文章编号:1671-4598(2026)10-0288-08 DOI:10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2026.10.037 中图分类号:TP181 文献标识码:A

基于机器学习的无人机蜂群健康度评估技术研究

田 淼[1], 汪晶晶[1], 余家豪[2], 钟卫东[1]
(1. 武警工程大学 智能与安全学院, 西安 710086;
2. 北京航天测控技术有限公司, 北京 100041)

摘要: 针对复杂作业环境下无人机蜂群健康评估精度不足、故障预警滞后、单机任务权重难以动态量化工程的问题, 开展多机器学习融合的无人机蜂群健康度评估技术研究; 围绕多源传感数据分布式预处理、集成学习单机故障智能识别、对数线性内核二项逻辑斯蒂回归单机百分制健康量化、遗传-模糊综合评判自适应权重求解、集群健康加权融合五大环节开展分析, 融合 FMECA 故障分析理论与无人机全寿命周期监测数据, 构建端到端全自动化一体化健康评估体系, 实现 0~100 连续百分制健康量化与工况驱动的单机权重自适应求解, 补齐传统评估流程碎片化、健康状态离散二值判定、权重依赖专家固定赋值、多算法无法协同运行短板; 仿真测试条件下故障检测率稳定达到 93.7%以上, 虚警率低于 2.4%; 针对电磁干扰、低温、数据丢包工况仅开展综合条件仿真验证, 尚未完成多干扰梯度下的定量性能测试; 该技术可实现大规模异构无人机蜂群在线实时运维与故障提前预警, 支撑动态任务调配, 同时适配民用基建巡检、应急救援业务场景。

关键词: 无人机蜂群; 集群健康度; 逻辑斯蒂回归; 遗传模糊算法; 故障预测与健康管理

Health Assessment Technology for UAV Swarms Based on Machine Learning

TIAN Miao[1], WANG Jingjing[1], YU Jiahao[2], ZHONG Weidong[1]
(1. College of Intelligence and Security, Engineering University of PAP, Xi'an 710086, China;
2. Beijing Aerospace Measure & Control Corp (AMC). Ltd., Beijing 100041, China)

Abstract: Aiming at the engineering pain points of insufficient health-evaluation accuracy, delayed fault early-warning and difficulty in dynamically quantifying single-UAV task weights for UAV swarms under complex operating environments, research on the UAV-swarm health-assessment technology integrated with multiple machine-learning algorithms is carried out. This paper analyzes five key links: distribution preprocessing of multi-source sensor data, intelligent identification for single UAV faults via ensemble learning, percentage-scale health quantification of single UAV by binomial logistic regression with log-linear kernel, adaptive weight solving with genetic-fuzzy comprehensive evaluation, and swarm health weighted fusion. It integrates failure mode, effects and criticality analysis (FMECA) theory with full-life-cycle monitoring data of UAVs to construct an end-to-end fully-automatic integrated health-assessment system, realize a health quantification with 0~100 continuous percentage and a working-condition-driven adaptive weight solution for single UAV, and solve the shortcomings of conventional assessment schemes such as fragmented processes, discrete binary judgment of health status, expert-dependent fixed weights and poor coordination among multiple algorithms. Simulation tests show that the fault detection rate stably reaches above 93.7%, and the false-alarm rate is below 2.4%. Comprehensive simulation is only verified under electromagnetic disturbance, low temperature and data-packet-loss scenarios, with quantitative performance tests under multi-gradient interferences not completed. The technology can provide online real-time operation-maintenance and advance fault early-warning for large-scale heterogeneous UAV swarms, and support a dynamic task allocation while being suitable for business scenarios such as civil infrastructure inspection and emergency rescue.

Keywords: UAV swarm; swarm health degree; logistic regression; genetic fuzzy algorithm; prognostics health management (PHM)

收稿日期:2026-07-12; **修回日期:**2026-08-31。
基金项目:装备综合研究项目。
作者简介:田 淼(1991-),男,硕士研究生。
通讯作者:汪晶晶(1986-),女,博士,副教授。
引用格式:田 淼,汪晶晶,余家豪,等. 基于机器学习的无人机蜂群健康度评估技术研究[J]. 计算机测量与控制,2026,34(10):288-295.

