

基于遥测参数建模的无人飞行器 发动机故障诊断

王海霞, 李凯勇

(青海民族大学 物理与电子信息工程学院, 西宁 810007)

摘要: 无人机系统工作处于外回路, 从故障发生到判定需要一定的时间做出反馈与控制, 若未及时处理, 将影响无人机系统运行的稳定性; 无人机作为一个大的迟滞延迟复杂系统, 只能通过遥测遥控数据掌握飞行器状态; 而无人飞行器故障预测与健康管理技术 (PHM), 是利用先进的传感器的集成, 实时下传无人机遥测数据, 并借助各种算法和智能模型来预测、监控和管理无人机的状态; 以遥测数据作为基础, 结合无人机的实际工程应用需求, 分析无人机发动机典型故障模式, 建立无人机发动机典型故障的粒子滤波、K-Means 聚类、多层感知器等 3 种诊断模型; 并在最后利用试验数据对诊断结果进行了比较和分析, 对 3 种方法的适用性展开了阐述和说明; 实验结果表明, 提出的诊断方法能够有效地用于无人机发动机故障诊断中, 针对 11 种典型故障的平均诊断准确率在 90% 以上, 在工程应用方面具有较高的实用价值。

关键词: 无人机; 遥测数据; 故障诊断; 粒子滤波; K-Means 聚类; MLP

Fault Diagnosis Method of UAV Engine Based on Telemetry Data

Wang Haixia, Li Kaiyong

(College of Physics and Electronic Information Engineering Qinghai Nationalities University, Xining 810007, China)

Abstract: It takes time to do feedback and control for the outer loop UAV system from failure to its identification in the outer loop which will affect the stability of the system if not handled in time. As a large hysteresis delay complex systems it is the only way for UAV to master craft condition telemetry and remote data. UAV's prognostics and health management (PHM) technology, is to predict, monitor and manage the condition of UAV by using advanced sensor integration, real-time telemetry downlink data, and various algorithms and intelligent models. Based on the telemetry data and combined with actual engineering application demands UAVs, this paper analyzed the typical fault modes, established three UAV typical fault detection models, such as particle filter, K-Means cluster, multi layered perceptron neural network. The experimental results show the fault diagnosis method can be effectively used in the maintenance of UAV, the average diagnostic accuracy is more than 90% for the 11 typical faults, and has high practical value in engineering application.

Keywords: UAV; telemetry data; fault diagnosis; particle filter; K-Means cluster; MLP

0 引言

随着无人机技术的发展, 现代无人机系统机载设备变得越来越复杂, 在保障飞行安全、降低维护成本、提高无人机可用性方面, 对故障诊断和维护方法提出了新的挑战。提高安全性、可靠性和效率, 降低无人机的使用和维护成本, 始终受到用户的密切关注。PHM 技术可以对无人机的重要部件和系统进行全面的健康状态监测, 是现代信息技术和人工智能技术在维护保障领域综合利用的最新发展。

通过为无人机系统提供新型健康管理解决方案, 能够预测系统故障概率并在下一段时间采取适当的维护措施, 包括故障检测和隔离、故障诊断、故障预测、健康管理和组件寿命跟踪。无人机作为一个大型延迟复杂系统, 只能通过遥测遥控数据来掌握飞机的状态, 如果不能及时预判, 当故障真的发生时, 就会无能为力。遥测遥控数据是掌握无人机系统健康状态, 预判和分析故障的重要手段, 有时也是唯一的手段, 更具有现实意义。

PHM 技术是综合测试与故障诊断等技术的新的新发展。在无人机中应用 PHM 技术, 可以有效地实现对装备关键部件及分系统的故障检测、诊断、预测与评估, 从而更有效地提高无人机装备保障水平。通过 PHM 技术研究, 可以对无人机进行自我修复、任务降级或提前准备所需的维护资源, 从而降低生命周期成本。

