

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)04-0092-05

# 基于 IPVMD-LSTM 的货车弹性旁承剩余寿命预测模型研究

贺捷<sup>1</sup>, 彭厦<sup>2</sup>, 周国东<sup>3</sup>

(1. 国能铁路装备有限责任公司, 北京 100120; 2. 株洲名扬橡塑有限公司, 湖南 株洲 412002;

3. 中车齐齐哈尔车辆有限公司大连研发中心, 辽宁 大连 116052)

**摘要:** 弹性旁承在复杂工况环境中运行, 信息具有非线性和不稳定性, 并通常带有噪声干扰, 为了提高弹性旁承剩余寿命预测的准确性, 研究提出了一种基于改进变分模态分解算法与长短期记忆神经网络相结合的弹性旁承剩余寿命预测模型。该模型采用变分模态分解处理信号, 然后利用长短期记忆网络建立预测模型。实验结果表明, 在数据集尺寸达到 400 左右时, 模型的性能基本趋于稳定, 达到收敛。在数据集尺寸为 1 000 时, 所提出模型的剩余寿命预测准确率为 0.97, 均方根误差值为 0.06。研究结果表明, 所提出的模型能更好地捕捉数据中的长短期依赖关系, 准确预测弹性旁承的剩余寿命, 在处理非线性、非平稳信号方面表现出色, 为实际应用提供可靠的技术支持。

**关键词:** 变分模态分解模型; 长短期记忆网络; 弹性旁承; 寿命预测; 粒子群优化算法

中图分类号: TP18

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)04-0092-05

## Research on the remaining life prediction model of truck elastic side bearings based on IPVMD-LSTM

HE Jie<sup>1</sup>, PENG Xia<sup>2</sup>, ZHOU Guodong<sup>3</sup>

(1. China Energy Railway Equipment Co., Ltd., Beijing 100120, China; 2. Miyo Rubber &amp; Plastic Co., Ltd., Zhuzhou 412002,

Hunan, China; 3. Dalian R &amp; D Center CRRC Qiqihar Rolling Stock Co., Ltd., Dalian 116052, Liaoning, China)

**Abstract:** Elastic side bearings operate in complex working environments with nonlinear and unstable information, often accompanied by noise interference. In order to improve the accuracy of predicting the remaining life of elastic side bearings, a model for predicting the remaining life of elastic side bearings based on an improved variational mode decomposition algorithm combined with a long short-term memory artificial neural network is proposed. This model uses variational mode decomposition to process signals, and then establishes a prediction model using long short-term memory networks. The experimental results indicate that the performance of the model tends to stabilize and converge when the dataset size reaches around 400. When the dataset size is 1 000, the remaining life prediction accuracy of the proposed model is 0.97, and the root mean square error value is 0.06. The research results indicate that the proposed model can better capture the long-term and short-term dependencies in data, accurately predict the remaining life of elastic bearings, and perform well in handling nonlinear and non-stationary signals, providing reliable technical support for practical applications.

**Keywords:** variational mode decomposition model; long short term memory network; elastic side bearing; life prediction; particle swarm optimization algorithm

弹性旁承广泛应用于铁路货车和其他重载运输设备中, 其在复杂工况下的剩余寿命预测具有重要意义<sup>[1-2]</sup>。在实际应用中, 弹性旁承通常运行在恶劣的工作环境中, 受到振动、冲击等多种因素的影响, 导致其信号特征表现出非线性和不稳定的特点。且信号中通常还带有较多的噪声干扰, 这给剩余寿命预测带来了很大的挑战。康守强等<sup>[3]</sup>为了克服稀疏自动编码器梯度消失问题并提升滚动轴承剩余使用寿命预测精度, 提出了一种结合改进 Tanh

激活函数与 Dropout 稀疏性约束的 SAE, 并引入 Bi-LSTM 构建预测模型。研究结果表明, 该方法不仅加速了模型收敛, 还显著降低了预测误差。尽管这些研究在提高预测精度方面取得了一定进展, 但仍存在一些局限性。大多数现有方法对非线性、非平稳信号的处理能力有限, 容易受到噪声干扰的影响, 导致预测结果不够稳定。且部分方法在捕捉数据中的长短期依赖关系时存在不足, 无法充分利用历史数据进行高精度的预测<sup>[4]</sup>。因此, 准确地提取和分析