0　引言

无人机蜂群依托分布式协同、大规模饱和作业的技术优势，广泛应用于军事侦察打击、基建巡检、农林环境监测、应急救灾等场景。异构蜂群由数十至数百架无人机构成，单机动力、飞控、通信、载荷系统故障极易诱发连锁失效，若集群整体健康水平无法得到精准评估，会造成任务中断、装备损毁，甚至引发次生安全事故。传统单机健康检测手段依靠固定阈值完成故障判别，难以适配蜂群海量多源异构传感数据处理需求，仅能够实现故障二元判定，同时无法根据单机任务重要性完成权重动态量化，评估结果容易失真，因此亟需构建适配通用场景、多算法协同的自动化智能健康评估体系。在国外相关研究中，文献［1－4］围绕弹性网络拓扑恢复开展研究，实现故障条件下集群网络的自愈重构；文献［5－6］完成体系级故障预测与健康管理（PHM，prognostics health management）仿真与任务可靠性评估建模；文献［7－8］针对容错控制与任务重规划开展算法研究；文献［9－10］提出分层边缘智能框架与恶劣环境下集群连通性维护策略；文献［11］将统计推断方法引入无人机故障检测；文献［12］建立面向蜂群配送业务的服务化故障感知框架。上述成果多聚焦单一技术环节优化，缺少从数据采集到集群综合评估的端到端完整评估链路，健康量化多采用离散或二值化判定模式。国内研究方面，文献［13－15］开展集群弹性评估与重构方法研究；文献［16］借助故障传播有向图分析蜂群故障连锁影响机理；文献［17］搭建数据驱动的集群故障诊断模型；文献［18］基于强化学习求解集群预测性维修决策；文献［19］开展基于节点重要度的无人机健康评估研究；文献［20］构建效能评估混合模型用于异构蜂群能力测算；文献［21］从复杂网络角度分析集群健壮性；文献［22］实现分布式蜂群电池性能预测与管理。国内现有研究大多集中于单机评估或单一维度分析，权重赋值常依赖专家主观经验，难以适配异构蜂群动态变化的任务工况。综合现有研究成果可以看出，当前领域主要存在评估流程碎片化、健康量化精度不足、权重分配缺乏自适应能力、多算法融合深度有限等短板。多机器学习融合的无人机蜂群健康度评估技术串联多源传感数据分布式预处理、集成学习单机故障智能识别、对数线性内核二项逻辑斯蒂回归单机百分制健康量化、遗传－模糊综合评判自适应权重求解、集群健康加权融合五大递进环节，融合故障模式、影响及危害性分析（FMECA，failure mode，effects and criticality analysis）与全寿命周期监测数据，搭建端到端自动化评估体系，可输出 0～100 连续百分制健康指标并实现权重自适应求解，能够弥补现有技术的短板，为大规模异构无人机蜂群故障预测与健康管理提供技术支撑。

1　总体架构及评估原理

1.1　系统总体架构

本文设计的无人机蜂群健康度评估系统采用分层模块化架构，由数据采集层、单机状态识别层、单机健康度量化层、权重计算层、集群综合评估层 5 个模块构成，配套数据存储与实时计算平台完成海量异构数据处理。各模块依次联动、协同完成评估工作，如图 1 所示。系统整体硬件由无人机机载传感器、数据传输单元、服务器、处理器、存储器及通信接口组成；软件包含集成学习分类模型、二项逻辑斯蒂回归模型、遗传算法－模糊评判模型以及数据调度程序。

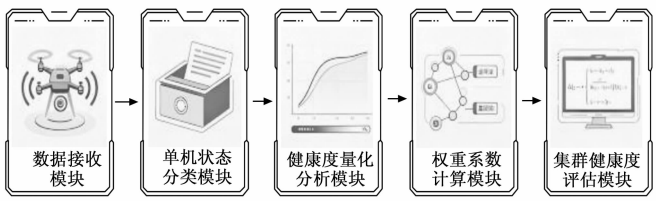

图 1　系统总体架构

1）数据接收模块：负责实时接收蜂群所有无人机机载动力、飞控、通信、载荷多类传感器回传原始监测数据，完成异常值剔除、缺失值补全、量纲统一、特征对齐等清洗操作，按单机 ID 分类缓存，向下一模块标准化分发结构化数据集；

2）单机状态分类模块：内置多分类器集成学习模型与分类投票器，依托 FMECA 故障库与故障注入标注数据集完成离线训练；输入清洗后传感数据，并行输出多组判定结果，经投票融合输出单机唯一实时工作状态（正常/故障）；

3）健康度量化分析模块：搭载对数线性内核二项逻辑斯蒂回归模型，融合实时状态与全寿命周期历史监测数据，通过极大似然＋梯度下降求解模型最优参数，计算机体正常概率，映射转换为 0～100 百分制单机健康度；

4）权重系数计算模块：采用遗传算法结合模糊评判综合评价模型，输入单机硬件配置、作业功能优先级、设备冗余度参数，迭代求解每台无人机归一化权重，区分核心功能机与辅助机的评估贡献度；

5）集群健康度评估模块：读取全部单机健康度与对应归一化权重，执行加权求和运算，输出集群全局综合健康度，同步生成单机健康明细、故障定位清单、整体风险分级报告。

1.2　整体评估原理

无人机蜂群健康度评估完整流程分为 5 个核心步骤，如图 2 所示。

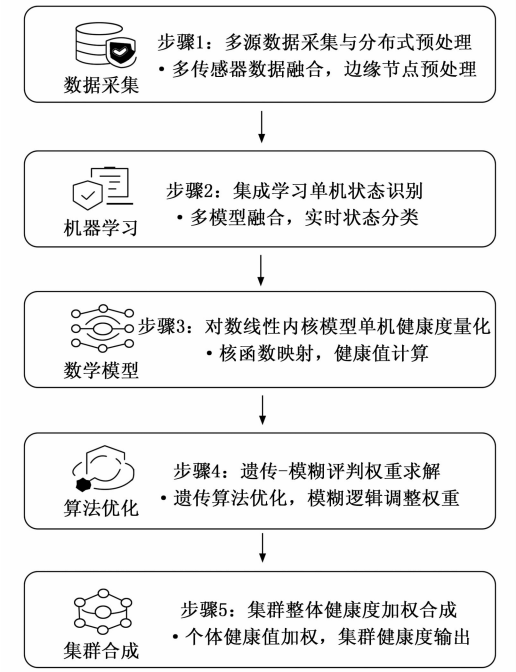

图 2 健康评估流程

1）多源数据采集与分布式预处理：蜂群内部每架异构无人机搭载动力电压、电机转速、姿态角、通信信噪比、载荷工况等多类型传感器，不间断同步采集三类核心数据：运行状态数据、飞行控制数据、机载逻辑交互数据，同步生成模拟量、布尔量混合海量异构数据集。数据来源分为三类：机载实时流式回传数据、地面人工故障记录、历史全寿命周期统计归档数据；

