolve}(\cdot)$ 表示数值 ODE 求解器 (如 Euler 或 Runge-Kutta 求解器); $\mathbf{H}^G(t)$ 代表门控图神经 ODE 在积分时间点 t 处的输出状态。通过式 (10) 所示的门控图神经 ODE 将离散 GCN 连续化, 得以在不增加离散层数的前提下提升空间表示的稳定性与鲁棒性。

在时间维度上, 通常采用多个串行的时间卷积网络 (temporal convolutional network, TCN) 来高效地捕获时间尺度上的特征, 该过程表达如式 (12) 所示。

$$\mathbf{H}_{n+1}^T = \text{TCN}(\mathbf{H}_n^T; \mathbf{W}, s, p) \quad (12)$$

式中: $\text{TCN}(\cdot)$ 是一个参数化的时间卷积层; $\mathbf{W}$ 表示卷积核的权重; s 代表用于调节感受野范围的动态膨胀率; p 为保证序列时序对齐所需的零填充大小。

为适应不同时间尺度下退化序列的变化速率, 这里引入随层数自适应增长的动态膨胀率, 其计算方法为:

$$s_n = 1 + \beta \times n \quad (13)$$

式中: n 表示时间卷积层的层数; s_n 为第 n 层的膨胀率; β 是控制膨胀率变化步长的参数。

同时, 为确保卷积操作前后的序列长度一致, 令 TCN 感受野的零填充满足式 (14), 即:

$$p_n = s_n \times (k - 1) \quad (14)$$

式中: k 为 TCN 卷积核的大小。上述设计使 TCN 能够在不同尺度下灵活学习航空发动机传感器信号时间序列的短期波动与长期趋势。

然而离散 TCN 需逐层参数化, 其深度增加会带来显著的计算复杂度与内存开销。为此, 这里构建式 (15) 所示的动态膨胀率时序神经 ODE 来将 TCN 的时序传播连续化:

$$\frac{d\mathbf{H}^T(t)}{dt} = P(\text{TCN}(\mathbf{H}^T(t); \mathbf{W}, s), p) \quad (15)$$

式中: $P(\cdot, p)$ 定义为零填充算子, 用于对卷积输出进行边缘补全, 以保持隐状态在微分过程中的维度一致性。通过数值 ODE 求解器对式 (15) 积分, 即可获得连续时间域上的时序隐藏轨迹 $\mathbf{H}^T(t)$ 。

为实现空间结构传播与时间演化的深度融合, 将空间结构传播嵌入时间动力系统内部, 构成嵌套耦合的时空连续模型, 形成统一 ODE 系统, 以实现由外层时序神经 ODE 刻画退化序列的连续演化, 而由基于当前动态图结构的内层图神经 ODE 来对多传感器信号执行连续空间扩散。该统一 ODE 系统可表示为:

$$\frac{d\mathbf{H}(t)}{dt} = P\left(\text{ODESolve}\left(\text{TCN}(\mathbf{H}(t); \mathbf{W}, s), \frac{d\mathbf{H}^G(\tau)}{d\tau}, \tau\right), p\right) \quad (16)$$

式中: 内层运算 $\text{ODESolve}(\cdot)$ 为对应于空间维度的连续传播过程, 它以当前隐状态 $\mathbf{H}^G(0) = \text{TCN}(\mathbf{H}(t); \mathbf{W}, s)$ 为初值, 利用 1.2 节生成的动态图邻接矩阵 $\mathbf{A}$ 以及式 (9) 定义的图神经 ODE, 经由对式 (10) 的积分可求解出其输出, 即蕴含空间依赖关系的中间特征 $\mathbf{H}^G$; 外层运算则为对应于时间维度的动力学演化过程, 它将空间特征 $\mathbf{H}^G$ 作

为其输入,利用式(15)定义的时序神经 ODE 进行时序特征提取。

将不同时间尺度的特征表示 $\{\mathbf{X}^k\}_{k=1}^K$ 视作耦合方程即式(16)的初始状态 $\mathbf{H}(0)$,然后分别通过数值 ODE 求解器对式(16)进行数值积分,使得 MDGODE 能够在连续时间域内联合捕获空间依赖与时间动态,从而得到具有判别力的深层时空表示 $\mathbf{H}$ 。显然,针对 K 个不同的时间尺度,可以提取得到深层时空特征表示集 $\mathbf{H} = \{\mathbf{H}^1, \dots, \mathbf{H}^k, \dots, \mathbf{H}^K\}$,其中 $\mathbf{H}^k \in \mathbb{R}^{N \times d}$ 代表第 k 个尺度的深层时空表示。

1.4 多尺度注意力融合

考虑到不同时间尺度上的深层时空特征表示对 RUL 预测的贡献存在显著差异,这里构建一种基于查询-键机制的注意力融合模块,旨在从全局视角自适应地聚合多尺度信息,实现跨尺度信息的有效整合,形成更具判别力的综合时空表征。

首先,对各尺度下的深层时空表示进行拼接与全局平均池化,以生成表征航空发动机整体健康状态的全局信息向量 $\mathbf{g} \in \mathbb{R}^{d_{\text{total}}}$,该过程可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{H}_{\text{concat}} = \text{Concat}(\mathbf{H}^1, \dots, \mathbf{H}^K) \\ \mathbf{g} = \text{GAP}(\mathbf{H}_{\text{concat}}) \end{cases} \quad (17)$$

式中:Concat($\cdot$)表示拼接操作;GAP($\cdot$)表示全局平均池化操作; $\mathbf{g}$ 编码了发动机当前的整体健康状况概览。

其次,为了计算每个尺度与发动机全局退化状态的匹配程度,将全局信息向量 $\mathbf{g}$ 映射为查询向量 $\mathbf{q}$;并且将各尺度下的深层时空表示 $\mathbf{H}^k$ 聚合为键向量 $\mathbf{u}^k$,这两个过程可分别表达为:

$$\mathbf{q} = \mathbf{W}_q \mathbf{g} + \mathbf{b}_q \quad (18)$$

$$\mathbf{u}^k = \text{MeanPool}(\mathbf{H}^k) \quad (19)$$

式中: $\mathbf{W}_q$ 和 $\mathbf{b}_q$ 分别为线性变换层的可学习权重矩阵和偏置向量;MeanPool($\cdot$)表示平均池化操作。