传统的无人机等装备维修过程采用的一般都是基于事件的维修或定期维修方式, 这些维修方式顾名思义主要是

收稿日期: 2019-04-06; **修回日期:** 2019-04-25。

基金项目: 青海湟中堆绣艺术图像数字保护资源库开发 (2019-GX-170)。

作者简介: 王海霞 (1981-), 女, 青海西宁市人, 硕士, 实验师, 主要从事电子技术方向及 EDA 技术方向的研究。

李凯勇 (1969-), 男, 江苏人, 硕士, 副教授, 主要从事电子技术应用及 EDA 技术方向的研究。

根据装备是否出现异常或故障等问题来进行维修，或是根据装备维修保障的有关规定定时维修。通常这种方式无法有效地根据装备的实际使用运行情况进行有针对性的维修，造成了一定程度上的经费、人员和时间的浪费，目前正在逐渐被视情维修（即基于状态的维修）方式所取代。而 PHM 技术作为视情维修的重要关键技术，通过实现深层次的故障诊断、预测与评估等功能，可以更高效地确保无人机装备的安全性，并提高其经济性，从而引起了广泛的关注。

无人机装备的故障诊断技术是 PHM 技术的重要组成部分，目前一般包括以下几种类型：1) 基于知识的故障诊断方法。分为专家系统方法、模糊推理方法、故障树方法等。该方法根据专家在长期工作实践中积累起来的大量故障诊断经验和知识来反映对象运行特性从而解决故障诊断问题，并不依赖对象的精确数学模型^[1]。但缺点是在一定程度的知识获取方面面临一些困难；2) 基于模型的故障诊断方法。这种方法的特点主要是在装备对象的观察结果和信息基础上，建立相应的系统结构和功能的数学模型，之后通过建立的精确数学模型来进行故障诊断^[2-3]。但由于装备对象一般都十分复杂，因此应用该方法建模的难度较大；3) 数据驱动的故障诊断方法。该方法的特点是主要以装备运行过程的数据为基础，通过对其进行分析处理来完成装备的故障诊断，既不需要了解装备的精确数学模型，也不需要了解故障诊断的知识，一般包括信号处理方法、机器学习方法等类型^[4-6]。但也存在难以解析和解释失败等不足。目前，无人机故障诊断的重点研究对象是传感器^[7-8]，但是随着技术的发展，飞控、电源、发动机等也得到了越来越多的重视^[9-10]。

本文结合无人机工程的实际应用要求，基于故障预测与健康管理的 (PHM) 理论发展，在无人机装备故障模式分析基础上，研究遥测数据驱动的故障诊断方法，为实现无人机健康管理提供技术依据。

1 无人机发动机典型故障及模式分析

无人机系统的组成十分复杂，但作为一个飞行器，动力系统无疑是其中最重要的系统。发动机作为无人机系统的动力系统，是无人机正常飞行及工作的保证。

对某型无人机开展了故障模式分析，共总结了 5 大类的 11 种不同故障，故障的 5 大类型包括：怠速不稳定或无法调整；高速工作不稳定、失火或间断点火；发动机过热；震动严重，工作粗暴，排气管冒烟；怠速正常，但不能加速。分别选取自故障发生时开始，持续一定时间内的故障数据，参数具体包括发动机转速、滑油压力、汽缸温度等。以故障 1 为例，故障数据的波动趋势可以描述如下：滑油压力波动较大，之后发动机转速突然降低，抖动变大。如图 1 所示。