2）集成学习单机状态识别：将预处理标准化数据集输入集成学习分类框架，内部并行部署支持向量机、决策树、朴素贝叶斯、浅层神经网络多类独立分类器；每类分类单独输出“正常/故障”二元标签，全部结果送入投票器，按多数投票规则输出单机最终工况；

3）对数线性内核模型单机健康度量化：以单机实时工况、全寿命周期历史监测数据为输入，采用对数线性内核二项逻辑斯蒂回归计算机体正常概率。通过 Sigmoid 函数映射得到 0～1 区间概率，线性缩放转换为 0～100 百分制健康分值，直观表征机体损耗、故障严重程度。模型采用极大似然构造损失函数、梯度下降迭代求解最优权重与偏置参数；

4）遗传－模糊评判权重求解：为消除均等加权带来的评估偏差，综合单机硬件成本、作业功能、设备冗余、故障连锁影响四大维度构建模糊评价体系；设置决策变量边界矩阵，初始化遗传算法种群、交叉、变异参数，迭代进化收敛后解码得到各无人机归一化权重，核心功能设备分配更高评估权重；

5）集群整体健康度加权合成：统计蜂群内全部无人机的单机健康分数与各自对应的归一化权重，将每一架无人机的健康数值和它的权重数值一一相乘，再把所有相乘得到的结果全部相加，最终汇总得出整个无人机蜂群的综合健康分值。系统在输出集群总分的同时，同步生成故障无人机清单与整体风险等级判定结果，可为作业任务调整、故障设备检修、集群编队重构等工作提供量化数据支撑。

2 多源数据预处理与集成学习单机故障识别

2.1 多源监测数据采集与分布式预处理

2.1.1 监测数据类型

各类异构无人机搭载多类型机载传感设备，运行过程中持续同步采集多维度监测信息，数据整体分为运行状态、飞行控制、机载逻辑三大类混合异构数据，涵盖连续变化模拟量与设备布尔状态量。数据来源包含无人机飞行过程实时流式回传传感信号、地面运维人员记录的故障台账、长期存储的全周期历史飞行统计资料。海量原始数据存在格式不统一、时间戳错位、异常跳变值、缺失片段等问题，无法直接输入智能模型计算，需完成统一清洗标准化操作。整套数据处理依托 HDFS、Spark、Storm 分布式大数据组件搭建完整存储计算体系，适配大规模蜂群不间断产生的海量时序数据处理需求。

2.1.2 数据存储与实时处理

HDFS 分布式文件系统负责长期归档存储全周期历史监测数据集，搭配 Spark 离线计算框架定期完成批量数据特征提取、故障样本标注与训练数据集制作。Storm 流式计算引擎专门处理无人机实时回传数据流，在线自动完成异常值剔除、缺失数据插值、多传感器时间对齐、量纲统一等标准化清洗流程。经过预处理后的每条数据样本统一包含无人机唯一编号、精准时间戳与全部标准化传感特征，不存在无效缺失字段，可直接向下游单机状态识别模块传输，无需二次转换处理，大幅降低模型在线推理阶段的数据预处理开销。

2.2 基于集成学习的无人机单机状态智能识别

2.2.1 模型构建基础

无人机单机状态集成学习分类模型为有监督学习模型，以标签化海量无人机监测数据为训练样本，融合多种机器学习分类器联合判定单机工作状态，识别结果仅分为正常状态、故障状态两类。

模型训练前期完成 FMECA，依托无人机系统结构树搭建故障数据库，积累故障专家知识；同时开展故障注入试验，模拟各类典型故障模式，采集正常工况与故障工况下的特征数据，形成原始数据集。对原始数据集进行人工＋自动标签标注，构建标准有监督学习样本集。

2.2.2　分类器选型与集成逻辑

基础分类器选取支持向量机、决策树、朴素贝叶斯、逻辑回归、浅层神经网络，选型依据兼顾模型特性与无人机故障数据集特点：支持向量机对小样本故障样本具备较好分类能力；决策树擅长捕捉特征之间非线性关联，输出可解释性强；朴素贝叶斯计算开销低，对噪声传感数据具备一定鲁棒性；逻辑回归输出概率信息，适合表征故障发生置信度；浅层神经网络能够拟合复杂多维传感特征映射关系。五类基础模型具备预测多样性，模型之间误差来源相互独立，单一分类器在部分样本上产生的错判可被其余分类器修正，通过集成策略降低整体泛化误差。集成模块采用硬相对多数投票（硬投票）融合规则，各基础分类器输出独立二值标签（正常/故障），每个分类器赋予同等投票权重，统计各类标签得票数量，选取得票最高类别作为单机最终状态；当出现票数完全均等时，以 FMECA 故障知识库先验作为裁决依据。本研究未采用加权投票，主要原因：仿真数据集下各基础分类器测试精度接近，缺少足够外场真实故障样本标定各分类器输出可信度，加权投票的权重分配条件暂不具备。

