

考虑多监测指标不确定性的滑油状态综合评估方法

孔祥兴¹, 潘 燕², 武通海²

(1. 中国航空发动机研究院, 北京 101304; 2. 西安交通大学 现代设计及转子轴承系统教育部重点实验室, 西安 710000)

摘要: 针对不同油液指标信息的多样性导致油液状态评估结果存在不确定性的问题, 基于模糊证据理论方法提出了 1 种考虑油液特征不确定的综合状态评估方法。应用模糊证据理论对油液多指标信息推理导致的不确定性结论进行多指标融合, 进而应用模糊推理算法实现油液状态量化表征, 建立了滑油衰变趋势分析模型, 并通过实验室环境下的滑油监测数据进行油液状态评估以验证方法的有效性。结果表明: 该方法对监测指标变化趋势矛盾的滑油状态评估有较好的效果, 准确性和一致性均高于 90%。

关键词: 滑油监测; 状态评估; 健康管理; 模糊证据理论; 航空发动机

中图分类号: V263.6

文献标识码: A

doi: 10.13477/j.cnki.aeroengine.2020.04.013

Comprehensive Assessment Method of Oil Status Considering Uncertainty of Multiple Monitoring Index

KONG Xiang-xing¹, PAN Yan², WU Tong-hai²

(1. Aero Engine Academy of China, Beijing 101304, China; 2. Key Laboratory of Education Ministry for Modern Design & Rotor-Bearing System, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710000, China)

Abstract: In view of the uncertainty of oil status assessment results caused by the diversity of different oil index information, a comprehensive status assessment method considering the uncertainty of oil characteristics was proposed based on Fuzzy Evidential Reasoning (FER) method. The FER method was applied to the multi-index fusion of the uncertain conclusions caused by the oil multi-index information inference, and then the Fuzzy Inference System (FIS) was applied to realize the quantitative characterization of oil status. The analysis model of oil decay trend was established, and the oil status was evaluated by oil monitoring data in laboratory environment to verify the effectiveness of the method. The results show that the method has a good effect on the assessment of oil status with contradictory trend of monitoring index, and the accuracy and consistency are higher than 90%.

Key words: oil monitoring; status assessment; health management; Fuzzy Evidential Reasoning; aeroengine

0 引言

润滑油是航空发动机早期失效探测的 1 个重要信息源, 通过监测旋转机械摩擦系统连续运行时润滑油的信息, 能够了解发动机零部件的健康状态。滑油油液监测指标主要包括润滑油理化性能、污染物和添加剂的质量分数等, 其多样性和油液信息的不确定性制约了油液监测技术的发展, 主要存在 3 方面问题: (1) 油液信息的模糊性和随机性导致无法采用传统方法对其进行状态表征; (2) 单一的指标信息只能表征油液的局部状态信息, 故单一指标的油液状态可能导

致润滑失效等关键状态无法被监测; (3) 油液指标的各向异性会导致多信息融合评估得到的油液状态有较大的不确定性, 从而无法得到准确的油液状态等级。因此, 油液多指标监测中不确定状态评估是实现高置信度滑油监测的瓶颈和关键。

近十年来, 国内外学者开展了大量的油液状态评价方法研究。Antonio 等^[1]和 Valis 等^[2]利用模糊评估模型处理油液状态监测中的不确定性问题; Zhihe 等^[3]基于优化准则融合油液多指标信息, 能够得到更有效的油液状态信息, 并利用冗余和补充的信息来佐证分析

收稿日期: 2020-03-09 基金项目: 航空动力基础研究项目资助

作者简介: 孔祥兴(1982), 男, 博士, 高级工程师, 主要从事航空发动机健康管理研究工作; E-mail: 94589431@qq.com。

引用格式: 孔祥兴, 潘燕, 武通海. 考虑多监测指标不确定性的滑油状态综合评估方法[J]. 航空发动机, 2020, 46(4): 71-77. KONG Xiangxing, PAN Yan, WU Tonghai. Comprehensive assessment method of oil status considering uncertainty of multiple monitoring index[J]. Aeroengine, 2020, 46(4): 71-77.