然后，对 11 种故障数据进行趋势描述，别进行分类，

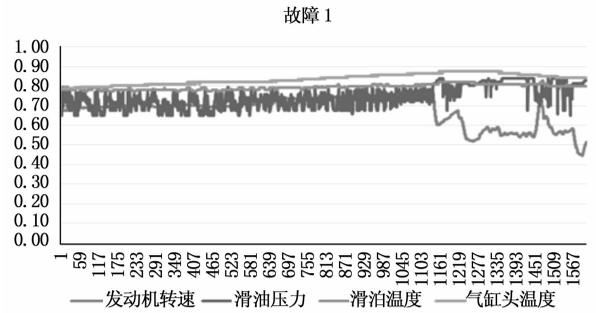


图 1 无人机发动机故障案例

如表 1 所示。

表 1 发动机系统主要故障记录表

故障编号	故障现象	故障原因
1	怠速不稳定或无法调整	活塞或活塞环磨损
2		汽化器堵塞, 汽化器内部污染、锈蚀, 供油不畅
3		火花塞电极间隙不正确、油污
4	高速工作不稳定、失火或间断点火	点火模块其中一路与地短路, 发动机工作不稳定(抖动)
5	发动机过热	贫油、供油不足
6		油路不通
7		排气温度 1 与排气温度 2 测量数据异常
8	震动严重, 工作粗暴, 排气管冒烟	恒压器堵头漏油不起恒压作用, 形成压力供油
9		气缸内有水分
10		曲轴前端或后端螺母松动
11	怠速正常, 但不能加速	油压供油不足

2 基于遥测数据的无人机发动机故障诊断方法

本文主要研究粒子滤波、K-means 聚类 and MLP 等 3 种基于数据的无人机发动机故障诊断方法。

2.1 粒子滤波故障诊断方法

粒子滤波法建立在蒙特卡洛方法基础之上，是贝叶斯理论与随机采样方法结合的结果。该方法具有解决任意非线性、非高斯系统的滤波问题的能力。

粒子滤波法使用状态空间中的大量采样点来对实际状态的概率密度函数进行近似（这些采样点即为“粒子”）。在粒子数量增加之后，可以很好地近似获得的概率密度函数，并且实现最佳贝叶斯估计的效果。该方法为每个粒子分配权重，使得由大量不同权重点组成的离散分布可以近似于连续分布，并且能够跟踪系统的多个模式的行为，因此可以利用该特点来实现在连续状态和离散状态估计中的。

粒子滤波方法的主要不足, 是粒子退化和跟踪突变状态的能力较差。

粒子滤波方法的描述如下:

1) 初始化: $k = 0$ 。对已知的 $p(x_0)$ 进行采样得到 $\{x_0^i\}_{i=1}^N$, 在此过程中, 对权重进行平均分配, 为 $1/N$ 。

2) 连续重要性抽样: $k = 1, \dots, N$ 。随机从建议分布分发函数中提取 N 个粒子:

$$x_k^i \sim q(x_k^i/x_{k-1}^i, y_k) = p(x_k^i/x_{k-1}^i), i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

更新粒子权重并标准化权重:

$$\tilde{w}_k^i = w_{k-1}^i p(y_k/x_k^i) \quad (2)$$

$$\tilde{w}_k^i = \tilde{w}_k^i / \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i \quad (3)$$

3) 重采样: 计算有效样本 $N_{eff} = 1 / \sum_{i=1}^N (\tilde{w}_k^i)^2$, 如果 $N_{eff} < N_{threslod}$, $N_{threslod}$ 是给定的阈值, 并根据 $p(\tilde{x}_k^i = x_k^i) = \tilde{w}_k^i$ 获得新的支撑粒子集 $\{\tilde{x}_k^j, 1/N; j = 1, 2, \dots, N\}$ 重新取样。

4) 输出。状态估计和方差估计分别如公式 (4) ~ (5) 所示:

$$\hat{x}_k = E(x_k/y_k) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i x_k^{(i)} \quad (4)$$

$$P_k = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i (\hat{x}_k - x_k^i)(\hat{x}_k - x_k^i)^T \quad (5)$$