分类模块完整设计过程为：

1）FMECA 故障库建立；

2）故障注入数据集采集与标注；

3）数据集划分；

4）各基础分类器独立训练与 K 折交叉验证调参；

5）投票融合器搭建；

6）输出单机故障识别结果。

本模型选用支持向量机、决策树、逻辑回归、神经网络、贝叶斯分类器作为基础独立分类器，所有分类器均使用同一套标签化样本集完成训练。

单机状态识别执行流程：

1）将单台无人机预处理后的监测数据，并行输入集成学习模型内多个独立分类器，输出多组独立状态判定结果；

2）将所有分类结果输入分类投票器，按照预设投票规则完成结果融合；

3）投票器输出单机最终实时工作状态（正常/故障）。

4）模型训练与精度校验

集成学习模型完整训练流程：

1）开展 FMECA 分析，建立无人机故障知识库；

2）实施故障注入试验，采集全工况特征数据；

3）数据集标签化处理，划分训练集、验证集、测试集；

4）分别训练多类基础分类器，搭建分类投票器；

5）采用 K 折交叉验证对集成模型进行精度校验，优化模型参数，得到最终可用的单机状态识别模型。

3　单机健康量化、自适应权重求解与集群综合健康度合成

3.1　基于二项逻辑斯蒂回归的单机健康度量化

3.1.1　模型基本定义

采用对数线性内核二项逻辑斯蒂回归分析模型完成单机健康度量化，输出值域为［0，100］的百分制健康度。定义模型输入与参数：

$\boldsymbol{X}=(x^{(1)},x^{(2)},\cdots,x^{(n)},1)^T$：多源传感器数据输入向量；

$\boldsymbol{\omega}=(\omega^{(1)},\omega^{(2)},\cdots,\omega^{(n)},b)^T$：权重与偏置向量，$\omega^{(n)}$ 为单维度权重，b 为全局偏置量；

$Y=1$：无人机正常状态；

$Y=0$：无人机故障状态。

本文所述对数线性内核二项逻辑斯蒂回归，并非传统 SVM 的正定核函数，是对输入特征做对数域非线性预处理，再送入对数几率层，实现对无人机性能退化这类非线性过程的表征。对原始传感特征向量 $\boldsymbol{X}$ 做对数变换映射：$\widetilde{\boldsymbol{X}}=\ln(\boldsymbol{X}+\varepsilon)$，$\varepsilon$ 为极小正常数，避免零输入对数无意义；将变换之后 $\widetilde{\boldsymbol{X}}$ 替代原始特征输入逻辑斯蒂回归，Sigmoid 映射、极大似然＋梯度下降参数求解流程保持不变。相比标准线性逻辑斯蒂回归，对数特征映射可以放大微弱性能退化特征差异，更加适合捕捉部件缓慢劣化这类非线性退化趋势；核映射相关超参数 ε 在仿真实验中根据数据分布进行调试，该参数的最优标定需要多组外场故障样本，后续将结合真实飞行数据进一步优化。

3.1.2　核心计算模型

模型通过 Sigmoid 函数计算不同工作状态的概率，核心公式如下：

$$P(Y=1\mid\boldsymbol{X})=\frac{\exp(\boldsymbol{\omega}\cdot\boldsymbol{X})}{1+\exp(\boldsymbol{\omega}\cdot\boldsymbol{X})} \tag{1}$$

$$P(Y=0\mid\boldsymbol{X})=\frac{1}{1+\exp(\boldsymbol{\omega}\cdot\boldsymbol{X})} \tag{2}$$

式（1）为无人机处于正常状态的概率，式（2）为无人机处于故障状态的概率。

3.1.3　模型参数求解

采用极大似然估计构建目标函数，结合梯度下降法完成参数 $\boldsymbol{\omega}$ 优化求解。似然函数：

$$P(Y\mid x,\boldsymbol{\omega})=\prod_{i=1}^{N}[f(\boldsymbol{x}_i)]^{y_i}[1-f(\boldsymbol{x}_i)]^{1-y_i} \tag{3}$$

构建负对数似然目标函数：

$$L=-\sum_{i=1}^{N})\{y_i\log f(\boldsymbol{x}_i)+(1-y_i)\log[1-f(\boldsymbol{x}_i)]\} \tag{4}$$

以最小化负对数似然函数为目标，使用梯度下降法迭代求解最优参数向量 $\bar{\boldsymbol{\omega}}$，完成模型参数固化。将最优参数代入式（1）、式（2），得到最终可用的回归模型。