随后,通过计算 $\mathbf{q}$ 与 $\mathbf{u}^k$ 的点积相似度来衡量第 k 个尺度下的深层时空表示对全局预测任务的重要性得分,并经 Softmax 归一化,得到各尺度下的深层时空表示重要性权重 α^k ,即:

$$\alpha^k = \frac{\exp(\mathbf{q}^T \cdot \mathbf{u}^k)}{\sum_{j=1}^K \exp(\mathbf{q}^T \cdot \mathbf{u}^j)} \quad (20)$$

α^k 值越大,表明该尺度下的深层时空表示所包含的性能退化信息越丰富。

最后,利用该重要性权重对多尺度特征进行加权求和,生成最终的高判别力综合时空表征 $\mathbf{H}_{\text{final}}$,该融合过程可表示为:

$$\mathbf{H}_{\text{final}} = \text{ReLU}\left(\sum_{k=1}^K \alpha^k \mathbf{H}^k\right) \quad (21)$$

通过上述多尺度注意力融合机制,MDGODE 能够端

到端地学习不同时间尺度的相对重要性,自适应地强化与航空发动机性能退化高度相关的尺度模式,同时抑制无效尺度的干扰,从而提升航空发动机 RUL 预测的鲁棒性与预测精度。

2 基于 MDGODE 的航空发动机剩余寿命预测方法

本文所提出的基于 MDGODE 的航空发动机 RUL 预测方法的实现过程为:

1) 将原始航空发动机性能退化数据 $\mathbf{X}$ 输入到 MDGODE 中用于训练 MDGODE 的网络参数;

2) 利用训练好的 MDGODE 来预测航空发动机的最终 RUL 值。

2.1 MDGODE 的训练过程

为确保 MDGODE 能够学习到符合航空发动机性能退化规律的图结构并实现准确的 RUL 预测,这里设计一种包含预测误差损失函数与图结构正则化损失函数的复合损失函数来作为 MDGODE 的训练总目标函数。MDGODE 的训练过程就是通过反向传播算法来最小化该训练总目标函数。

总目标函数 L 由主任务回归损失 L_{reg} 、图结构稀疏性约束 L_{sparse} 和图结构低秩约束 $L_{\text{low_rank}}$ 这 3 部分组成,其形式为:

$$L = L_{\text{reg}} + \lambda_1 L_{\text{sparse}} + \lambda_2 L_{\text{low_rank}} \quad (22)$$

式中: λ_1 和 λ_2 为用于平衡预测精度与图结构约束之间权重的超参数; L_{sparse} 与 $L_{\text{low_rank}}$ 的定义已由式(5)和(6)给出。

主任务回归损失 L_{reg} 采用均方误差来衡量 MDGODE 的 RUL 预测值 $\hat{y}$ 与真实 RUL y 之间的差异。对于包含 M 个训练样本(即 M 个性能退化数据 $\mathbf{X}$) 的训练批次, L_{reg} 的计算公式为:

$$L_{\text{reg}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (23)$$

这里以使式(22)所示的总目标函数最小化作为 Adam 优化器的训练目标来对 MDGODE 的参数进行更新。在对 MDGODE 训练过程中引入学习率衰减策略:当总目标函数在若干个批次内不再下降时,则自动降低学习率。该学习率衰减策略使得 MDGODE 在训练初期能够快速搜索其参数空间,而在训练后期能够对其参数空间进行精细化搜索,从而使 MDGODE 的参数收敛至更优解。

2.2 剩余寿命预测

在 MDGODE 训练完成后,执行如下的航空发动机 RUL 预测过程:

1) 将待预测的航空发动机传感器信号数据 $\mathbf{X}'$ 输入训练好的 MDGODE, MDGODE 经由多尺度自相关分解模块解耦出不同时间尺度的子序列特征 $\mathbf{X}^k$ 、多尺度动态图结构学习模块生成反映传感器信号间动态关联的动态图邻接矩阵 $\mathbf{A}^k$ 、时空耦合图神经 ODE 捕获传感器信号的深层时空依赖、多尺度注意力融合模块执行跨尺度信息的有效整合等过程,最终输出综合时空表征 $\mathbf{H}_{\text{final}}$ 。

2) 将 $\mathbf{H}_{\text{final}}$ 输入由全连接层构成的回归器中,将综合时空表征 $\mathbf{H}_{\text{final}}$ 映射为标量 RUL 预测值,该映射方式可表达为:

$$\hat{y}_t = \mathbf{W}_{\text{reg}} \mathbf{H}_{\text{final}} + \mathbf{b}_{\text{reg}} \tag{24}$$

式中: $\mathbf{W}_{\text{reg}}$ 和 $\mathbf{b}_{\text{reg}}$ 分别为回归器的权重矩阵和偏置项; $\hat{y}_t$ 为回归器输出的航空发动机 RUL 预测值,该预测值即代表了当前时刻下航空发动机距离完全失效的 RUL 预估值。

3 实例分析

3.1 航空发动机数据集描述

本文采用美国国家航空航天局 (NASA) 提供的 C-MAPSS 涡扇发动机实验数据集^[14]验证所提出的基于 MDGODE 的航空发动机 RUL 预测方法的有效性和优越性,图 3 为 C-MAPSS 数据集所对应的涡扇发动机的简化示意图^[14]。该实验数据集包含 4 个具有不同运行工况和故障模式的子集(即 FD001~FD004),各子集均被划分为训练集与测试集。训练集记录了涡扇发动机从健康至失效的全寿命周期数据,测试集则仅包含运行至失效前的某一时刻所覆盖的时间跨度内的数据。该实验数据集的基本信息如表 1^[14]所示。

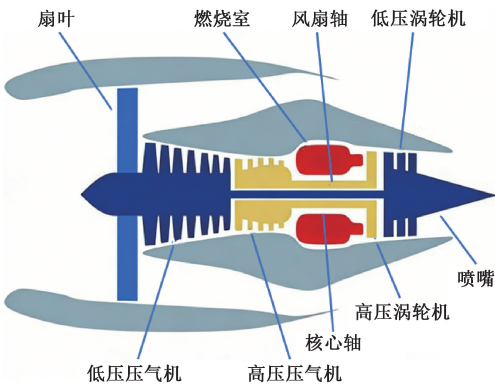


图 3 涡扇发动机的简化示意图

Fig. 3 Simplified schematic diagram of turbofan aeroengine

该实验数据集共包含 21 个传感器监测信号,涵盖了从单一工况单一故障(对应 FD001 子集)到多工况混合故障(对应 FD004 子集)等所有涡扇发动机运行场景,