5) 如果 $k \leq T$ (T 为已知量测值 y 的个数), 那么令 $k = k + 1$ 并返回步骤 (2)。否则, 退出过程。

2.2 K-means 聚类诊断方法

给定一个聚类 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$, 可以利用某个评分函数 (如下式所示的平方差和评分函数 sum of squared error, SSE) 来评估其质量:

$$SSE(c) = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in C_i} \|x_j - \mu_i\|^2 \quad (6)$$

目标是找到使得平方差和分数最小的聚类:

$$c^* = \arg \min_c \{SSE(C)\} \quad (7)$$

K-means 聚类方法的主要思路, 是采用一种贪心的迭代方法来找到使得式 (1) 最小的聚类, 因此, 它会收敛到局部最优点而不是全局最优点。

假设待分类的初始数据集 (x_1, x_2, \dots, x_n) , 并且每个 x_i 是包含原始数据的 d 个特征的 n 维向量, K-means 聚类的目的就是, 在给定分类组数 k ($k \leq n$) 值的条件下, 将原始数据分成 k 类, $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ 。

该方法的流程如图 2 所示, 主要步骤包括: 首先, 从样本数据集 C 中随机抽取 k 个元素作为 k 个簇的各个中心。其次, 分别计算 k 个簇的其余要素与中心之间的差异度, 并将这些要素放入差异度最低的集群中。之后, 在聚类结果的基础上, 通过使用所有聚类要素的每个维度的算术平均值的方法重新计算 k 个簇的各个中心。下一步, 根据所求得到的中心再次对样本数据集 C 中的所有要素进行聚

类, 计算准则函数, 这一步骤需要重复进行, 直到 k 个簇的各个中心不再发生新的变化 (即判断准则函数是否满足阈值)。最后输出结果即是 k-means 聚类结果。

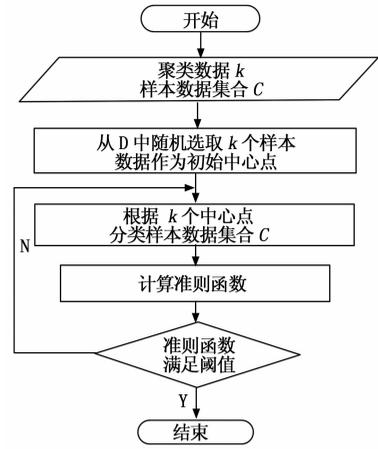


图 2 K-Means 算法流程图

2.3 多层感知器 (MLP) 诊断方法

多层感知器 (Multi-Layer Perception, MLP) 是一种常见的基于神经网络的机器学习模型。该模型包括输入层, 一个或多个隐藏层和输出层。神经网络为每个输入分配权重, 然后累积输入并将其用于阈值函数。在训练过程结束之后, 神经网络可以针对输入产生适当的输出。输入、输出、隐藏层和节点的数量需要神经网络配置后确定。可以根据经验确定适当数量的节点和层, 但应准确确定网络的输入属性。网络的输入和属性在决策中起着重要作用。

多层感知器作为广泛使用的机器学习模型, 适合回归和分类等应用。该模型的学习一般基于误差函数梯度下降的原则, 但有时可能会存在过拟合的现象。

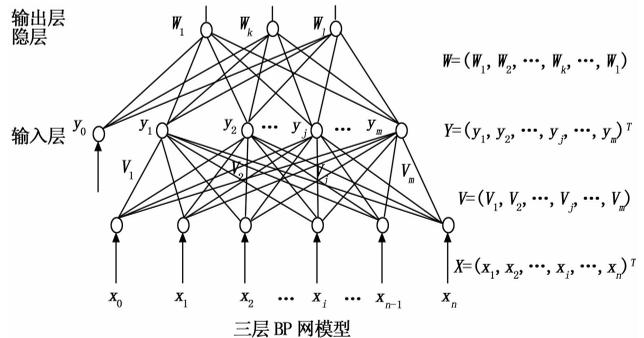


图 3 多层感知器原理图

图 3 给出了多层感知器 (MLP) 的原理图。输入层包括:

$$a_k = f(net_k) k = 1, 2, \dots, l \quad (8)$$

$$net_k = \sum_{j=0}^m \omega_{jk} y_j, k = 1, 2, \dots, l \quad (9)$$

隐藏层包括:

$$y_j = f(\text{net}_j) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

$$\text{net}_j = \sum_{i=0}^m v_{ij} x_i \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