3.1.4 健康度量化流程

1）将单机全寿命周期多源监测数据输入回归模型，求解各维度数据对应的权重与偏置量；

2）对输入向量、权重、偏置进行线性叠加，结果代入 Sigmoid 函数，输出各工作状态概率值（值域［0，1］）；

3）提取与单机实时工作状态对应的概率值；

4）对概率值进行区间缩放转换，得到 0～100 的百分制数值，即为该无人机单机健康度。

3.2 基于遗传算法－模糊评判的权重系数计算

由于蜂群内部不同无人机搭载载荷、承担作业功能、硬件造价、集群冗余配置与故障连锁影响程度存在明显差异，如果采用均等权重开展集群健康融合计算会大幅低估核心功能机型故障带来的整体风险，因此本文采用遗传算法结合模糊评判综合模型自适应求解每架无人机对应的归一化权重，先围绕作业功能重要性、设备硬件成本、集群冗余备份能力、故障连锁影响范围四项核心维度搭建模糊评价体系，确定各项指标的取值区间与边界约束矩阵，再完成遗传算法基础参数初始化工作，明确编码规则、种群规模、最大迭代代数、交叉概率与变异概率，随机生成初始权重染色体种群并完成解码运算，通过模糊评判模型计算每条染色体对应的综合适应度，随后循环执行选择、交叉、变异进化操作并保留每一代精英个体避免最优解丢失，迭代至预设最大代数后终止运算，对末代最优染色体进行解码得到各无人机原始权重数值，最后对全部原始权重做归一化处理，保证所有权重数值相加总和为 1，得到可直接用于集群健康度加权运算的单机权重系数，实现依据无人机自身综合属性差异化分配评估贡献占比。

模糊评价体系以硬件配置、作业功能重要性、设备冗余度、故障连锁影响范围作为四维输入指标。各指标输入先做归一化预处理，映射至［0，1］论域；指标模糊化拟采用三角形－梯形组合隶属度函数，指标中间区间采用三角形隶属度实现精细区分，指标边界区间采用梯形隶属度实现饱和约束。模糊推理选用 Mamdani 推理模型，and 算子取极小，合成算子取极大－极小；解模糊采用重心法输出初步评价值。受限于本阶段仅开展仿真验证，缺少大量异构蜂群外场运行样本，各隶属度函数精确参数、完整模糊规则库尚未完成标定，在本算法框架中，将隶属度参数、模糊规则作为遗传算法寻优空间内一部分，由遗传迭代过程完成参数寻优；完整参数标定、规则库构建将在后续外场试验阶段进一步完成。

完整模糊评判流程为：

1）输入指标归一化；

2）指标模糊化处理；

3）模糊规则推理；

4）重心法解模糊；

5）输出单台无人机综合评价得分，将得分作为遗传算法个体适应度评价依据。

3.3 无人机蜂群集群健康度合成

在完成所有单机百分制健康分值与归一化权重系数的计算后，系统开展集群整体健康程度的融合测算工作，将蜂群内每一架无人机的健康数值和自身对应的权重分别相乘，再把全部相乘结果累加汇总，最终得到整个无人机蜂群统一的综合健康分值，该分值区间同样保持 0 至 100，数值高低直观反映集群整体运行安全水平。设蜂群内共有 n 台无人机，第 i 台无人机单机健康度为 H_i，对应权重系数为 W_i，则蜂群整体健康度 H 计算公式：

$$H = \sum_{i=1}^{n} H_i \cdot W_i \tag{5}$$

式中，$H_i \in [0, 100]$，W_i 为归一化权重系数。通过该公式得到最终无人机蜂群战时健康度评估结果。在输出集群综合健康得分与风险分级结果的同时，平台同步生成完整结构化评估报告，完整记录每台无人机编号、单机健康分数、对应权重占比、故障类型清单等关键信息，依托量化评估结果为作业任务调整、故障设备定点检修、集群编队重新规划等运维工作提供直观、可落地的数据支撑。

当前集群健康度计算采用单机健康度静态加权求和，假设各单机故障条件近似独立，未考虑故障连锁传播、通信拓扑断裂、整体任务能力降级等蜂群耦合特性。从理论上，可在现有静态加权结果基础上引入集群层面修正系数 K，该系数由拓扑连通度 C_{topo} 与任务冗余度 R_{task} 两项调节项共同构成，即 $H_{\text{final}} = H \cdot K$（$C_{\text{topo}}$，$R_{\text{task}}$）。拓扑连通度反映蜂群通信图代数连通特征，任务冗余度表征关键任务节点备份情况。当发生节点失效、链路中断时，K 值下降，实现对集群健康度结果的向下修正。受限于当前仿真平台尚未实现故障连锁传播、动态通信拓扑仿真模块，该修正模型仅完成理论构想，完整公式标定与仿真验证纳入后续研究工作。

4 实验分析与结果

本次仿真验证的实验对象为 8 机规模异构无人机蜂群仿真集群；仿真场景为常规任务执行环境，叠加电机损耗、电池衰减故障；仿真输入为机载多源传感仿真时序数据；实验条件：基于离线仿真数据集开展，无真实外场试飞，仿真数据集内包含正常样本与注入故障样本。