结果。针对油液多指标综合量化问题,Dempsey等^[4]采用模糊逻辑、Wang^[5]采用贝叶斯概率、Xu等^[6]采用信用网络表征油液状态,但均未提出当油液指标信息不一致时如何进行状态评估的方法。

本文运用模糊证据理论(Fuzzy Evidential Reasoning, FER)多指标决策方法实现油液状态等级的匹配,能够将定量监测数据信息转换成模糊信念结构。针对油液信息的各向异性可能引起评估状态不确定性过大、导致难以决策的问题,应用模糊推理算法(Fuzzy Inference System, FIS)构建油液状态的量化指标。

1 基于模糊证据理论的油液状态评估

在润滑油液监测过程中可测试的指标多种多样,对不同的指标进行分类可以组成反映油液不同指标状态的指标集,如图1所示。从图中可见,润滑油指标集分别对应相应的指标状态,例如:黏度、酸值、介电常数等构成反映油液理化状态的指标集;颗粒数、水分质量分数构成反映油液污染状态的指标集。将指标集自下而上进行推理,对指标集数据进行评估可以得到相应的指标状态等级,将每个油液指标状态作为1个证据,通过D-S(Dempster-Shafer)证据合成能够实现油液多指标状态评估。

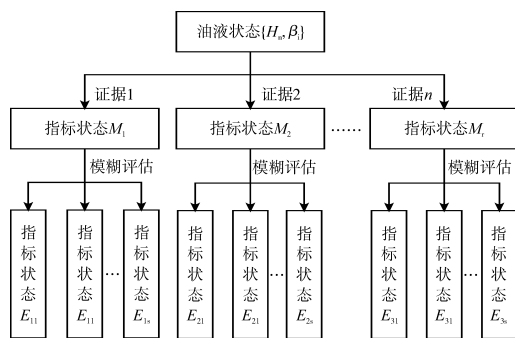


图1 油液状态评估指标系统

1.1 油液数据模糊化变换

油液数据模糊化变换的目的是综合各种监测指标对于滑油状态的影响权重,对同类油液指标状态等级进行加权评估。方法设计包括3个步骤。

(1)数据归一化处理。由于不同油液指标数据的维度和大小不一致,状态评估时需要应用分段线性函数进行数据归一化处理。将油液监测数据分为效益型指标值和成本型指标值。效益型指标值与油液品质成正比,如添加剂质量分数、总碱值(TBN)、润滑油体

积,应用式 $X_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$ 进行数据变换;成本型指标值

与油液品质成反比,如黏度变化率、酸值(TAN)变化、

污染物质量分数,应用式 $X_i = \frac{x_{\max} - x_i}{x_{\max} - x_{\min}}$ 进行数据变换。

其中, $x_{\min}$ 为油液监测初始指标值; $x_{\max}$ 为油液失效指标值; x_i 为第 i 种油液实测指标值; X_i 为通过变换将监测数据压缩在 $[0, 1]$ 区间内的归一化指标值。

(2)指标评估区间制定。油液状态最直接的表征方法是按其状态设定相应的评估等级 $H_n = \{H_1, H_2, \dots, H_c, \dots, H_N\}$ 。其中 H_1 为油液监测初始阶段的状态等级; H_N 为油液失效时的状态等级。按照对应的状态等级划分指标值区间,形成指标区间集合 $\{[0, c_1], (c_1, c_2] \dots, (c_{n-1}, 1]\}$, 其中 c_i 表示不同区间之间的界限点。选择合适的界限点 c_i 是状态评估有效进行的保障, 本文将临界点选择的问题转换成二分类器问题, 通过 ROC (Reicever Operating Characteristic) 曲线的绘制来决定最佳的界限点^[6-8]。

