

基于 DBLSTM 的巡飞弹控制器故障预测

王 杰¹ 白 晨¹ 许培元¹
WANG Jie BAI Chen XU Peiyuan

摘 要

巡飞弹控制器安装于弹体外部,是故障高发部件。当控制器内元器件出现性能退化时,若能为其生成精准的故障预测曲线,并对元器件剩余有效性能展开预测分析,及时采取应对措施,可有效规避潜在经济损失。故障会直接反映在巡飞弹的飞行轨迹上,因此采集其运行轨迹数据,对故障数据与无故障数据进行残差处理,可作为元器件剩余有效性能预测分析的数据源。文章将长短期记忆网络(LSTM)引入巡飞弹控制器故障预测领域,利用运行轨迹数据实现故障趋势预测。试验结果表明,该算法的预测效果良好,具备实用价值。

关键词

巡飞弹;故障诊断;剩余有效性能;机器学习;记忆网络

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.11.013

0 引言

巡飞弹作为无人机技术与传统弹药技术深度融合的创新产物,本质上可视为具备精确制导能力的自杀式无人机。它能够通过多种平台实现投放,是一类具备空中巡逻飞行功能,可执行情报侦察、目标定位、信息中继、区域管控、精准打击以及毁伤效果评估等多样化作战任务的新型智能弹药。在发射过程中,巡飞弹既可以借助搭载平台发射,也能够通过人工操作完成发射。发射后,巡飞弹迅速弹开弹翼与尾翼,启动动力装置,依据预设程序向目标区域飞行。抵达目标区域上空后,便按照预先设定的作战任务规划开展巡逻飞行,并依据指令精准完成各项作战任务。

故障诊断与剩余有效性能预测一直是健康管理领域的核心研究方向^[1]。然而,巡飞弹的工作环境往往极为恶劣。在实际运行过程中,当某一元器件出现性能退化时,极易引发其他元器件性能的协同衰减^[2],这种性能间的交叉影响十分普遍。再叠加复杂多变的外界环境因素干扰,使得巡飞弹剩余有效性能的准确预测面临巨大挑战^[3]。鉴于此,本文通过采集巡飞弹控制器的故障数据^[4],将长短期记忆网络(LSTM)创新性地引入故障预测领域,致力于实现对故障发展趋势的精准预判^[5]。相较于传统循环神经网络,LSTM有效解决了长期依赖问题^[6];在长期性能表现方面,LSTM通常优于时间递归神经网络和隐马尔可夫模型^[7]。此外,作为非线性模型,LSTM能够作为复杂的非线性单元,应用于构建更为庞大的深度神经网络体系^[8]。

1 故障退化趋势预测算法介绍

1.1 故障退化趋势预测方法

部件的性能退化是运行时间持续累积的必然结果。从性能开始出现微弱退化迹象,到逐步恶化超出系统容错范围,直至最终突破失效阈值^[9],构成了完整的性能退化过程。当部件无法维持正常工作状态时,即标志着其使用寿命终结。剩余有效性能(RUP)描述的是部件从当前性能水平至寿命终点期间所具备的有效性能^[10]。RUP可通过分析测量对象的性能退化数据,结合其观测数据与更新数据进行精确估计。

本文聚焦于基于机器学习的故障诊断与预测技术研究。长短期记忆网络(LSTM)作为一种在时序数据预测领域表现卓越的机器学习方法,能够有效处理时间序列中的复杂依赖关系。基于故障诊断算法的分析结果,本文进一步对LSTM网络进行结构优化,通过加深网络层次,构建深度双向长短期记忆网络(DBLSTM),实现对退化特征序列的全面跟踪与分析^[11]。

为验证模型有效性,本文针对巡飞弹控制器执行机构的电机失效故障开展模拟实验,获取DBLSTM网络所需的输入数据。将这些数据输入至已完成训练的DBLSTM网络中,通过模型的深度特征提取与时序分析能力,实现对故障退化趋势的精准预测,为巡飞弹系统的健康管理与维护决策提供重要依据。