本次实验参照文档五级健康分级标准（健康、亚健康、合格、异常、故障）与分层评估流程开展验证，底层指标量化、部件权重求解、集群综合评估三层结果均

与传统门限法、均等权重 AHP 形成对照。底层动力、通信等时序参数测试显示，传统固定门限仅能识别明显超限故障，平均评估误差 8.2～12.7 分；本文融合核密度估计与 KL 散度的统计量化方案，可捕捉缓慢性能退化，平均误差降至 2.1～4.6 分，故障检测率稳定在 93.7%以上，虚警率低于 2.4%，对小幅损耗工况敏感度显著提升。

选取辅助控制器、液压驱动装置、机械传动装置开展部件级权重求解，构建区间模糊判断矩阵，经遗传算法 20 万次迭代收敛，得到最优权重分别为 0.499 97、0.091 30、0.408 73，如图 3 所示，一致性校验通过后加权得到无人机蜂群个体健康度为 83.934。

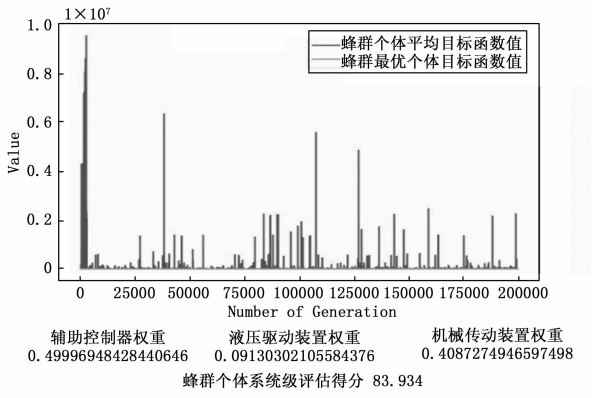

图 3　无人机蜂群个体健康度评估

小型异构蜂群仿真基于 Python 仿真框架完成，仿真对象为 8 架异构无人机，包含侦察型、察打型两类机型；仿真过程采集动力电压、电机转速、姿态角、通信信噪比、载荷工况时序传感数据，叠加轻度电机损耗、中度电池衰减故障模式，获取仿真时序数据集输入算法开展评估。受限于仿真平台规模，本次仅完成有限规模集群仿真，尚未实现大规模集群、编队动态重构场景的完整遍历；更全面的场景遍历、对象数量扩充、多组重复统计分析纳入后续研究。搭建小型异构蜂群仿真验证，含轻度电机损耗侦察无人机、中度电池衰减察打无人机，集成学习模块精准完成故障定位，蜂群个体健康分值如表 1 所示。

表 1　无人机蜂群个体健康度表

无人机蜂群个体编号	健康度/%	归一化权重 W_i
1	83.934	0.132 4
2	91.925	0.115 6
3	93.824	0.148 9
4	91.912	0.127 3
5	86.081	0.106 5
6	93.843	0.152 1
7	86.287	0.098 7
8	88.742	0.118 5

依托遗传－模糊模型自适应赋权后集群综合健康得分 89.884%，对照五级健康标准判定为亚健康。

叠加电磁干扰、低温、数据丢包复杂工况重复测试，整套评估流程输出稳定，框架无需大幅调整即可适配巡检、作战多类集群。实验证明，该机器学习融合模糊层次的评估体系分层量化精准，解决传统方法灵敏度不足、权重失真缺陷，可直接支撑无人机蜂群故障预警与运维决策。

在仿真环境中对电磁干扰、低温、随机数据丢包工况开展验证测试，但尚未设置多梯度干扰强度开展定量对比；现有仿真仅验证算法在上述干扰存在时可以输出有效评估结果，故障检测率、虚警率指标为综合干扰条件下统计结果，不同干扰等级下性能衰减量化测试有待后续完善。

5　技术优势与应用前景

5.1　核心技术优势

1）状态识别精度高：采用多分类器集成学习＋投票融合机制，模型可持续迭代优化，有效提升无人机正常/故障状态识别准确率；

2）健康度量化直观：将状态概率转换为 0～100 百分制健康度，结果可视化程度高，便于运维与指挥人员快速研判；

3）权重分配科学合理：融合遗传算法与模糊评判，结合战时任务属性分配单机权重，评估结果贴合真实作战工况；

4）全生命周期适配性强：融合 FMECA 故障分析、历史全寿命周期数据与实时传感数据，系统鲁棒性与可靠性更高；

5）自动化与规模化能力突出：数据采集、分析、计算、结果输出全流程无人干预，支持大规模无人机蜂群在线连续监测；

6）模型通用性好：基础分类器、回归模型可根据不同机型无人机灵活调整，适用场景广泛。

5.2　应用前景

本技术面向战时无人机蜂群作战保障场景，可嵌入无人作战指挥系统，实现集群故障提前预警、任务状态动态评估、单机故障定位，有效提升无人机蜂群战场生存能力与持续作战能力。同时该方案亦可拓展至民用巡检、测绘、安防等民用无人机蜂群场景，具备军民两用价值。

6　结束语

针对无人机蜂群健康评估存在评估流程割裂、权重固定、故障预警滞后、量化结果失真等问题，融合多源传感数据预处理、集成学习故障识别、对数线性内核二项逻辑斯蒂回归、遗传－模糊综合评判方法构建端到端