(3)模糊化评估。运用高斯函数计算指标数据隶属于对应状态区间的程度,用隶属度 $P_j(H_n)$ 表示,数值越大表示属于状态 H_n 的可能性越大。

$$P_j(H_n) = \begin{cases} 1 - \exp\left(-\left(\frac{x_i - a_1}{\sigma}\right)^2\right) & a_0 \leq x_i \leq a_1 \\ 1 & a_1 < x_i \leq a_2 \\ \exp\left(-\left(\frac{x_i - a_2}{\sigma}\right)^2\right) & a_2 < x_i \leq a_3 \\ 0 & x_i < a_0 \text{ or } x_i > a_3 \end{cases} \quad (1)$$

式中: a_0, a_1, a_2, a_3 分别用于构造以 c_i 为界限值的相邻状态等级的模糊隶属区间,其中, $a_0 = c_i - \delta, a_1 = c_i, a_2 = c_{i+1} - \delta, a_3 = c_{i+1}$; δ 为区间间隔距离,取 $\delta = 0.1$; σ 为高斯函数的标准方差,取 $\sigma = 0.01$; $P_j(H_n)$ 为第 j 类指标 ($j = 1, 2, \dots, r$) 综合隶属于等级 H_n ($n = 1, 2, \dots, N$) 的程度。

在状态评估过程中,不同指标的影响程度不同,故需要对其影响程度进行加权修正。针对油液信息的不确定性,本文采用联合主观和客观权重计算方法^[9]得到指标的综合权重。采用 AHP (Analytic Hierarchy Process) 方法基于专家经验计算的主客观权重能够消除随机波动对综合权重的影响;采用熵权重方法基于监测数据计算的客观权重能够反映油液实际监测过程中数据的变化。将 AHP 和熵权重法计算的权重值进行综合得到

$$w_i = \frac{w_i^s w_i^0}{\sum_{i=1}^s w_i^s w_i^0} \quad (2)$$

式中: w_i 为指标的综合权重值; w_i^0 为 AHP 方法计算的指标权重值; w_i^s 为熵权重法计算的指标权重值。

同理, 油液指标状态权重为

$$w_j = \frac{\sum_{i=1}^s w_{ji}}{\sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^s w_{ji}} \quad (3)$$

多指标的油液隶属状态可以通过式(3)进行加权计算, 计算结果表示第 j 类指标的状态等级为 H_n 的信度是 $M_j(H_n)$, H_n 为油液指标状态的评估等级。

$$M_j(H_n) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^m w_i P_j(H_n) \quad (4)$$

1.2 油液状态模糊证据理论评估

油液状态模糊证据理论评估的目的是将油液数据模糊化变换的多指标参数通过证据理论进行证据合成, 从而推理评估油液状态等级的信度和不确定度。方法设计包括 2 个步骤。

(1) 多指标证据合成。假设存在 2 条表征油液状态 Θ 的证据, 可以证明油液状态等级为 H_c 的基本概率分配函数分别为 m_c^1 和 m_c^2 , 通过 D-S 证据理论对这 2 条证据进行合成, 得到更全面准确的状态信息。信度 β 表示油液状态评估等级属于 H_c 的可能性; $m(\Theta)$ 表示油液状态的不确定度。信度 β 可通过式 $\beta = \sum_{c_1 \cap c_2 = H_c} \frac{m_c^1 m_c^2}{1 - \sum_{c_1 \cap c_2 \neq H_c} m_c^1 m_c^2}$ 进行合成。当油液状态由多条指标状态证据和多个状态评估等级构成时, 依据 ER (Evidential Reasoning) 证据推理算法^[10]进行证据合成, 得到油液状态评估等级信度 β 和不确定度 $m(\Theta)$, 从而实现油液状态的综合评估。

属性状态为 M_i 和与 M_{i+1} 的油液相邻评估等级 H_c 和 H_{c+1} 的证据合成参照文献^[10]。对包含多个油液状态的多属性油液指标进行证据合成, 得到油液状态属于 H_n 等级的信度 β_i , 即 $\{H_n, \beta_i\}$, 以及油液状态信息的不确定度 $m(\Theta)$, $m(\Theta) = 1 - \sum_{i=1}^n \beta_i$ 。