1.2 长短期记忆神经网络(LSTM)

传统神经网络采用层间连接的网络结构,仅存在相邻两层之间的连接关系,这种架构在处理时序信号样本输入时存在局限性,难以有效捕捉时间序列中的动态特征与依赖关系。为解决这一问题,递归神经网络(RNN)应运而生,其独特的循环连接结构能够将历史信息传递至当前时刻,理论上可

1. 中国航空工业集团公司西安航空计算技术研究所

陕西西安 710068

[基金项目] 航空科学基金项目资助(2020Z069031001)

处理任意长度的时序数据。

然而，RNN 在实际应用中面临着严重的梯度消失问题。由于网络结构中不同隐层之间存在过去时间对当前时间的影响，随着时间跨度的不断增加，这种影响会呈指数级衰减，导致反向传播过程中梯度难以有效传递，使得模型无法学习到长距离的依赖关系。为克服这一缺陷，长短时记忆神经网络（LSTM）作为 RNN 的重要变体被提出。LSTM 通过引入独特的记忆单元，能够实现信息的长期存储，有效抑制了梯度消失现象，显著提升了模型处理长序列数据的能力^[12]。

LSTM 具备出色的泛化能力，相较于其他模型，其对数据量的依赖程度较低，在处理复杂非线性问题时展现出明显优势。如图 1 所示，LSTM 单元结构通过遗忘门、输入门和输出门等门控机制，实现了对信息的选择性记忆与更新。这些门控结构如同精密的开关，能够灵活控制信息的流入、流出与留存，使得 LSTM 网络可以将长期记忆与短期记忆有机结合，从而更好地捕捉时间序列数据中的复杂模式与长期依赖关系。

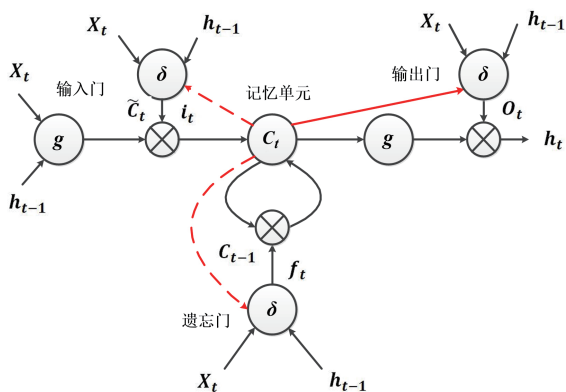


图 1 LSTM 单元结构

LSTM 模型由输入门 (i_t)、遗忘门 (f_t)、输出门 (o_t) 和存储单元 (c_t) 组成。LSTM 通过对模型中的信息进行筛选操作, LSTM 模型用公式分别表示为:

$$\mathbf{i}_t = \sigma(\mathbf{W}_i \cdot \mathbf{X} + \mathbf{b}_i) \quad (1)$$

$$f_t = \sigma(W_f \cdot X + b_f) \quad (2)$$

$$\mathbf{o}_t = \sigma(\mathbf{W}_\phi \cdot \mathbf{X} + \mathbf{b}_\phi) \quad (3)$$

$$\mathbf{c}_t = \mathbf{f}_t \otimes \mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{i}_t \otimes \tanh(\mathbf{W}_c \cdot \mathbf{X} + \mathbf{b}_c) \quad (4)$$

$$X = \begin{bmatrix} X_t \\ h_{t-1} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{h}_t = \mathbf{o}_t \otimes \tanh(\mathbf{c}_t) \quad (6)$$