收稿日期: 2024-11-18; 录用日期: 2024-12-02

基金项目: 北京市国能铁路装备有限责任公司项目 (TZKY-22-04)

作者简介: 贺捷 (1996—), 女, 硕士, 助理工程师, 研究方向: 信息通信技术, 数据资源管理技术和 IT 基础架构等。

通信作者: 彭厦 (1986—), 男, 工程师, 研究方向: 橡胶类弹性元件的结构及模具设计和仿真分析。

引用本文: 贺捷, 彭厦, 周国东. 基于 IPVMD-LSTM 的货车弹性旁承剩余寿命预测模型研究[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(4): 92-96. (HE Jie, PENG Sha, ZHOU Guodong. Research on the remaining life prediction model of truck elastic side bearings based on IPVMD-LSTM[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(4): 92-96.)

弹性旁承的信号特征,对其剩余寿命进行高精度预测,对于保障设备安全运行、提高设备维护管理水平具有重要的实际意义。针对该问题,研究创新性地提出了一种基于改进变分模态分解算法 (variational mode decomposition, VMD) 与长短期记忆人工神经网络 (long short-term memory, LSTM) 相结合的弹性旁承剩余寿命预测模型。研究的优势在于采用了改进的 VMD 算法进行信号分解,能够更好地处理复杂、非线性信号,并有效降低噪声干扰,且通过引入 LSTM 模型,增强了对长短期依赖关系的捕捉能力,从而提高了预测的准确性。旨在提高弹性旁承剩余寿命预测的精度和效率方面做出贡献,为机械设备的健康监测提供一种新的方法。

## 1 预测模型

### 1.1 特征提取方法研究

弹性旁承一般在复杂的工况环境中运行,对其采集到的信息表现出非线性、不稳定的特点,且在信号中通常都带有噪声干扰。因此准确地收集弹性旁轴的特征指标,能够对弹性旁承的剩余寿命进行较高精度的预测<sup>[5-6]</sup>。针对弹性旁承的信号特性,研究采用 VMD 对收集到的信号进行处理。

VMD 是一种信号处理方法,用于将复杂信号分解为若干个本征模态函数 (intrinsic mode functions, IMFs)。这些模态函数具有相对固定的频带,可以用来分析信号的时频特性。VMD 是一种自适应和非线性信号分解技术,能够处理非平稳和非线性信号<sup>[7-8]</sup>。VMD 的目标是分解输入信号为若干模式函数,每个模式函数具有中心频率,变分问题模型表达式如式(1)所示。

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + j \frac{1}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \quad (1)$$

式中,  $\partial_t$  表示时间微分运算,  $j$  表示虚数单位,  $\delta(t)$  表示狄拉克函数,  $*$  表示卷积运算,  $\omega_k$  表示中心频率。

构造的拉格朗日函数如式(2)所示。

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + j \frac{1}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (2)$$

式中,  $\alpha$  表示调节参数,  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  表示内积运算。交替方向法如下,首先更新模式函数的表达式如式(3)所示。

$$u_k^{n+1}(t) = F^{-1} \left( \frac{F(f(t) - \sum_{i \neq k} u_i^n(t) + \frac{1}{2} \lambda^n(t))}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \right) \quad (3)$$

式中,  $u_k(t)$  表示更新模式函数,  $K$  表示初始模式数,  $\lambda(t)$  表示拉格朗日乘子,  $\omega_k$  表示中心频率,然后更新中心频率,其表达式如(4)所示。

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |F(u_k^{n+1}(t))|^2 d\omega}{\int_0^\infty |F(u_k^{n+1}(t))|^2 d\omega} \quad (4)$$

式中,  $\omega_k$  表示中心频率,最后更新拉格朗日乘子,其表达式如式(5)所示。

$$\lambda^{n+1}(t) = \lambda^n(t) + \tau(f(t) - \sum_{k=1}^K u_k^{n+1}(t)) \quad (5)$$