其中变换函数 $f(x)$ 为连续、可导的单极性 Sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (12)$$

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \quad (13)$$

多层感知神经网络训练流程如图 4 所示。MLP 的功能特性表明它适用于故障诊断。可以使用反向传播进行 MLP 训练, 最后获得对应于当前网络权重的实际输出。对于无人机等典型装备 (如发动机), 其故障诊断是基于故障特征的故障分类模型, 以实现系统确定健康状态, 因此可以应用 MLP 进行故障诊断。

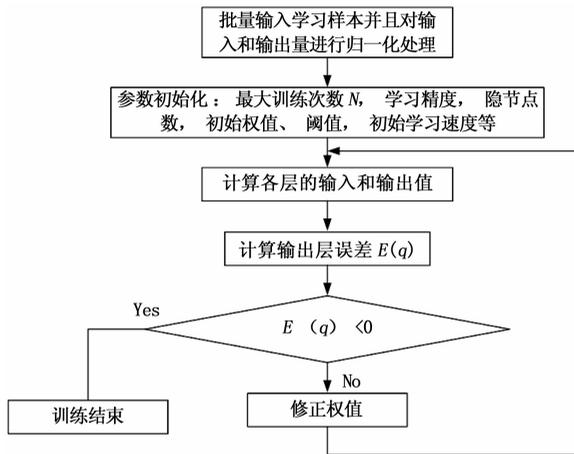


图 4 多层感知神经网络训练流程图

3 仿真实验和结果分析

3.1 试验数据分析

针对某型无人机, 围绕表 1 所介绍的 5 大类 11 项故障, 以飞行数据、测试数据等为基础, 形成了无人机发动机故障仿真实验数据集, 用于验证本文提出的发动机故障诊断方法的效果。其中部分数据如图 5 和图 6 所示, 分别为怠速不稳定或无法调整、高速工作不稳定与失火或间断点火等故障的数据示意图。

3.2 聚类结果比较和分析

选取 4 种故障数据做聚类效果比较, 在未知故障模式分类的前提下, 用 3 种诊断方法进行聚类计算, 将聚类结果与真实故障模式进行对照比较, 计算平均绝对误差 (MAE)。