式中: W 表示神经网络的权值; b 表示神经网络的偏置; X_i 表示神经网络输入; h_i 表示神经网络的隐藏层状态; σ 表示神经网络的激活函数。

LSTM 的训练过程是确定不同神经元之间传输信息的过程。如图 2 所示, LSTM 网络的每个状态单元包含 4 个以特殊方式交互的网络层。

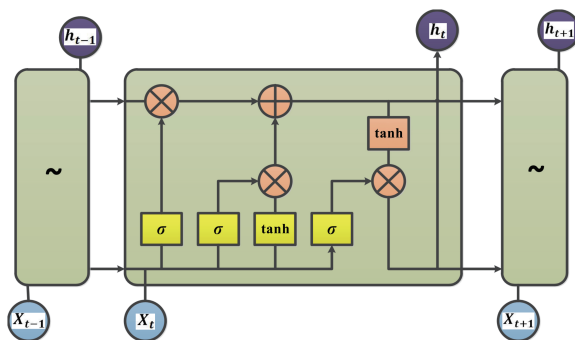


图 2 LSTM 网络的组成模块

图 2 中, 矩形框表示学习的神经网络层, 圆形框表示加法和乘法等计算。单箭头表示矢量传输, 双箭头组合表示向量的连接, 箭头表示向量的复制。状态单元可以长时间存储某些状态, 状态单元的值由遗忘门、输入门和更新门控制, 以保持旧状态并更新新状态。

更新当前神经元传递给前一个神经元的状态信息，通过sigmoid函数将遗忘门应用于特定对象后，其范围在0~1之间，控制信息保留率，从而控制遗忘内容。对上一步的结果应用tanh函数后，取值范围落在-1~1之间，用于确定减少或增加的信息。计算方法为：

$$\mathbf{C}_t = \tanh(\mathbf{W}_C[\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t] + \mathbf{b}_C) \quad (7)$$

将遗忘的结果和入口处理后的结果结合起来，将添加的结果传递给下一个单元，以更新单元的状态。 $\tanh$ 函数处理的当前状态值的结果乘以遗忘门结果的值。 $\tanh$ 激活函数后，范围落在 $-1 \sim 1$ 之间，实现对输出内容的决定。

1.3 深度双向长短期记忆神经网络 (DBLSM)

与传统的循环神经网络相比，双向循环神经网络可以同时利用过去和未来某一段时间段的信息。双向循环神经网络的本质是由两个 RNN 组合而成的网络结构，一个从序列起点，另一个从序列终点开始移动。本文将传统循环神经网络的神经元分为正向和反向两种状态，正向和反向的输入和输出互不影响。单向神经网络相当于传统 RNN 网络，反向神经网络相当于逆时间轴 RNN。由于有两个不同方向的 RNN，最小化目标函数可以直接用于影响当前信息的前一条信息和后一条信息，而不会延迟缩短以覆盖未来信息。由于在同一网络中跟踪两个时间方向，因此可以直接使用当前评估时间步长的过去和未来输入信息来最小化目标函数，而无需延迟包含未来信息。

本文将使用一种深度模型与双向 LSTM 相结合的深度双向 LSTM 模型 (DBLSTM), 应用于巡飞弹控制器故障预测。深度模型是多个隐藏层叠加的结构, DBLSTM 的结构如图 3 所示。DBLSTM 模型用于预测巡飞弹的主要退化特性。在巡飞弹飞控系统持续监控一段时间的情况下, 本文采用 DBLSTM 实现多步连续预测该时段的监控状态, 实现部件性

能退化轨迹的预测，并计算评估时间失败。对状态特征向量进行持续监测，每隔固定时间可以得到新的监测数据，不断利用新的监测数据改进预测模型，实现更准确、更长期的预测。本文采用 DBLSTM 网络对巡飞弹的飞行轨迹数据进行预测，通过将预测轨迹与实际无故障轨迹进行比较，得到故障部件的故障程度。