式中,  $\lambda(t)$  表示拉格朗日乘子。

若模式函数和中心频率变化小于预设阈值则认为模型收敛,否则返回继续迭代。VMD 模型的算法流程如下,首先设定初始值,包括模态函数的中心频率和带宽参数<sup>[9-10]</sup>。然后计算每个模态函数的带通滤波结果,更新模态函数和中心频率,计算带宽限制条件。当满足预设的收敛条件时,停止迭代,输出各个模态函数。但是 VMD 算法的模态数和惩罚因子难以确定,因此采用 PSO 对其进行优化,改进后的算法模型命名为 IPVMD。

PSO 通过模拟粒子在搜索空间中的飞行和相互学习行为来寻找最优解。每个粒子代表一个潜在解,并具有位置和速度两个属性<sup>[11-12]</sup>。粒子的位置表示当前解,速度表示解的更新方向和步长。PSO 算法通过结合个体最佳位置和全局最佳位置来更新粒子的速度和位置。这样,即使某些粒子陷入局部最优,其他粒子仍可以探索新的区域,并可能找到更优的解。改进后的模型结构如图 1 所示。

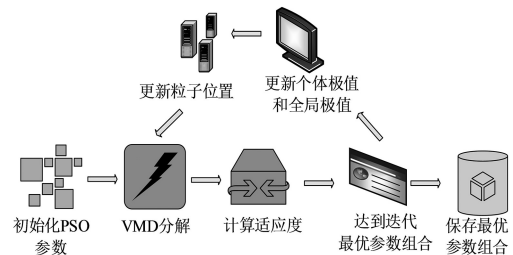


图 1 IPVMD 算法流程

Fig. 1 Flowchart of the IPVMD algorithm

由图 1 可知,首先,通过初始化 PSO 的参数,包括粒子的位置、速度、个体极值和全局极值。接下来,利用 VMD 对输入信号进行分解,得到一组模态函数。然后,计算每个粒子所代表的参数组合对应的适应值,以评估其优劣。根据计算结果,更新每个粒子的个体极值和全局极值,如果当前的适应值比之前更优,则进行相应更新。随后,通过粒子的速度和位置更新粒子的位置。此过程会不断迭代,直到达到预设的终止条件。最终,在满足终止条件后,保存最佳的参数组合,确保 VMD 能够有效分解信号。整个过程通过 PSO 优化 VMD 的参数,使得信号分解更加准确和高效,从而提升信号处理的效果。

### 1.2 预测模型构建

通过 IPVMD 模型对采集到的数据进行处理后,通过 LSTM 构建预测模型,对货车弹性旁承的剩余寿命进行预测。LSTM 是一种特殊的循环神经网络,专为解决标准循环神经网络无法处理的长序列依赖问题而设计<sup>[13-14]</sup>。传

统循环神经网络在处理长时间依赖时会遇到梯度消失和梯度爆炸的问题,而 LSTM 通过引入门控机制,有效地缓解了这一问题,其结构如图 2 所示。

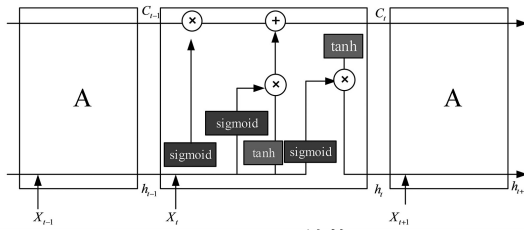


图 2 LSTM 结构图

Fig. 2 LSTM architecture diagram

由图 2 可知,LSTM 的基本单元称为 LSTM 单元,包含 3 个门,分别是输入门、遗忘门和输出门。这些门通过一系列的逻辑操作控制信息在单元中的流动。遗忘门决定当前时刻应当忘记多少前一时刻的细胞状态信息;然后,输入门决定当前时刻有多少新信息需要存储在细胞状态中;最后,输出门决定当前时刻的输出信息以及新的细胞

状态。通过这些门控机制,LSTM 可以在长时间序列中保持重要信息,同时过滤掉无关信息,从而在许多序列预测和分类任务中取得优异的性能<sup>[15-16]</sup>。遗忘门控制旧信息的遗忘程度,决定哪些信息需要丢弃,其表达式如式(6)所示。