一体化集群健康评估体系，打通从数据处理、单机故障判别、百分制健康量化、自适应权重求解到集群健康融合的完整计算流程。依托 FMECA 故障知识库与故障注入数据集完成模型训练，利用集成学习投票机制提升故障识别鲁棒性，结合核密度统计手段捕捉装备缓慢性能退化，降低底层指标评估误差；以硬件成本、任务优先级、设备冗余、故障连锁影响构建四维模糊评价体系，通过遗传算法迭代求解各无人机归一化权重，实现核心作业机型差异化赋权。仿真实验结果表明，该体系故障检测率可达 93.7%以上，集群综合健康得分可客观表征蜂群整体运行风险，相比传统均等权重层次分析法，能够有效规避核心单机故障带来的风险低估；针对电磁干扰、低温、数据丢包仅完成综合干扰条件仿真验证，尚未开展多梯度干扰强度的定量对比测试，可同时满足军用异构作战集群以及民用巡检、应急救援场景的评估需求。当前研究仅完成算法理论推演与仿真数据集验证，尚未针对蜂群动态增减、编队实时重构开展模型优化，也未开发轻量化推理模块适配机载边缘终端，后续将开展多机型蜂群外场飞行试验，基于真实故障样本提升模型泛化能力，研发机载端轻量化推理模块实现本地实时评估，引入动态时序权重更新机制适配任务切换与装备损耗，进一步完善无人机蜂群全生命周期故障预测与健康管理体系，为集群动态任务调配、分级检修、编队重构提供可靠的数据支撑。

本研究当前仅完成算法理论推演与仿真数据集验证，仍然存在若干局限：未完成隶属度函数、模糊推理规则库的实测样本标定；对数一线性映射超参数有待外场飞行数据进一步调优；故障连锁修正系数、拓扑连通度与任务冗余度调节模型仅完成理论构想，尚未开展仿真验证；复杂干扰工况缺少多梯度强度定量测试；小型异构蜂群仿真规模有限，未遍历编队动态重构、集群动态增减各类场景。后续研究将重点开展多机型蜂群外场飞行试验，采集真实故障样本，完成模糊评价体系参数标定与扩展修正模型仿真验证，补充多梯度干扰条件的对比测试，同时开发轻量化推理模块部署于机载边缘终端，引入动态时序权重更新机制，进一步完善无人机蜂群全生命周期 PHM 智能健康管理体系。

参考文献：

[1] LIN H，YANG C，DING L H，et al. Zero-shot scalable resilience in UAV swarms：a decentralized imitation learning framework with physics-informed graph interactions [J/OL]. ArXiv Preprint ArXiv：2604. 15762，2026. https://arxiv. org/abs/2604. 15762.

[2] LAI C C. Resilient topology-aware coordination for dynamic 3D UAV networks under node failure [J/OL]. ArXiv Preprint ArXiv：2602. 10029，2026. https://arxiv. org/abs/2602. 10029.

[3] LIN H，ZHU C G，DING L H，et al. Multi-level damage-aware graph learning for resilient UAV swarm networks [J/OL]. ArXiv Preprint ArXiv：2506. 09703，2025. https://arxiv. org/abs/2506. 09703.

[4] HU T Z，ZONG Y，LU N Y，et al. Dynamic recovery and a resilience metric for UAV swarms under attack [J]. Drones，2025，9 (8)：589.

[5] DINGELDEIN L. Simulation framework for real-time PHM applications in a system-of-systems environment [J]. Aerospace，2023，10 (1)：58.

[6] LIU Y，ZHANG P T，FANG Z. Mission reliability evaluation method of UAV swarms based on an improved DBN [J]. Drones，2026，10 (6)：423.

[7] GIACOMOSSI L，HAGLUND A，NAMATOVU C，et al. Market-based replanning for safety-critical UAV swarms in search and rescue missions [C] //2026 49th International Convention on Information and Communication Technology，Electronics and Microelectronics (MIPRO)，Opatija：IEEE，2026：1168－1173.

[8] JIANG Z L，SONG T T，YANG B W，et al. Fault-tolerant control for multi-UAV exploration system via reinforcement learning algorithm [J]. Aerospace，2024，11 (5)：372.

[9] PARK C，JUNG W，KIM H. LAEI：layered autonomous edge intelligence framework for robust UAV swarm operations [J/OL]. ArXiv Preprint ArXiv：2606. 09099，2026. https://arxiv. org/abs/2606. 09099.

[10] SUN S J，CAO C，LYU Y，et al. Intelligent maintenance and routing decision making for UAV clusters in harsh environments [J]. Drones，2026，10 (6)：455.

[11] KHUSHIYANT. HEP statistical inference for UAV fault detection：CLs，LRT，and SBI applied to blade damage [J/OL]. ArXiv Preprint ArXiv：2603. 18546，2026. https://arxiv. org/abs/2603. 18546.

[12] ALKOUZ B，BOUGUETTAYA A，LAKHDARI A. Failure-sentient composition for swarm-based drone services [C] //2023 IEEE International Conference on Web Services (ICWS)，Chicago：IEEE，2023：493－503.

[13] 顾凌枫，何 明，陈国友，等. 无人机集群系统弹性研究 [J]. 系统工程与电子技术，2021，43 (1)：156－162.

[14] 牛恬欣. 无人机集群的网络弹性评估及优化研究 [D]. 西安：西安工业大学，2025.