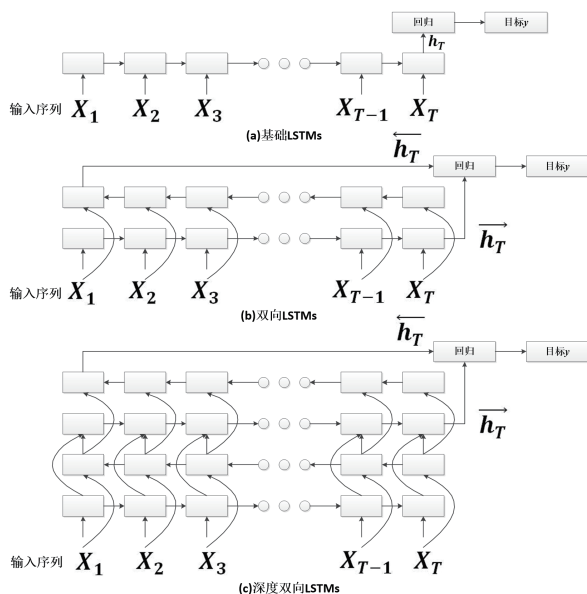


图3 用于时序回归的深度双向 LSTM 网络

2 实验及结果分析

2.1 实验准备及参数设置

巡飞弹在飞行过程中产生的多维度数据（如姿态角、飞行速度、发动机参数、导航定位信息等），会以高频次、低延迟的方式实时传输至集成式故障诊断系统。该系统基于先进的信号处理与模式识别算法，能够快速、精准地识别部件性能退化特征，一旦检测到性能指标偏离正常阈值，便立即触发对故障部件的剩余使用价值预测程序。

具体实施过程中，研究人员采用预先在海量历史数据上完成训练的长短期记忆网络（LSTM），构建起高精度的轨迹预测模型。LSTM 凭借其独特的门控机制，能够有效捕捉巡飞弹飞行轨迹中的时间序列特征和复杂动态变化规律，通过对历史飞行数据的学习，生成未来一段时间内的无故障轨迹预测数据。将预测数据与实际采集的真实飞行数据进行对比分析，计算二者之间的残差值，这些残差值包含了部件性能退化所导致的轨迹异常信息。

随后，利用降噪自编码器、主成分分析（PCA）等数据处理技术，对残差值进行特征提取与降维处理，去除冗余信息并强化关键退化特征。处理后的特征数据作为 LSTM 网络的新输入，结合部件性能退化的物理模型和先验知识，再次通过 LSTM 网络的深度计算与学习，最终实现对部件剩余有效性能（RUP）的精准预测。此外，为进一步提升预测精度

与可靠性，还可引入集成学习策略，融合多个 LSTM 模型的预测结果，或者结合粒子滤波、卡尔曼滤波等算法对预测过程进行动态优化。

整个故障预测流程形成了一个闭环反馈系统，不仅能够为巡飞弹的任务规划与决策提供关键依据，还可以通过持续更新预测模型的训练数据，实现对预测算法的迭代优化，以适应不同飞行环境和任务场景下的故障预测需求。完整的故障预测流程与各环节的交互关系如图4所示，图中清晰展示了从数据采集、特征提取、模型预测到结果输出的全流程操作逻辑与数据流走向。

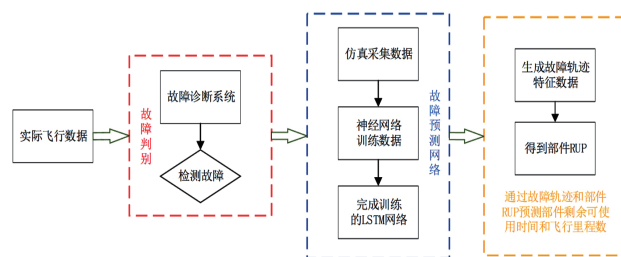


图4 故障预测流程图

两个神经网络 DBLSTM 故障预测模型的参数设置如表1所示。已知数据用于划分训练集和测试集的输入样本维度以及相应的预测结果。表1显示了轨迹预测网络和 RUP 预测网络的输入样本维度。