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (6)$$

式中,  $\sigma$  表示的是 Sigmoid 函数,  $W_f$  表示的是线性关系权重,  $h_{t-1}$  表示的是前一时刻的隐藏状态,  $x_t$  表示的是输入的数据,  $b_f$  表示的是偏置。输入门控制新信息的输入,决定哪些新信息被存储,其表达式如式(7)所示。

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (7)$$

式中,  $W_i$  表示的是线性关系权重,  $b_i$  表示的是偏置。

输出门控制当前状态的输出,决定哪些信息将被输出到下一个时刻。LSTM 单元的核心是细胞状态,它可以被看作信息的传输通道,能够在整个序列中传递信息,几乎不受影响。通过输入门、遗忘门和输出门的控制,LSTM 可以选择性地记住和遗忘信息,从而有效地处理长时间依赖问题。最终的模型结构如图 3 所示。

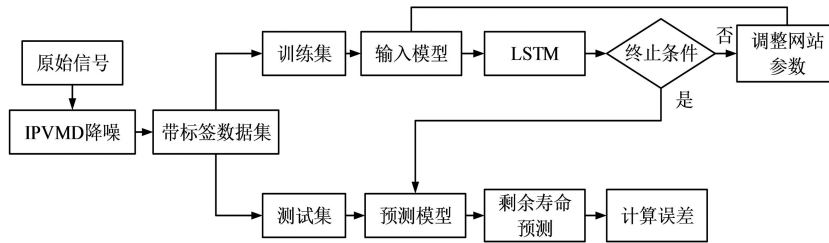


图 3 基于 IPVMD-LSTM 算法的剩余寿命预测流程

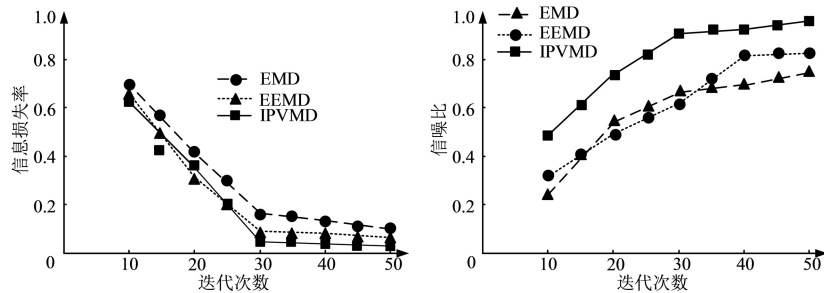
Fig. 3 Remaining life prediction workflow based on the IPVMD-LSTM algorithm

由图 3 可知,首先,收集弹性旁承的原始振动信号,并对这些信号进行 IPVMD 降噪处理,获得较为清晰的信号。随后,通过分析降噪后的信号,确定弹性旁承性能退化的拐点,并将剩余使用寿命标签进行归一化处理,生成带标签的数据集。接着,将带标签的数据集划分为训练集和测试集,其中训练集用于训练 LSTM 网络模型,测试集则用于测试模型的预测效果。在模型训练阶段,使用 LSTM 网络对训练集进行学习,训练得到的模型用于剩余使用寿命的预测。预测模型输出预测的剩余使用寿命值后,将其与真实值进行比较,计算预测误差,并评估预测模型的精度。如果模型的预测精度达到预期,即满足迭代终止条件,则

结束整个流程;否则,调整网络参数后返回继续训练模型。预期精度为实际精度的 5% 范围内波动。

## 2 模型性能分析

研究实验硬件配置采用的 CPU 为 Intel Core i5-9750H, GPU 为 NVIDIA Geforce RTX3090,显存为 8GB,内存为 16GB。数据集为 DesignSafe-CI 平台上的公开数据集,该数据集包含了旁承在各个情况下的振动信号。研究引入经验模态分解(empirical mode decomposition,EMD)和集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)来对比分析 IPVMD 模型的性能,结果如图 4 所示。