表 1 C-MAPSS 数据集描述
Table 1 Description of the C-MAPSS dataset

子数据集	训练发动机数量	测试发动机数量	运行条件	故障类型
FD001	100	100	1	1
FD002	260	259	6	1
FD003	100	100	1	2
FD004	249	248	6	2

该 21 个涡扇发动机传感器监测信号的基本信息如表 2 所示。

表 2 传感器监测信号的基本信息
Table 2 Basic information of sensor monitoring signals

序号	符号	物理意义	单位
s1	T2	风扇入口总温	°R
s2	T24	低压压气机出口总温	°R
s3	T30	高压压气机出口总温	°R
s4	T50	低压涡轮机出口总温	°R
s5	P2	风扇入口压力	psia
s6	P15	外涵道总压	psia
s7	P30	高压压气机出口总压	psia
s8	Nf	风扇物理速度	r/min
s9	Nc	核心机物理速度	r/min
s10	epr	发动机压力比 (P50/P2)	
s11	Ps30	高压压气机出口静压	psia
s12	phi	燃油流量与 Ps30 之比	pps/psi
s13	NRf	风扇修正速度	r/min
s14	NRc	核心机修正速度	r/min
s15	BPR	涵道比	
s16	farB	燃烧室燃气比	
s17	htBleed	放气焓	
s18	Nf_dmd	风扇转速目标值	r/min
s19	PCNfR_dmd	风扇转速修正目标值	r/min
s20	W31	低压涡轮机冷却剂流量	lbm/s
s21	W32	低压涡轮机冷却剂流量	lbm/s

3.2 所提出方法对航空发动机 RUL 的预测

1) 传感器信号预处理

原始传感器监测信号具有高噪声、量纲不统一及序列长度不统一等特征,将其直接输入 MDGODE 将使 MDGODE 在训练过程中收敛困难,进而难以获得理想的 RUL 预测效果。因此,以下对原始传感器监测信号分别

进行冗余物理量剔除、Min-Max 标准化、时间序列等长度切分、构建 RUL 标签等预处理操作以适配 MDGODE 的输入形式,这样有利于改善 MDGODE 的训练和预测效果。

首先,剔除 21 个传感器中数值恒定或无明显退化趋势的冗余变量,最终保留来自 $N = 14$ 个关键传感器的物理量信号作为 MDGODE 的输入,以减少冗余信息对 MDGODE 训练的干扰并降低 MDGODE 的计算复杂度。

然后,为消除传感器信号的不同物理量纲和避免某些数值范围较大、高噪声的传感器数据主导 MDGODE 的训练过程,并加快 MDGODE 的收敛速度,采用 Min-Max 标准化方法将所有保留的传感器信号数据映射至 $[0, 1]$ 区间,即:

$$x_{\text{norm}}^{i,j} = \frac{x^{i,j} - \min(x^j)}{\max(x^j) - \min(x^j)}$$

(25)

式中: $x^{i,j}$ 表示第 i 个时间步第 j 个传感器输出的原始值; $\min(x^j)$ 和 $\max(x^j)$ 分别为第 j 个传感器输出原始值中的最小值和最大值。

接下来,采用滑动窗口技术将传感器信号时间序列切分为固定长度的样本 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{T_w \times N}$,其中 T_w 为滑动窗口长度。

最后,采用分段线性函数构建平滑的涡扇发动机 RUL 标签,该过程可表达为:

$$y_t = \begin{cases} R_{\text{early}}, & \text{rul}_t > R_{\text{early}} \\ \text{rul}_t, & \text{rul}_t \leq R_{\text{early}} \end{cases}$$

(26)

式中: rul_t 为第 t 时刻涡扇发动机的真实 RUL; R_{early} 为 RUL 阈值。该 RUL 标签平滑策略有助于 MDGODE 聚焦航空发动机性能退化拐点(即 RUL 阈值点)后的失效演变过程,进而有利于验证基于 MDGODE 的航空发动机 RUL 预测方法的有效性。

2) MDGODE 超参数的设置

MDGODE 的超参数设置如表 3 所示。

在 MDGODE 的网络结构中,隐层特征嵌入维度 $d_e = 16$,尺度数量 $K = 4$, TCN 的卷积核大小 $k = 7$,动态膨胀率的增长步长 $\beta = 1$ 。在时空耦合图神经 ODE 模块中采用 Euler 数值求解器对外层时序神经 ODE 进行积分求解时,积分步长 $\text{step_size_1} = 0.21$;采用 Euler 数值求解器对内层图神经 ODE 进行积分求解时,积分步长 $\text{step_size_2} = 0.25$ 。

在 MDGODE 的训练过程中,初始学习率 $lr = 1 \times 10^{-3}$,训练批次大小 $\text{batch_size} = 64$,最大迭代轮次 $\text{epoch} = 100$;总目标函数中的稀疏约束权重 $\lambda_1 = 1 \times 10^{-4}$ 、低秩约束权重 $\lambda_2 = 1 \times 10^{-4}$ 。

在 MDGODE 的训练阶段,仅截取测试集中每台航空发动机传感器信号时间序列的最后一个时间窗口数据

表 3 MDGODE 超参数设置
Table 3 Setting of MDGODE hyperparameters

参数名称	符号	数值
滑动窗口长度	T_w	50
传感器的数量	N	14
嵌入维度	d_e	16
尺度数量	K	4
TCN 卷积核大小	k	7
动态膨胀率增长步长	β	1
积分步长 1	step_size_1	0.21
积分步长 2	step_size_2	0.5
稀疏约束权重	λ_1	1×10^{-4}
低秩约束权重	λ_2	1×10^{-4}
学习率	lr	1×10^{-3}
批处理大小	batch_size	64
RUL 阈值	R_{early}	125
训练轮次	epoch	100