表1 DBLSTM 故障预测模型参数设置

轨迹预测网络		RUP 预测网络	
方法	取值	方法	取值
数据归一化方法	MiniMaxScaler	数据归一化方法	MiniMaxScaler
时间步长	1	时间步长	1
输入样本维度	8	输入样本维度	14
预测步数	2	预测步数	3
神经网络层数	3	神经网络层数	5

首先对每种故障类型注入时序故障，即不同时间段部件的故障程度不同，即故障程度随时间变化，以此来模拟部件随飞行时间的退化过程。

本文对每种故障都注入了故障，选取其中一种故障代表说明，图5中所示故障对巡飞弹飞行高度产生影响。将巡飞弹故障飞行轨迹曲线与无故障飞行轨迹曲线对比处理后，可以得出部件的失效率曲线，其中高度计的失效率曲线如图5所示。当巡飞弹运行前2s时，部件属于正常状态，2s末高度计开始失效，但是失效率低于5%，可以称为正常工作状态；当运行时间在3~17s时，失效曲线处于故障状态；17s后，部件超出完全失效阈值，处于完全失效状态。失效程度先是突增，后趋于相对平缓。

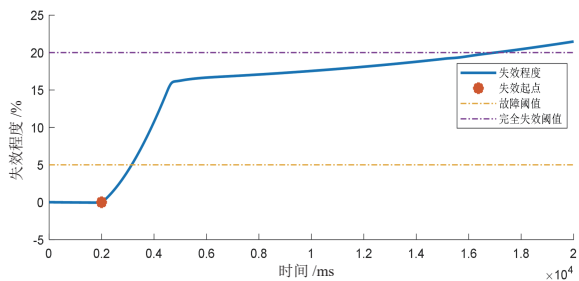


图 5 巡飞弹高度计故障失效率

2.2 实验结果分析

首先利用 LSTM 网络对巡飞弹的飞行轨迹进行预测，巡飞弹实际故障飞行轨迹与预测轨迹模型重合度很高，说明模型预测效果比较好。一个好的预测模型能够准确地预测出巡飞弹故障后的飞行轨迹，从而能够更加准确地估计巡飞弹随部件性能退化的特征信息。

一个部件失效后，对巡飞弹的飞行轨迹会产生影响，对 x 、 y 、 z 三轴三个维度上都有不同大小的影响，对部件失效程度的判断，应当归结于影响最大的维度上。由于用户说明的故障类型，故障迹象主要反映在 z 轴上，因此，以下根据高度上的偏差来判断部件的失效程度。通过巡飞弹的预测飞行轨迹曲线数据与无故障状态下的飞行轨迹曲线数据做残差处理，得到如图 6 所示的预测结果。

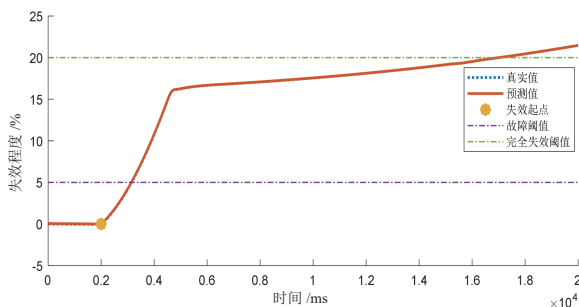


图 6 部件实际失效程度与预测失效程度

从图 6 中可以看出，巡飞弹部件实际失效程度与预测失效程度重合度很高，说明模型预测效果比较好。由此可以通过 DBLSTM 模型很好地实现对部件失效程度预测。将巡飞弹部件失效程度与预测失效程度做误差处理，为了展示预测误差，图 7 展示了部件失效程度预测的误差值。