(a) 3 种算法模型的信息损失率

(b) 3 种算法模型的信噪比

图 4 各个模型的去噪性能对比

Fig. 4 Comparison of denoising performance among various models

图4(a)表示3种模型的信息损失率比较,图4(b)表示3种模型的信噪比比较。由图4(a)可知,EMD算法的初始信息损失率较高,随着迭代次数增加,信息损失率逐渐降低,在迭代次数约10次时迅速下降,30次后趋于平稳。EEMD算法的初始信息损失率略低于EMD,随迭代次数增加逐渐降低,曲线变化趋势类似EMD。IPVMD算法初始信息损失率最低,随着迭代次数增加,信息损失率迅速下降,表现出最优的性能,30次后趋于平稳。由图4(b)可知,EMD算法初始信噪比较低,随着迭代次数增加,信噪比逐渐升高,在迭代次数约10次时迅速上升,30次后趋于平稳。EEMD算法的初始信噪比略高于EMD,

随迭代次数增加逐渐升高,变化趋势与EMD类似。IPVMD算法初始信噪比最高,随着迭代次数增加,信噪比迅速上升,表现出最优的性能,30次后趋于平稳。3种算法在信息损失率和信噪比曲线中均在迭代次数约30次时出现明显拐点,30次后性能改进速度显著减缓,趋于稳定。综合来看,IPVMD算法在信息损失率和信噪比两个指标上均优于EMD和EEMD算法,表现出更好的性能,适用于需要高精度和低损耗的数据处理场景。引入门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)与时间卷积网络(temporal convolutional network, TCN)与此次提出的IPVMD-LSTM模型进行分析,结果如图5所示。

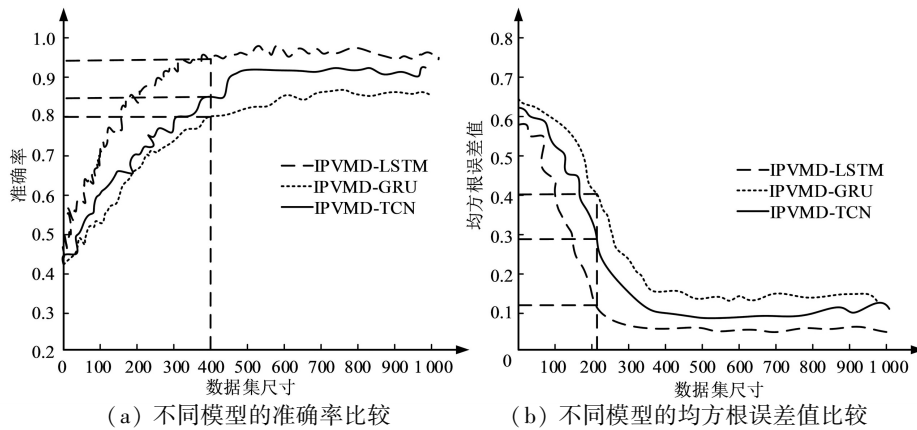


图5 各个模型的预测性能对比

Fig. 5 Comparison of predictive performance among models

图5(a)表示各个模型的预测准确率比较,图5(b)表示各个模型的均方根误差值比较。由图5(a)可知,随着训练集的增大,各个模型的准确率也在提高,在数据集尺寸为400左右时,3种模型的性能基本趋于稳定,达到收敛。在数据集尺寸为1000时,IPVMD-LSTM模型、IPVMD-GRU模型、IPVMD-TCN模型的剩余寿命预测准确率分别为0.97、0.92、0.86。由图5(b)可知,随着训练集的增大,各个模型的均方根误差值随之减小,在数据集尺寸达到400左右时,3种模型的性能基本趋于稳定,达到收敛。在数据集尺寸为1000时,IPVMD-LSTM模型、IPVMD-GRU模型、IPVMD-TCN模型的均方根误差值分别为0.06、0.11、0.15。实验结果表明,所提出的IPVMD-LSTM模型在3种模型中表现最为出色,在数据集相对较