[15] 韦宸越，何 明，韩 伟，等. 无人机集群弹性评估及重构技术研究 [J]. 计算机工程与应用，2024，60 (15)：1－10.

[16] 陈严波，黄金龙，王志军，等. 基于有向图的蜂群无人

机故障影响 [J]. 航空学报，2020，41 (s2)：724287.
[17] 李润泽，姜　斌，余自权，等. 基于数据驱动的无人机集群故障检测与诊断 [J]. 北京航空航天大学学报，2024，50 (5)：1586－1592.
[18] 吴其隆，冯　强，任　羿，等. 基于深度强化学习的无人机集群预测性维修决策算法 [J]. 兵器装备工程学报，2024，45 (11)：283－290.
[19] 丁　羽，杨　蒲，冯可佳，等. 基于节点重要度和 AHP 的无人机健康评估 [J]. 控制工程，2024，31 (10)：1805－1811.
[20] 卢元杰，龙珊珊，赵　航，等. 基于混合模型的异构无人机蜂群效能评估 [J]. 系统仿真学报，2024，36 (3)：700－712.
[21] 陈宇轩，张昊龙，付　鑫，等. 基于复杂网络的无人机集群健壮性评估研究 [J]. 计算机仿真，2024，41 (4)：37－42.
[22] 任东哲. 分布式无人机蜂群电池性能综合管理和预测方法 [J]. 今日制造与升级，2024 (7)：10－13.

(上接第 287 页)

[2] 张　波，孙　博，梁宗康，等. 腹腔镜手术技能评价工具的发展与现状 [J]. 腹部外科，2024，37 (5)：384－391.
[3] 胡建昆，周总光，杨　昆，等. 中国腹腔镜技术考核与评价标准体系 (CLSTA) [J]. 中国实用外科杂志，2021，41 (9)：993－996.
[4] PARO R，MASCAGNI P，BELDI G，et al. Technical skill assessment in minimally invasive surgery using artificial intelligence：a systematic review [J]. Surgical Endoscopy，2023，37 (10)：7412－7424.
[5] KOWALEWSKI K F，HENDRIE J D，SCHMIDT M W，et al. Development and validation of a sensor-and expert model-based training system for laparoscopic surgery：theiSurgeon [J]. Surgical Endoscopy，2017，31 (5)：2155－2165.
[6] KUO R J，CHEN H J，KUO Y H. The development of an eye movement-based deep learning system for laparoscopic surgical skills assessment [J]. Scientific Reports，2022，12 (1)：11036.
[7] HOFFMANN H，FUNKE I，PETERS P，et al. AIxSuture：vision-based assessment of open suturing skills [J]. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery，2024，19 (6)：1045－1052.
[8] JIN A，YEUNG S，JOPLING J，et al. Tool detection and operative skill assessment in surgical videos using region-based convolutional neural networks [C] //2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)，IEEE，2018：691－699.
[9] GOLDBRAIKH A，D'ANGELO A L，PUGH C M，et al. Video-based fully automatic assessment of open surgery suturing skills [J]. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery，2022，17 (3)：437－448.
[10] ISMAIL F H，FORESTIER G，WEBER J，et al. Evaluating surgical skills from kinematic data using convolutional neural networks [C] //Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention-MICCAI 2018，Springer International Publishing，2018：214－221.
[11] GAO Y，VEDULA S S，REILEY C E，et al. JHU-ISI gesture and skill assessment working set (JIGSAWS)：a surgical activity dataset for human motion modeling [C] //MICCAI Workshop：M2CAI，2014：3.
[12] FUNKE I，MEES S T，WEITZ J，et al. Video-based surgical skill assessment using 3D convolutional neural networks [J]. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery，2019，14 (7)：1217－1225.
[13] WANG L，XIONG Y，WANG Z，et al. Temporal segment networks for action recognition in videos [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2018，41 (11)：2740－2755.
[14] LAVANCHY J L，ZINDEL J，KIRTAC K，et al. Automation of surgical skill assessment using a three-stage machine learning algorithm [J]. Scientific Reports，2021，11 (1)：5197.
[15] LIN W，YU J，PENG X，et al. Study on the application of progressive training method combined with imagery training method in laparoscopic suturing skills training for resident physicians [J]. BMC Medical Education，2025，25 (1)：369.
[16] STERGIOU A，POPPER. AdaPool：exponential adaptive pooling for information-retaining downsampling [J]. IEEE Transactions on Image Processing，2022，32：251－266.
[17] BERTASIUS G，WANG H，TORRESANI L. Is space-time attention all you need for video understanding? [C] //ICML，2021，2 (3)：4.
[18] SIMONYAN K，ZISSERMAN A. Two-stream convolutional networks for action recognition in videos [C] //Advances in Neural Information Processing Systems，2014：27.
[19] ZHU Y，LAN Z，NEWSAM S，et al. Hidden two-stream convolutional networks for action recognition [C] //Asian Conference on Computer Vision，Cham：Springer International Publishing，2018：363－378.
[20] DOSOVITSKIY A，BEYER L，KOLESNIKOV A，et al. An image is worth 16x16 words：Transformers for image recognition at scale [J]. Arxiv Preprint Arxiv：2010.11929，2020.