作为验证集使用,以便于对 MDGODE 的 RUL 预测精度进行评估。

3) RUL 预测值的输出

完成 MDGODE 的超参数设置后,根据 2.1 节所述的 MDGODE 训练过程,采用子集 FD001 ~ FD004 中的训练集和验证集分别对 MDGODE 进行训练;再根据 2.2 节所述的 RUL 预测过程,采用训练好的 MDGODE 来分别对 FD001 ~ FD004 中的测试集进行 RUL 预测,4 个测试集中的部分航空发动机的 RUL 预测结果分别如图 4~7 所示。

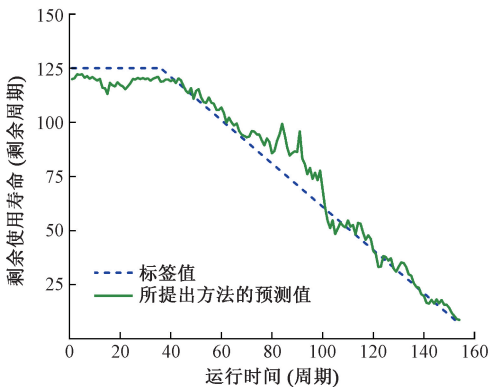


图 4 所提出的方法对 FD001 子集中第 34 号发动机的 RUL 的预测值

Fig. 4 RUL of the 34th turbofan aeroengine in the FD001 subset predicted by the proposed method

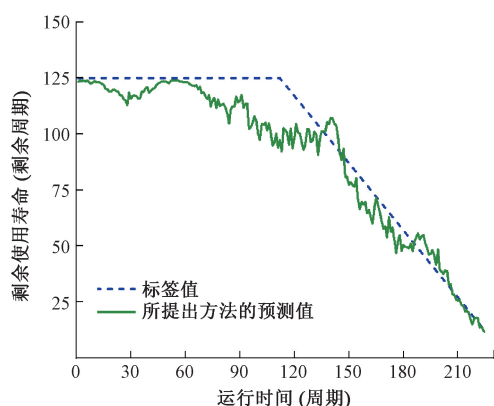


图5 所提出的方法对FD002子集中第236号发动机的RUL的预测值

Fig. 5 RUL prediction result for the 236th turbofan aeroengine in the FD002 subset predicted by the proposed method

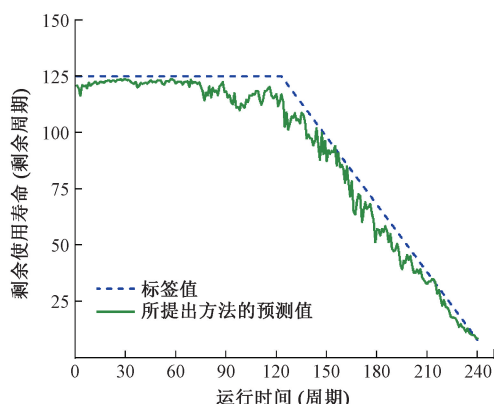


图6 所提出的方法对FD003子集中第99号发动机的RUL的预测值

Fig. 6 RUL of the 99th turbofan aeroengine in the FD003 subset predicted by the proposed method

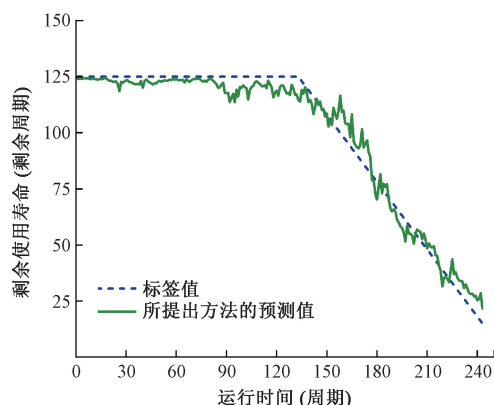


图7 所提出的方法对FD004子集中第71号发动机的RUL的预测值

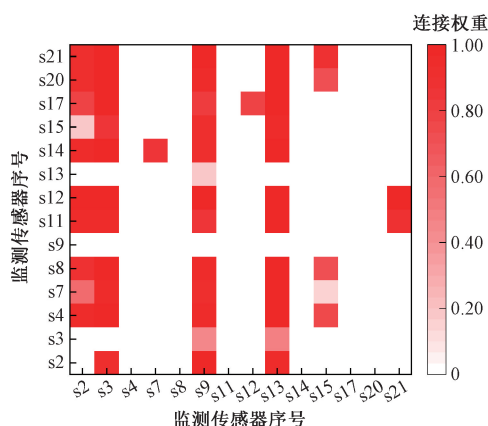
Fig. 7 RUL of the 71st turbofan aeroengine in the FD004 subset predicted by the proposed method

由图4~7所呈现的涡扇发动机RUL值的预测曲线可知,所提出的基于MDGCODE的RUL预测方法在单一工况(FD001、FD003)与多工况(FD002、FD004)的子集上均表现出了优异的RUL预测精度与鲁棒性。针对单一工况场景,正如图4和6所示,所提出方法表现出较高的RUL趋势跟踪能力。在涡扇发动机运行的早期健康阶段,预测曲线保持高度稳定,未出现明显的波动;而在其性能退化阶段,RUL预测值与标签值高度贴合;并且所提出的方法能够敏锐地识别出从平稳运行向快速衰退过渡的性能退化拐点,并紧密跟随随后的线性下降轨迹,体现了其对退化起始时刻的精准捕捉能力。针对多工况复杂场景,尽管原始传感器信号因工况切换和混合故障模式的存在而产生剧烈的数值波动与噪声干扰,但正如图5和7所示,所提出方法的RUL预测结果并未表现出大幅震荡,相反,其输出的RUL预测曲线呈现出良好的平滑性,有效抑制了工况切换、故障混合、环境噪声对预测性能的负面影响;特别是在发动机加速退化的后期阶段,所提出方法依然能够输出稳定且准确的RUL预测值,客观地反映了发动机的实际健康状态演变。以上涡扇发动机RUL预测效果验证了所提出方法在航空发动机复杂非平稳退化特征捕捉以及对航空发动机RUL的稳健预估等方面的有效性。

3.3 MDGCODE的可解释性分析

为了以可视化的方式展示MDGCODE对深层次时空相关性提取过程的可解释性,本节以FD001子集测试集中第34号发动机在退化后期(即最后一个时间窗口)的运行数据为例,用MDGCODE的多尺度动态图结构学习模块对该运行数据自适应生成 $K=4$ 个不同时间尺度下的动态图(有向)邻接矩阵热力图,正如图8所示。