(2) 模糊证据推理。油液状态等级的信度和不确定度通过式(5)所示证据推理规则^[11-12]对油液状态进行评估。满足式(5)中约束条件的油液状态即为油液综合评估状态。

$$\begin{cases} m_j(H_{N1}) - m_j(H_{N2}) > \varepsilon_0 \\ m_j(\Theta) < \varepsilon_1 \\ m_j(H_{N1}) > m_j(\Theta) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $m_j(H_{N1})$ 为最大信度; $m_j(H_{N2})$ 为除 $m_j(H_{N1})$ 外最大信度; $m_j(\Theta)$ 为不确定度; $\varepsilon_0, \varepsilon_1$ 分别为推理结论冲突性和不确定度的评估阈值; 油液状态评估等级为 H_{N1} 。

2 基于模糊推理算法的油液二次评估

基于模糊证据理论的方法实现油液多指标状态的综合评估, 在按式(4)进行证据推理时往往会由于不确定度 $m_j(\Theta)$ 大于一定门限值 (如 0.04) 而无法进行推理决策, 这是证据合成中证据冲突导致的结果。证据冲突产生的原因包括: 由于证据不足而导致的不确定性大, 由指标状态提供的证据信息无法证明油液的状态; 油液多指标信息受不同因素影响, 指标信息模糊化评估的状态等级不一致。模糊推理算法是 1 种模仿人类思维进行推理来解决问题的人工智能技术, 能够使用模糊的语言变量和规则将不精确的数据合成 1 个近似的解决方案^[13]。基于模糊推理算法的油液状态评估流程如图 2 所示。从图中可见, 基于模糊推理算法进行油液状态推理的 3 个步骤为模糊评估、模糊推理规则制定、去模糊化。最终通过基于多条规则的激活权与规则输出的加权平均得到量化的油液状态值。

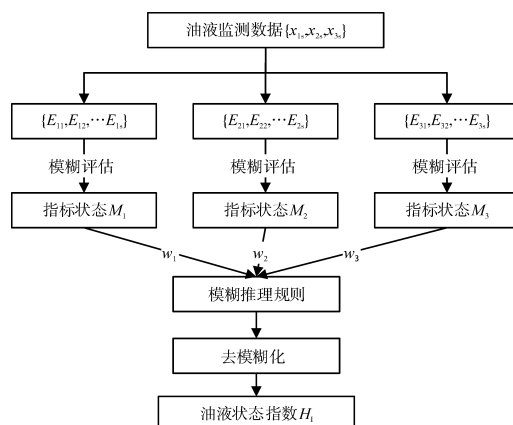


图2 基于模糊推理算法的油液状态评估流程

2.1 油液状态模糊推理量化表征

油液状态模糊推理量化表征的目的是基于油液状态等级的模糊化评估结论, 进一步实现油液状态的量化评估。设计方法包括属性规则制定和模糊规则推理。

(1) 属性规则制定。应用模糊逻辑来构建油液指标状态的模糊表征与油液状态量化指数之间的映射关系。将模糊变换的油液指标状态作为属性前规则, 应用“IF-THEN”推理方法, 通过训练相应的激活权得到线性组合的量化指标。模糊推理算法中针对油液多指标状态 $[M_1, M_2, \dots, M_r]$ 的第 k 条推理规则定义为 R_k 。

$$R_k: \text{IF } M_1 \text{ is } H_1^k \wedge M_2 \text{ is } H_2^k \wedge \cdots \wedge M_r \text{ is } H_n^k$$

THEN:

$$H_1^k = \lambda_0^k + \lambda_1^k M_1(H_1) + \lambda_2^k M_2(H_2) + \cdots + \lambda_r^k M_r(H_n)$$

式中: R_k 中属性前规则 $\{M_1, M_2, \dots, M_r\}$ 为不同的油液指标状态; H_n^k 为油液对应的模糊状态评估等级, 所有油液状态等级集合为 $\{H_1, H_2, \dots, H_n\}$; 属性后规则中 $[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r]$ 为实值参数集, 由所有输入变量线性组合训练获得; H_k 是第 k 条规则的量化输出; r 为油液指标状态数, r 取值越大越容易导致规则条数产生指数爆炸。