少的情况下,就能到达较好的性能。选择6种不同的弹性旁承对各个模型的综合性能进行分析,结果如表1所示。

由表1可知,IPVMD-LSTM在所有构件上的准确率最高,说明LSTM模型在处理这些时间序列数据时表现最好,能够更好地捕捉数据中的长短期依赖关系。IPVMD-GRU次之,GRU在捕捉时间序列特征时效果较好,但比LSTM稍逊一筹,IPVMD-TCN的准确率最低。IPVMD-LSTM的均方根误差最低,进一步验证了其在预测中的高准确性。IPVMD-LSTM的处理时间最短,IPVMD-GRU的处理时间次之,IPVMD-TCN的处理时间最长,这是因为卷积操作在高维度数据上的计算开销较大。实验结果表明,IPVMD-LSTM在准确率、均方根误差和处理时间三方面均表现最优,有着较为出色的性能。

表1 综合性能分析

Tab. 1 Comprehensive performance analysis

构件	实际寿命/a	IPVMD-TCN			IPVMD-GRU		
		准确率/%	预测寿命/a	时间/ms	准确率/%	预测寿命/a	时间/ms
A	3.2	81.2	2.6	243	87.5	2.8	162
B	4.1	82.9	3.4	235	87.8	3.6	154
C	5.6	78.6	4.4	304	83.9	4.7	223
D	2.3	69.6	1.6	326	78.2	1.8	245
E	4.2	83.3	3.5	254	88.1	3.7	173
F	5.1	72.5	3.7	237	78.4	4.0	209

### 3 结论

针对弹性旁承在复杂工况下运行信号的非线性、不稳

定性以及信号中噪声干扰问题,研究提出了一种基于改进VMD与LSTM相结合的弹性旁承剩余寿命预测模型。该模型采用VMD对采集到的信号进行处理,并采用PSO优

化VMD的参数,通过LSTM构建剩余寿命预测模型。实验结果表明,在迭代次数为50时,IPVMD模型、EEMD模型、EMD模型的准确率分别为0.98、0.81、0.77。在数据集尺寸达到400左右时,各个模型的性能基本趋于稳定,达到收敛。在数据集尺寸为1000时,IPVMD-LSTM模型、IPVMD-GRU模型、IPVMD-TCN模型的剩余寿命预测准确率分别为0.97、0.92、0.86,均方根误差值分别为0.06、0.11、0.15。在综合性能上,IPVMD-LSTM在所有构件上的准确率最高,能够更好地捕捉数据中的长短期依赖关系。IPVMD-LSTM的均方根误差最低,进一步验证了其在预测中的高准确性。IPVMD-LSTM的处理时间最短,IPVMD-GRU的处理时间次之,IPVMD-TCN的处理时间最长。研究结果表明,所提出的IPVMD-LSTM模型能够较为准确地对弹性旁承进行寿命预测。尽管研究提出的IPVMD-LSTM模型在各项性能指标上表现优异,但仍存在一定的不足。例如,模型在处理更大规模数据集时的性能表现尚需进一步验证。此外,对于其他类型的机械设备信号处理和寿命预测,模型的适用性和泛化能力也有待进一步研究。未来的研究可以在优化模型结构和算法的基础上,进一步提升预测精度和效率,并扩展模型的应用范围。