观察图8(a)~(d)所示的动态图邻接矩阵热力图演化过程可知,在细粒度尺度下(如图8(a)所示),节点(即传感器信号)连接较为分散,表明MDGCODE在该尺度下主要捕获传感器信号间的局部瞬态高频波动;随着



(a) 细粒度邻接矩阵热力图

(a) Dynamic graph adjacency matrix heatmap at the fine-grained scale

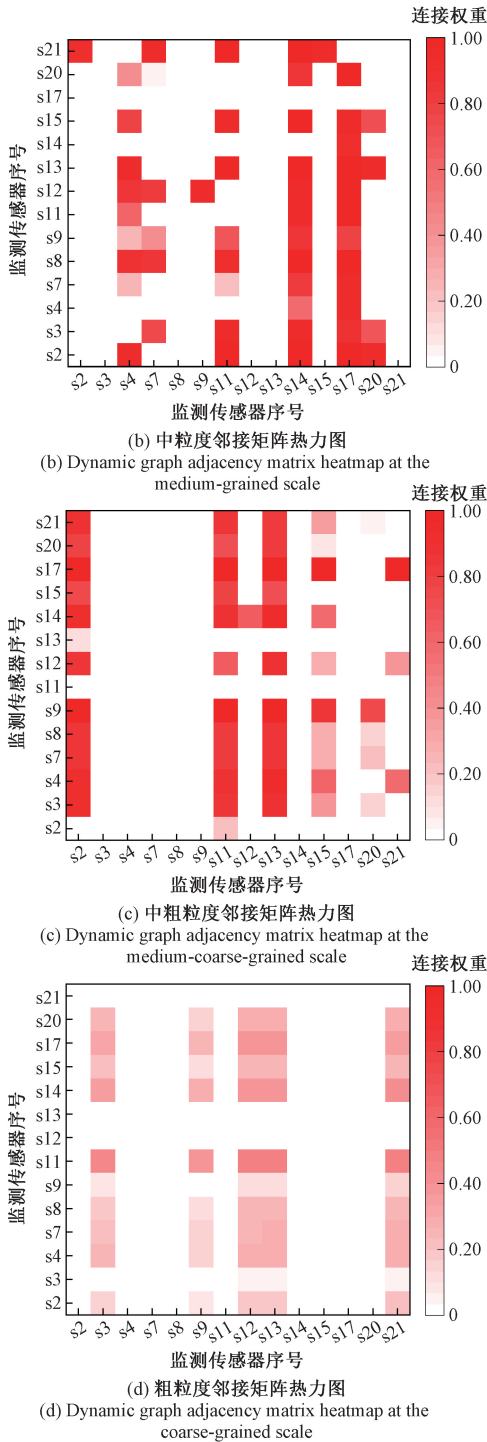


图 8 MDGODE 的动态图邻接矩阵热力图

Fig. 8 Dynamic graph adjacency matrix heatmaps of MDGODE

时间尺度的增大,节点的高权重连接显著收敛于少数特定传感器信号,这证明了多尺度框架能够有效分离不同时间粒度下的性能退化模式。其次,4个尺度的邻接矩阵中均存在大面积零权重区域,这验证了稀疏约束(L_{sparse})能够自适应剔除冗余干扰连接,有效缓解了 GNN 中常见的特征过平滑问题;同时粗粒度尺度下(如

图 8(d)所示)节点的高权重连接区域呈现显著的块状聚集特征,证明低秩约束($L_{\text{low_rank}}$)成功捕获了多维传感器信号间的全局共线性性能退化模式。最后,热力图中的邻接矩阵均呈现非对称的连接模式,表明 MDGODE 在无先验物理规则的条件下,能够通过有向邻接矩阵的形式来纯数据驱动地挖掘复杂传感器信号间隐式的动态相关性与非对称的空间依赖关系,从而更准确地表示涡扇发动机的完整性能退化过程。

3.4 对比分析

1) 预测精度对比

为了量化评估所提出的 MDGODE 的 RUL 预测精度,这里将其 RUL 预测精度与分层注意力图卷积网络(hierarchical attention graph convolutional network, HAGCN)^[11]、双视图 Transformer(dual-view graph transformer, DVGTformer)^[15]、局部-全局相关性融合的图神经网络(local-global correlation fusion-based graph neural network, LOGO)^[16]、时空融合注意力图神经网络(spatio-temporal fusion attention graph neural network, STFA)^[12]、时空并行 Transformer(parallel spatial-temporal transformer, PSTFormer)^[17] 5 种主流 RUL 预测方法的预测精度进行对比。这里选用均方根误差(root mean square error, RMSE)和评分函数作为 RUL 预测精度评价指标,这两个评价指标定义如式(27)和(28)所示。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (27)$$

$$Score = \sum_{i=1}^M S_i, S_i = \begin{cases} e^{-\frac{d_i}{13}} - 1, & d_i < 0 \\ e^{\frac{d_i}{10}} - 1, & d_i \geq 0 \end{cases} \quad (28)$$

式中: M 为测试样本总数; $\hat{y}_i$ 为 RUL 预测值; y_i 为真实的 RUL 标签; $d_i = \hat{y}_i - y_i$ 为 RUL 预测误差。RMSE 值越小,表明 RUL 预测精度越高。评分函数旨在模拟实际航空发动机运维场景,对可能导致发动机故障的滞后 RUL 预测误差给予更高的惩罚权重,显然,评分函数值即 Score 值越小,则表明 RUL 预测精度越高的同时产生的滞后预测风险越低。

所提出的 MDGODE 与其他 5 种 RUL 预测方法的涡扇发动机 RUL 预测 RMSE 值和 Score 值对比结果分别如表 4 和 5 所示。

由表 4 和 5 可知,在单一工况对应的 FD001 和 FD003 子集上,MDGODE 在 RUL 预测精度上的整体表现略优于其他 5 种预测方法,体现了 MDGODE 在基础退化模式下的精准拟合能力。而在多工况对应的 FD002 和 FD004 子集上,MDGODE 在 RUL 预测精度上的整体表现显著优于其他 5 种预测方法,这更加展现了 MDGODE 在

表 4 不同 RUL 预测方法的 RMSE 对比
Table 4 RMSE comparison of different RUL prediction methods