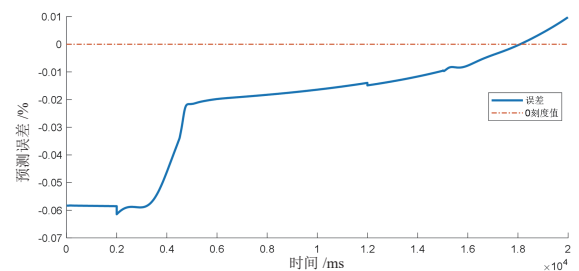


图 7 部件失效程度预测误差

预测误差最大值约为 0.06%，部件的失效程度在 5%~20% 为故障状态，超出 20% 为完全失效状态，0.06% 相对于 5% 而言，可近似忽略不计，说明模型的预测精确性比较理想。

2.3 对比实验小结

本文采用 DBLSTM 算法对巡飞弹控制器故障进行预测，并通过设置不同层数进行对比实验，通过实验结果找出最佳层数。不同层数网络的轨迹预测如表 2 所示。

表 2 不同层数网络的飞行轨迹预测实验结果对比

层数	1	2	3	4	5
最大误差 /%	<3.3	<1.9	<1.0	<1.3	<1.8

不同层数网络的 RUP 预测如表 3 所示。

表 3 不同层数网络的 RUP 预测实验结果对比

层数	1	3	5	6	7
最大误差 /%	<0.43	<0.21	<0.07	<0.12	<0.18

通过以上对比实验可以看出飞行轨迹预测网络的最佳层数为 3 层，RUP 预测网络的最佳层数为 5 层。由于不同层数网络的实验方法相同，本文只将最终实验结果对比做出了比较。并且最优层数网络的实验细节和过程已在前两节展示。

3 结论

根据实验与仿真数据建立了巡飞弹飞行控制器的传感器和执行机构的 RUP 退化曲线，采用深度学习的预测算法对故障部件进行实验。本章内容具体可概括如下：

- (1) 根据巡飞弹部件的故障程度随飞行时间变化而变化的特点，本章节通过模拟仿真时序状态下故障程度变化而产生的飞行数据，来训练神经网络。通过训练好的网络预测故障状态下的飞行轨迹，从而预测部件的故障程度曲线。
- (2) 通过注入时序故障，获得控制器故障的飞行数据。将处理后的故障输入到深度双向长短期记忆网络中训练。
- (3) 基于 DBLSTM 的故障预测算法可以实现对故障特征的多步连续预测，通过对故障状态下的飞行轨迹预测和部件故障程度的预测，来推测故障的故障程度，并可以推断出故障发生的时间。

参考文献：

[1] 毛海杰, 李炜, 冯小林. 非线性系统主动容错控制综述 [J]. 传感器与微系统, 2014, 33(4): 6-9.

[2] FAIZ J, MAZAHARI-TEHRANI E. Demagnetization modeling and fault diagnosing techniques in permanent magnet machines under stationary and non-stationary conditions: an overview[J]. IEEE transactions on industry applications, 2017, 53(3): 2772–2785.

(下转第 62 页)

尽管如此,模型仍受限于数据规模和静态图像输入,未来可在视频检测、行为识别与AR交互系统方向展开进一步研究。总体而言,本文方法在精度与实用性之间取得了较好平衡,为教育场景下的视觉感知系统提供了有益探索。

参考文献:

- [1] 李安琪. 生发·建构·探索·拓维: 基于STEAM理念的木工坊活动实践的创新探索[J]. 中国信息技术教育, 2025(5): 105-107.
- [2] 李承烨, 张震, 梁哲恒, 等. 目标检测模型综述[J/OL]. 计算机研究与发展, 1-35[2025-06-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1777.TP.20250506.1645.012.html>.
- [3] 张晓雷, 蒋源昊, 徐慧英, 等. BVD-YOLO: 基于YOLOv5改进的无人机小目标检测算法[J/OL]. 浙江师范大学学报(自然科学版), 1-11[2025-06-13]. <https://doi.org/10.16218/j.issn.1001-5051.2025.055>.
- [4] 张志豪, 厉小润, 陈淑涵. 基于改进YOLO11的无人机航拍图像小目标检测算法[J]. 液晶与显示, 2025, 40(6): 915-930.
- [5] 韩科立, 王振坤, 余永峰, 等. 基于改进YOLO11n模型的棉花田间复杂环境障碍物检测方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(5): 111-120.
- [6] YANG L X, ZHANG R Y, LI L D, et al. SimAM: a simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks[C]//International conference on machine learning. New York: JMLR.org, 2021: 11863-11874.
- [7] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense

object detection[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. Piscataway: IEEE, 2017: 2980-2988.

- [8] SHORTEN C, KHOSHGOFTAAR T M. A survey on image data augmentation for deep learning[J]. Journal of big data, 2019, 6(1): 1-48.
- [9] TERVEN J, CORDOVA-ESPARZA D M, ROMERO-GONZÁLEZ J A. A comprehensive review of YOLO architectures in computer vision: from YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS[J]. Machine learning and knowledge extraction, 2023, 5(4): 1680-1716.
- [10] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J Y, et al. Generalized intersection over union: a metric and a loss for bounding box regression[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2019: 658-666.

【作者简介】

廖员(1982—), 女, 四川成都人, 硕士研究生, 讲师, 研究方向: 人工智能、虚拟现实, email: liaoyuan@guc.edu.cn.

黎润霖(1993—), 通信作者(email: arnold0824@hotmail.com), 男, 四川成都人, 硕士研究生, 助教, 研究方向: 自动驾驶、计算机视觉。

杨昌(1979—), 男, 湖南宁乡人, 硕士研究生, 副教授, 研究方向: 工业设计、少儿木工, email: 112932889@qq.com.

(收稿日期: 2025-06-15 修回日期: 2025-11-04)

(上接第57页)

- [3] 冯玉光, 徐望, 顾钧元, 等. 导弹装备健康管理及其关键技术研究[J]. 兵器装备工程学报, 2017, 38(1): 7-11.
- [4] 徐望, 冯玉光, 奚文骏. 导弹发射系统的CBM体系结构研究[J]. 飞航导弹, 2016(7): 54-58.
- [5] 杜涛, 阮爱武, 汪鹏, 等. 一种基于BP神经网络的集成电路PHM模型[J]. 计算机工程与科学, 2017, 39(1): 55-60.
- [6] 王林秋, 郑磊, 张永武. 基于PHM的复杂机电系统健康管理技术研究[J]. 计算机测量与控制, 2018, 26(1): 27-30.
- [7] 周奇才, 沈鹤鸿, 赵炯, 等. 基于深度学习的机械设备健康管理综述与展望[J]. 现代机械, 2018(4): 19-27.
- [8] 张雪英, 栾忠权, 刘秀丽. 基于深度学习的滚动轴承故障诊断研究综述[J]. 设备管理与维修, 2017(18): 130-133.
- [9] 杨剑锋, 乔佩蕊, 李永梅, 等. 机器学习分类问题及算法研究综述[J]. 统计与决策, 2019, 35(6): 36-40.
- [10] PRABU S, VELAN B, CHRISTALIN N S, et al. Mobile

technologies for contact tracing and prevention of COVID-19 positive cases: a cross-sectional study[J]. International journal of pervasive computing and communications, 2020, 18(2): 226-235.

- [11] 孟宏鹏. 基于机器学习的飞行器舵面系统故障诊断研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2017.
- [12] ZHONG Y J, ZHANG Y M, ZHANG W, et al. Actuator and sensor fault detection and diagnosis for unmanned quadrotor helicopters[J]. IFAC-papersonline, 2018, 51(24): 998-1003.

【作者简介】

王杰(1998—), 男, 甘肃天水人, 硕士, 工程师, 研究方向: 飞行器控制与故障诊断。

(收稿日期: 2025-05-16 修回日期: 2025-11-11)