统计结果如表 2 所示。

表 2 3 种发动机诊断方法准确率结果

指标/%	粒子滤波	K-means 聚类	MLP
平均绝对误差 MAE	21.90	26.90	17.72

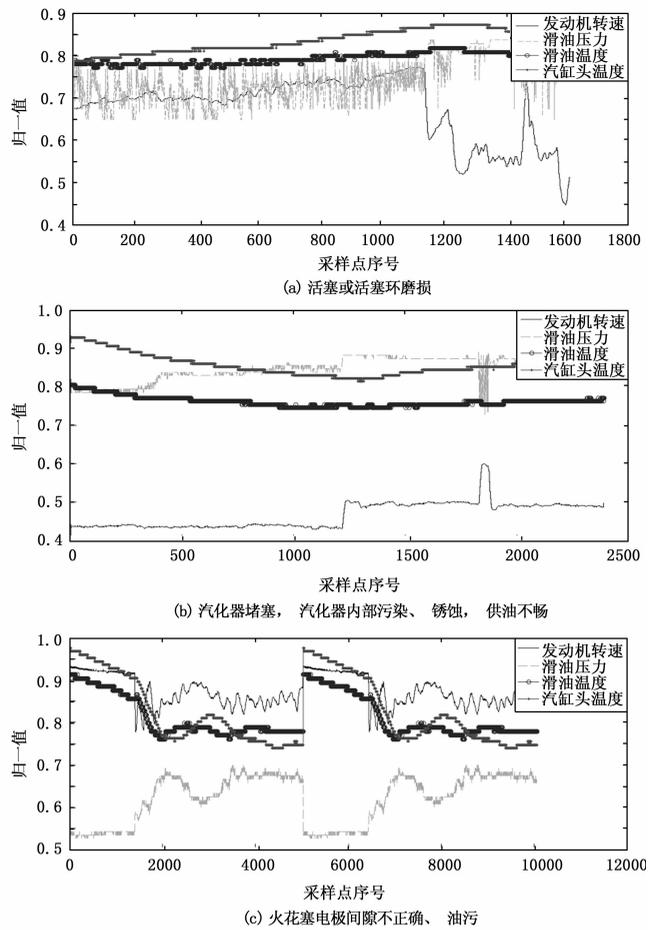


图 5 怠速不稳定或无法调整故障数据示意图

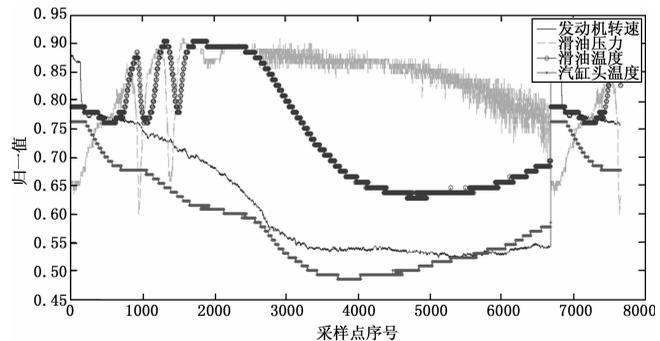


图 6 高速工作不稳定与失火或间断点火故障数据示意图

3.3 诊断结果比较和分析

通过故障识别准确度来进行诊断效果的评价。该指标定义如下:

$$T = \frac{c}{D} \times 100\% \quad (14)$$

故障识别准确度 T 能够比较好地衡量故障诊断模型的精度。上式中, D 为诊断样本的总数, c 指诊断的准确样本总数。

选择两种故障数据作为比较对象, 一种是突变故障,

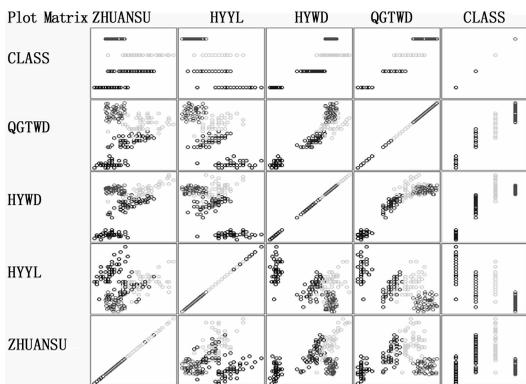


图 7 10 次实验平均绝对误差结果

即故障的发生更随机, 趋势与故障前的趋势无关; 另一种故障是逐渐演化的故障, 即故障的发生是逐渐变化的, 故障时间数据与以前的数据有一定的关系, 通过以前的数据推断出故障数据。在故障诊断方法中, 趋势数据用于粒子滤波, 故障诊断类型的能力相对较弱。不同方法故障识别率的结果如表 3 所示。

表 3 3 种无人机发动机诊断方法准确率结果

发动机故障类型	粒子滤波方法诊断准确率	K-means 聚类方法诊断准确率	MLP 方法诊断准确率
1	87.37	91.01	96.22
2	90.27	93.56	86.54
3	89.76	91.58	95.30
4	94.67	89.27	91.26
5	88.77	92.94	95.82
6	86.52	90.03	94.82
7	90.28	92.78	88.53
8	93.92	91.69	87.85
9	94.21	87.76	92.69
10	91.03	96.98	87.39
11	86.43	93.00	96.17
平均	90.29	91.87	92.05