## 参考文献

- [1] 卢燃, 庞博. 重型机械式变速箱齿轮剩余寿命预测方法[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(4):29-33.
- [2] 李耀华. 基于失效分析法的炼油化工装置裂纹缺陷安全监测方法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(2):72-75.
- [3] 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(9):2327-2336.
- [4] 张晓敏, 左文博, 肖理君, 等. 铁路货车转K6摇枕铸钢件铸造工艺研究及应用[J]. 铸造, 2024, 73(11):1592-1596.
- [5] 王飞, 黄涛, 杨晔. 基于Stacking多模型融合的IGBT器件寿命的机器学习预测算法研究[J]. 计算机科学, 2022, 49(1):784-789.
- [6] 朱霖, 于芊, 雷印杰, 等. 基于遗传算法选优的集成手段与时序卷积网络的涡扇发动机剩余寿命预测[J]. 计算机应用, 2020, 40(12):3534-3540.
- [7] 陈翔, 刘勤明, 胡家瑞. 多源传感器数据下基于注意力机制与长短期记忆网络的轴承故障诊断与寿命预测[J]. 信息与控制, 2024, 53(2):211-225.
- [8] 陈佳鲜, 毛文涛, 刘京, 等. 基于深度时序特征迁移的轴承剩余寿命预测方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(7):1699-1706.
- [9] 曾建潮, 武鑫宇, 张晓红, 等. 加速冲击损伤退化系统剩余寿命预测及预测维修决策[J]. 控制与决策, 2022, 37(10):2647-2656.
- [10] 全航, 张强, 邵思羽, 等. 基于CNN-Wave Net的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(10):3098-3103.
- [11] 孙曙光, 王泽伟, 陈静, 等. 基于卷积变分自编码和多头自注意力机制的断路器剩余机械寿命预测[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(3):106-118.
- [12] 周玉彬, 肖红, 王涛, 等. 基于动作周期退化相似性度量的机械轴健康指标构建与剩余寿命预测[J]. 计算机应用, 2021, 41(11):3192-3199.
- [13] 周建民, 高森, 张龙, 等. 基于RBF和优化Wiener模型的轴承剩余寿命预测[J]. 控制工程, 2022, 29(2):246-253.
- [14] 朱凯强, 陆宁云, 姜斌. 基于性能退化的高铁牵引系统的剩余寿命预测[J]. 信息与控制, 2020, 49(3):335-342.
- [15] 郑琪, 赵春晖. 轴承磨损阶段划分与分段剩余寿命估计方法[J]. 控制工程, 2022, 29(4):593-599.
- [16] 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.

(上接第72页)

## 5 结论

本项目利用树莓派和STM32完成水下遥控器设计,解决了水下机器人遥控控制及调试准备的多项控制功能。采用了树莓派4B处理器、Ubuntu Mate 20.04操作系统以及多种通信模块,实现了水下机器人的航行参数预置、水面和水下航行控制、数据回放分析等功能。用户可通过灵活的交互方式轻松操作,获得便捷直观的体验。该设计不仅满足了水下机器人的需求,还在实验中验证了其通用性和实用性,本项目为水下航行器的控制带来更多的灵活性及便利性。

## 参考文献

- [1] 庄静, 任大伟, 张文伟, 等. 一种工业无线遥控器的设计与实现[J]. 建设机械技术与管理, 2021, 34(5):96-99.
- [2] 刘军军. 基于STM32和树莓派的智能门禁系统[J]. 电子技术, 2021, 50(10):24-25.
- [3] 王波. 一种基于北斗短报文和NB-IOT的融合网关[J]. 网络安全技术与应用, 2023(7):14-16.
- [4] 陈浩昆. 基于三维GIS的智能配网自动巡检技术[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(8):106-110.
- [5] 仇锡瑞. 基于STM32及NB-IoT的电气监控系统的设计和研究[D]. 西安:西安石油大学, 2023.
- [6] 吴开震. 自主水下机器人的控制设计及实现[D]. 大连:大连交通大学, 2022.
- [7] 胡娟, 张博, 桂振文. 基于NB-IoT与北斗短报文的智能物流监控终端设计[J]. 广东通信技术, 2023, 43(6):55-59.
- [8] 闪静洁, 孙照阳, 刘春梅. 基于Wi-Fi的智能遥控器的设计与实现[J]. 科学技术创新, 2021(29):149-151.
- [9] 张靖涛, 温韩彬, 江炳伟, 等. 基于树莓派4B与STM32的防疫巡检机器人设计[J]. 广州航海学院学报, 2023, 31(1):67-71.
- [10] 胡润东, 徐松颖, 姜林, 等. 基于北斗短报文模块的航标遥测系统设计[J]. 中国水运, 2022(2):67-69.
- [11] 王茜. 有缆水下机器人运动控制技术研究[D]. 大庆:东北石油大学, 2022.
- [12] 张哲宇, 徐扬, 吴海涛, 等. 基于人工智能算法的RPA机器人视频巡检异常监测方法[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(12):115-119.
- [13] 覃建业, 喻浩, 何仁杰, 等. 基于无线通信的水下水质检测机器人系统设计[J]. 电子设计工程, 2023, 31(20):30-34.