方法	FD001	FD002	FD003	FD004
HAGCN	11. 93	15. 05	11. 53	15. 74
DVGTformer	11. 33	14. 28	11. 89	15. 50
LOGO	12. 13	13. 54	12. 18	14. 29
STFA	11. 35	19. 17	11. 64	21. 41
PSTFormer	12. 08	13. 00	12. 11	14. 74
MDGODE	11. 16	12. 31	11. 18	14. 06

表 5 不同 RUL 预测方法的 Score 对比
Table 5 Score comparison of different RUL prediction methods

方法	FD001	FD002	FD003	FD004
HAGCN	222. 30	1 144. 10	240. 30	1 218. 60
DVGTformer	179. 75	797. 26	254. 55	1 107. 50
LOGO	226. 00	832. 00	261. 00	944. 00
STFA	194. 44	2 493. 09	224. 53	2 760. 13
PSTFormer	224. 60	877. 60	308. 00	1 182. 10
MDGODE	220. 80	738. 08	178. 69	879. 36

针对涡扇发动机复杂多工况性能退化数据进行 RUL 预测时优良的适应性,进一步验证了 MDGODE 对深层次时空特征的有效捕获以及对航空发动机 RUL 的精准预估能力。

为了更全面地展示 MDGODE 的 RUL 预测性能,图 9 给出了包括 MDGODE 在内的 6 种 RUL 预测方法对涡扇发动机 FD003 子集测试集的 RUL 整体预测误差分布箱线图。在图 9 中,RUL 预测误差定义为 $d_i = \hat{y}_i - y_i$ 。

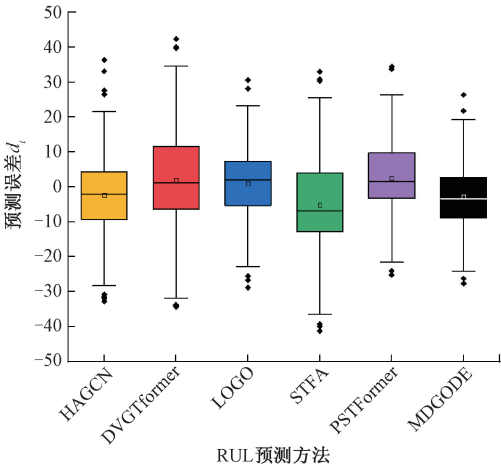


图 9 6 种 RUL 预测方法对 FD003 子集的 RUL 整体预测误差分布箱线图
Fig. 9 Boxplot of the overall RUL prediction error distribution for six RUL prediction methods on the FD003 subset

如图 9 所示,与其他 5 种 RUL 预测方法相比,MDGODE 的 RUL 预测误差分布更加紧凑(即其 RUL 预测误差的方差更小),且其异常离群点显著减少。更重要的是,MDGODE 的 RUL 预测误差主要集中在零值附近或呈现微小的负向偏移,这意味着 MDGODE 在保证对涡扇发动机 RUL 预测的高精度的同时,更倾向于提前预警而非滞后预测,这与表 5 中 MDGODE 取得最优 Score 值的结论高度一致。

2) 鲁棒性对比

为了量化评估所提出的基于 MDGODE 的 RUL 预测方法的鲁棒性,分别将基于 HAGCN、DVGTformer、LOGO、STFA、PSTFormer 和 MDGODE 的 RUL 预测方法对 FD003 子集重复执行 50 次涡扇发动机 RUL 预测,并记录以上 6 种预测方法执行 50 次 RUL 预测时的 RMSE 值和 Score 值,分别如图 10 和 11 所示。

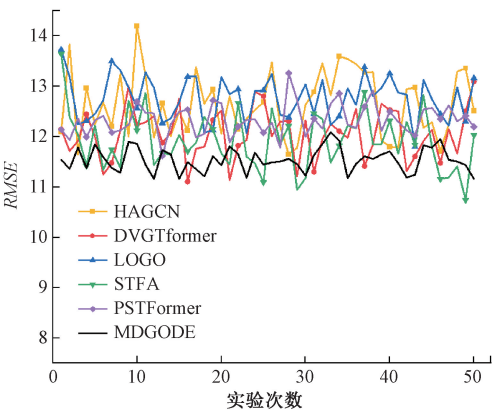


图 10 6 种 RUL 预测方法执行 50 次预测的 RMSE 值
Fig. 10 RMSE values of 50 RUL predictions performed by 6 RUL prediction methods

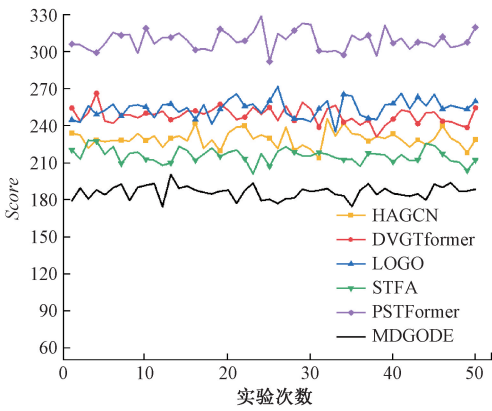


图 11 6 种 RUL 预测方法执行 50 次预测的 Score 值
Fig. 11 Score values of 50 RUL predictions performed by 6 RUL prediction methods

很明显,基于 MDGODE 的 RUL 预测方法相较于其他 5 种预测方法,其在 FD003 子数据集上的 RUL 预测结果的 RMSE 值和 Score 值都最小,且基于 MDGODE 的预测方法在该子数据集上的 RMSE 值和 Score 值表现出更小的离散程度,即其 RUL 预测结果随随机因素变化的波动幅度明显受限,这体现了在 50 次重复 RUL 预测实验中,基于 MDGODE 的 RUL 预测方法表现出比其他 5 种 RUL 预测方法更强的鲁棒性。

3.5 消融实验分析

为深入探究 MDGODE 中的多尺度框架、动态图结构学习和时空耦合图神经 ODE 在涡扇发动机 RUL 预测中的贡献,以进一步验证所提出的基于 MDGODE 的 RUL 预测方法的有效性和优越性,本文设计了 3 组消融实验:

- 1) MDGODE-NMS:对 MDGODE 移除多尺度框架,仅在单一原始时间尺度下提取特征。
- 2) MDGODE-NDG:对 MDGODE 移除多尺度动态图结构学习模块,采用基于先验知识构建的固定图结构代替自适应生成的动态图。
- 3) MDGODE-NODE:将 MDGODE 中的时空耦合图神经 ODE 替换为常规的离散图卷积与离散时间卷积堆叠架构。

所提出的 MDGODE 与以上 3 组消融实验在 FD001~FD004 这 4 个子数据集上得到的涡扇发动机 RUL 预测 RMSE 值和 Score 值对比结果分别如表 6 和 7 所示。

表 6 消融实验 RMSE 对比

方法	FD001	FD002	FD003	FD004
MDGODE-NMS	11.94	13.15	11.91	15.24
MDGODE-NDG	11.67	12.97	11.71	14.77
MDGODE-NODE	12.56	13.08	13.28	15.39
MDGODE	11.16	12.31	11.18	14.06

表 7 消融实验 Score 对比

方法	FD001	FD002	FD003	FD004
MDGODE-NMS	247.86	773.24	229.86	1 366.05
MDGODE-NDG	258.28	796.73	206.60	1 163.48
MDGODE-NODE	282.95	724.54	390.82	1 376.87
MDGODE	220.80	738.08	178.69	879.36

由表 6 和 7 可知,MDGODE-NODE 在各子集上的表现最差,这表明离散架构在处理深层信息传递时存在的过平滑问题以及数值误差累积,严重限制了 MDGODE-NODE 对涡扇发动机复杂性能退化过程和 RUL 的拟合

和预测能力;对比 MDGODE-NMS,引入多尺度框架后,MDGODE 在子集 FD004 对应的复杂工况和混合故障条件下的 RUL 预测 RMSE 值由 MDGODE-NMS 得到的 15.24 显著下降至 14.06,这验证了为 MDGODE 构建的多尺度框架能够有效捕获航空发动机传感器信号在不同时间粒度下的性能退化特征;此外,MDGODE-NDG 的 RUL 预测精度一直低于 MDGODE,证明了动态图结构相比于固定先验图,能更准确地刻画传感器节点间随航空发动机退化演变而产生的动态空间交互关系。以上消融实验结果充分证明,MDGODE 的各个模块对于增强时空表示能力以及提升航空发动机 RUL 预测精度与鲁棒性均具有不可替代的作用。

3.6 补充实验分析

为了进一步验证 MDGODE 在实际场景测试下的 RUL 预测精度和鲁棒性,本节重点聚焦 C-MAPSS 数据集中工况最为复杂的 FD004 子集。该子集涵盖了 6 种不同的运行条件以及 2 种故障类型的混合模式,其传感器信号受到环境切换和故障演变的高度干扰,展现出极强的非平稳特征。通过对该子集进行针对性分析,可以更客观地评估基于 MDGODE 的航空发动机 RUL 预测方法在实际应用场景下的稳健性。

1) 所提出方法输出的 RUL 预测值

选取 FD004 子集中的第 40 号涡扇发动机作为分析对象,将其 21 维传感器信号经过预处理(预处理过程如 3.2 节第 1)部分所述)后输入训练好的 MDGODE 中,则 MDGODE 输出的针对该发动机的 RUL 预测结果如图 12 所示。

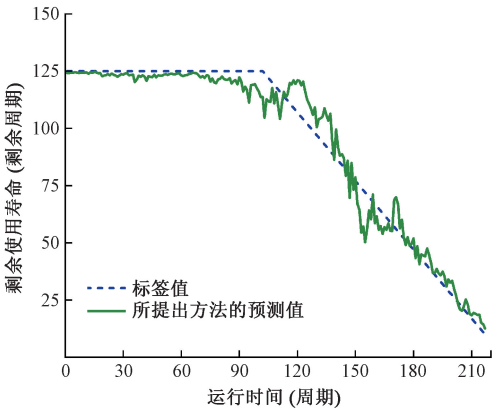


图 12 所提出的方法对 FD004 子集中第 40 号发动机的 RUL 的预测值

Fig. 12 RUL of the 40th turbofan aeroengine in the FD004 subset predicted by the proposed method

由图 12 可知,面对第 40 号发动机所处的复杂工况,MDGODE 在该发动机全寿命周期内均表现出了优异的趋势跟踪能力。在该发动机运行初期的健康阶段,尽管

传感器信号受工况频繁切换的影响而产生剧烈波动,但 MDGODE 输出的 RUL 预测曲线能够精准、稳定地维持在 125 个周期的预设阈值附近;随着运行时间推移,MDGODE 能够敏锐识别该发动机的性能退化拐点,并紧密跟随该发动机真实 RUL 的线性下降轨迹;在接近该发动机失效的寿命末期,面对高度非线性的性能退化数据与环境干扰,MDGODE 依然能够输出平滑且准确的 RUL 预测结果,未出现大幅震荡或严重的预测偏差,这再次验证了 MDGODE 能准确预测涡扇发动机的 RUL 值。

2) 对比分析

将 MDGODE 与其他 5 种 RUL 预测方法对 FD004 子集中第 40 号涡扇发动机的 RUL 预测值的 RMSE 与 Score 指标进行对比分析,对比结果如表 8 所示。

表 8 不同 RUL 预测方法对 FD004 子集中第 40 号发动机 RUL 预测精度的对比

Table 8 Comparison of RUL prediction accuracy for the 40th turbofan aeroengine in the FD004 subset obtained by different RUL prediction methods

方法	RMSE	Score
HAGCN	7.38	192.54
DVGTformer	6.84	166.73
LOGO	6.68	175.87
STFA	10.27	338.91
PSTFormer	7.56	224.36
MDGODE	6.45	144.44

由表 8 可知,相比其他 5 种 RUL 预测方法,MDGODE 不仅在对第 40 号涡扇发动机的 RUL 预测精度即 RMSE 值上表现出一定的优势,更在衡量 RUL 滞后预测风险的评分函数值即 Score 值上表现出稳健的优越性。该实验结果充分证明了 MDGODE 在实际航空发动机运行场景中能够提供比现有主流 RUL 预测方法更准确且安全性更高的 RUL 预估结果,因此其在航空发动机 RUL 预测领域具有较好的应用潜力。

4 结 论

本文针对现有 GNN 用于航空发动机 RUL 预测存在的时间尺度刻画单一、固定图结构难以适配非平稳性能退化过程以及深层时空表示提取能力不足等问题,提出了一种新型 GNN-MDGODE,并首次将其用于航空发动机 RUL 预测,主要结论为:

1) MDGODE 通过多尺度框架,能够自适应识别与融合航空发动机传感器信号的周期特性,从而能在不同时间粒度下完整捕捉发动机的性能退化模式。

2) MDGODE 的多尺度动态图结构学习模块通过自适应生成的动态邻接矩阵,并配合稀疏与低秩正则化约束,能准确刻画传感器信号间随航空发动机性能退化演变产生的复杂空间交互关系。

3) MDGODE 的时空耦合图神经 ODE 将空间传播与时间演化统一于连续 ODE 框架中,有效缓解了深层 GNN 的过平滑问题,并减少了离散架构带来的预测数值误差累积,可实现对航空发动机传感器信号深层次时空表示的有效捕获。

4) 涡扇发动机 RUL 预测实例表明:所提出的基于 MDGODE 的 RUL 预测方法在 4 个涡扇发动机实验子数据集上的 RMSE 值和 Score 值均优于被对比的主流基于深度学习和 GNN 的 RUL 预测方法。特别是在多工况、多故障混合的复杂子数据集下,所提出方法的 RUL 预测精度及鲁棒性的提升尤为显著,验证了所提出方法在航空发动机 RUL 预测中的有效性和优越性。

参考文献

[1] REN L, LIU Y X, HUANG D, et al. MCTAN: A novel multichannel temporal attention-based network for industrial health indicator prediction [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 34(9): 6456-6467.

[2] LEI Y G, LI N P, GUO L, et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 799-834.

[3] 邹筱瑜, 胡亮, 王福利, 等. 基于信号分解深度网络的轴承剩余寿命预测 [J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(8): 45-57.

ZOU X Y, HU L, WANG F L, et al. Bearing remaining useful life prediction based on signal decomposition embedding deep network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(8): 45-57.

[4] 王报祥, 丁传仓, 居淼, 等. 面向数据不均衡下机械智能故障诊断的改进循环一致生成对抗网络 [J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(10): 96-106.

WANG B X, DING CH C, JU M, et al. Improved cycle-consistent generative adversarial network for mechanical intelligent fault diagnosis under data imbalance condition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(10): 96-106.

[5] 许丹阳, 尚洁, 蒋琛, 等. 基于自适应时空图卷积网络的航空发动机剩余寿命预测 [J]. 计算机集成制造系统, 2025, 31(6): 2165-2177.

XU D Y, SHANG J, JIANG CH, et al. Remaining useful life prediction of aero-engines based on adaptive spatial-temporal graph convolutional network [J]. Com-

- puter Integrated Manufacturing Systems, 2025, 31(6): 2165-2177.
- [6] DENG S ZH, ZHOU J. Prediction of remaining useful life of aero-engines based on CNN-LSTM-Attention[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2024, 17(1): 232.
- [7] LIU L, SONG X, ZHOU ZH T. Aircraft engine remaining useful life estimation via a double attention-based data-driven architecture[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 221: 108330.
- [8] DE PATER I, MITICI M. Developing health indicators and RUL prognostics for systems with few failure instances and varying operating conditions using a LSTM autoencoder[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 117: 105582.
- [9] XU X W, LI X, MING W W, et al. A novel multi-scale CNN and attention mechanism method with multi-sensor signal for remaining useful life prediction[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 169: 108204.
- [10] WANG Y CH, WU M, LI X L, et al. A survey on graph neural networks for remaining useful life prediction: Methodologies, evaluation and future trends [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 229: 112449.
- [11] LI T F, ZHAO ZH B, SUN CH. Hierarchical attention graph convolutional network to fuse multi-sensor signals for remaining useful life prediction [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 215: 107878.
- [12] KONG Z Q, JIN X H, XU ZH G, et al. Spatio-temporal fusion attention: a novel approach for remaining useful life prediction based on graph neural network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-12.
- [13] XU T, DENG J M, MA R L, et al. Hierarchical spatio-temporal graph ODE networks for traffic forecasting[J]. Information Fusion, 2025, 113: 102614.
- [14] LI X Y, LI J J, ZUO L, et al. Domain adaptive remaining useful life prediction with transformer [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-13.
- [15] WANG L, CAO H R, YE ZH SH, et al. DVGTformer: A dual-view graph Transformer to fuse multi-sensor signals for remaining useful life prediction [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 207: 110935.
- [16] WANG Y CH, WU M, JIN R B, et al. Local-global

correlation fusion-based graph neural network for remaining useful life prediction[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 36(1): 753-766.

- [17] FU S, JIA Y M, LIN L, et al. PSTFormer: A novel parallel spatial-temporal transformer for remaining useful life prediction of aeroengine [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 265: 125995.

作者简介



丁家宇, 2024 年于四川大学获得学士学位, 现为四川大学机械工程学院硕士研究生, 主要研究方向为机械设备状态监测、故障诊断与剩余寿命预测。

E-mail: 3052953123@qq.com

Ding Jiayu received his B. Sc. degree from Sichuan University in 2024. He is currently pursuing a M. Sc. degree in the School of Mechanical Engineering at Sichuan University. His main research interests include condition monitoring, fault diagnosis, and remaining useful life prediction of mechanical equipment.



汪永超, 1997 年于重庆大学获得硕士学位, 2000 年于重庆大学获得博士学位, 现为四川大学机械工程学院教授, 硕士生导师, 主要研究方向为机械制造及其自动化与智能制造。

E-mail: 1736533905@qq.com

Wang Yongchao received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Chongqing University in 1997 and 2000, respectively. He is currently a professor and supervisor in the School of Mechanical Engineering at Sichuan University. His main research interests include mechanical manufacturing and automation, and intelligent manufacturing.



李锋 (通信作者), 2008 年于重庆大学获得硕士学位, 2011 年于重庆大学获得博士学位, 现为四川大学机械工程学院副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为机械设备状态监测、故障诊断与剩余寿命预测。

E-mail: lifeng19820501@163.com

Li Feng (Corresponding author) received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Chongqing University in 2008 and 2011, respectively. He is currently an associate professor and a supervisor in the School of Mechanical Engineering at Sichuan University. His main research interests include condition monitoring, fault diagnosis, and remaining useful life prediction of mechanical equipment.