通过分析, 针对发动机第一和第二类故障, MLP 具有最佳诊断结果; 对于第三和第五类故障, K-Means 表现最佳; 对于第四类故障, 粒子滤波方法更为适合。

根据表 3 和图 7 可以看出, 对于无人机发动机的突变故障的诊断, 因为缺少趋势数据的知识, 或者趋势数据的参考性不大, 而粒子滤波对趋势数据依赖较大, 所以其诊断效果不及 MLP 和 K-means 聚类。而对于渐变故障来说, 粒子滤波算法则能够发挥其优势, 得到 3 种方法最好的诊断结果。综上, 对于有一定变化趋势的结果诊断, 粒子滤波能够较好发挥。

4 结论

本文分析研究了基于遥测数据的无人机典型故障模式和故障诊断方法, 并对 3 种故障诊断模型的结果进行了对

比分析, 为无人机健康监测和自主安全提供了应用案例分析, 具有较高的工程应用价值。存在一些不足之处: 当粒子滤波器应用于实时系统时, 粒子滤波方法的计算复杂度非常艰巨, 如何在有限的计算时间内满足要求仍需深入研究。实际分析过程中要求计算结果必须收敛到真值, 并且必须具有一定的收敛速度。因此, 如何找到一种可靠的方法来检测粒子滤波的收敛速度和收敛速度是至关重要的, 这一理论研究需要进一步改进。

参考文献:

- [1] Fang H Z, Sun J, Han L M. The spacecraft diagnostics expert system based on the flexible knowledge modeling, Lecture Notes in Electrical Engineering [A]. Proceedings of the 2012 International Conference on Information Technology and Software Engineering - Information Technology and Computing Intelligence ITSE 2012 [C]. 2013: 813 - 821.
- [2] Li Z T, Dahhou B. Fault isolation for nonlinear dynamic systems based on parameter intervals [J]. International Journal of Systems Science, 2007, 38 (7): 531 - 547.
- [3] Liu Y S, Zuo P P, Li Q D, et al. Multiple model-based fault diagnosis using unknown input observers [A]. 2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC) [C]. 2016: 1916 - 1921.
- [4] Fang H Z, Sun J, Han L M. The spacecraft diagnostics expert system based on the flexible knowledge modeling [A]. Lecture Notes in Electrical Engineering, v 211 LNEE, 2013: 813 - 821. Proceedings of the 2012 International Conference on Information Technology and Software Engineering - Information Technology and Computing Intelligence, ITSE 2012 [C]. 2013.
- [5] Li B A, Liu Z H, Li X J. Research of UAV engine fault prediction based on particle filter [A]. 9th International Conference on Electronic Measurement & Instruments, 2009 [C]. ICEMI '09, 2009.
- [6] Bateman F, Noura H, Ouladsine M. Fault diagnosis and fault-tolerant control strategy for the aerosonde UAV [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 57 (3): 2119 - 2137.
- [7] Xiao L Z, Sun D X, Liu Y W. A combined method based on expert system and BP neural network for UAV systems fault diagnosis [A]. 2010 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence (AICI) [C]. 2010.
- [8] 樊立明, 胡永红. 基于神经网络的无人机传感器故障诊断技术研究 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (3): 562 - 564.
- [9] 史岩, 李小民, 连光耀. 基于小波 OCSVM 的无人机气压高度传感器故障诊断研究 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (10): 2658 - 2660.
- [10] 张秦岭, 郭宏, 姜旭. 大型无人机电源系统故障诊断专家系统 [J]. 北京航空航天大学学报, 2011, 39 (8): 1026 - 1030.
- [11] 赵博, 赵婷, 张斌. 分布式无人机飞控设备故障诊断系统设计及实现 [J]. 飞机设计, 2010, 30 (3): 68 - 71.