(2) 模糊规则推理。推理规则 R_k 的输出是油液模糊状态等级与实值参数集 $[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n]$ 的线性组合, 即可量化的 H_{1k} 。模糊推理算法的总输出是 μ 条推理规则量化输出的加权平均值

$$H_1 = \frac{\sum_{k=1}^{\mu} H_{1k}^k \cdot w_k}{\sum_{k=1}^{\mu} w_k} \quad (6)$$

式中: μ 为规则总数; H_1 为叠加所有有效的激活权重结果产生的 1 个明确输出, 其量值表征油液综合状态值, 定义该精确的推理结果为油液状态指数; w_k 为第 k 条规则的激活权, 由 T 范数算子计算得到, 选择代数乘法计算为

$$w_k = \prod_{n=1}^N \prod_{j=1}^r P_{M_j}(H_n) \quad (7)$$

式中: P_{M_j} 为属性状态 M_j 中油液监测数据隶属于对应评估等级的概率, 由式(1)中隶属函数计算得到。

为了验证本文提出的基于模糊推理算法的油液状态量化表征的准确性, 选择文献[14]中对发动机润滑油进行油液监测的数据进行模糊推理算法量化表征, 计算结果如图3所示。图中, 黑色点线表示 400 h 运行周期内酸值 TAN, 化学元素 O、N、S 吸光度峰, 添加剂 ZDTP 吸光度峰等 5 个油液监测指标属性变化后的趋势分析, 中间红色点线表示应用模糊推理算法进行油液综合状态量化表征的趋势。为了验证量化表征的油液综合状态的可行性, 图3右下方是基于专家经验对油液状态进行的诊断结果。对比油液实际监测状态趋

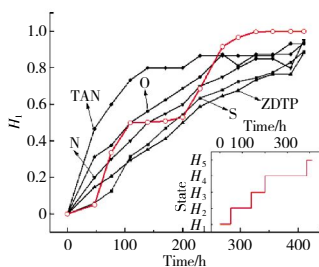


图3 油液多指标监测的全面量化表征

势, 基于模糊推理算法推理得到的 H_1 指标趋势与实际状态趋势具有更好的一致性。

2.2 油液不确定状态复查

油液不确定状态复查的目的是针对不确定程度较大的油液评估结果, 引入新的证据指标以消除证据冲突, 经过模糊证据理论评估后得到新的油液综合状态。设计方法包括不确定油液状态判定和二次评估。

(1) 不确定油液状态判定。通过上述公式能够对多指标的油液状态进行量化表征, 实现基于油液状态指数 H_1 的趋势分析。通过大量监测数据计算制定油液趋势分析中判定阈值如式(6)所示。同时满足式(5)和式(8)判定条件的油液需要二次评估。

$$\begin{cases} H_{1N+1} - H_{1N} > \varepsilon \\ H_{1N+1} > \delta \end{cases} \quad (8)$$

式中: H_{1N+1} 为不确定状态油液的量化状态指数; H_{1N} 为不确定状态前一次监测的量化状态指数; ε, δ 为经验阈值。

(2) 不确定油液状态二次评估。做进一步复查的油液数据需要引入新的证据以消除证据冲突。新证据的信度和不确定度分别采用式 $m_j(H) = 0.9 \times M_j(H)$ 、 $m_j(\Theta) = 0.1 \times w_j/w_{\max}$ 进行计算。引入新的指标状态经过模糊证据理论评估后, 得到新的油液综合评估状态。油液不确定状态诊断实施流程如图4所示。从图中可见, 该流程主要包括 2 个算法步骤: (1) 基于模糊变换的油液指标状态进行 ER 证据推理, 得到油液状态信度及不确定度, 根据不确定度的判定筛选出不确定油液状态; (2) 基于模糊变化的油液指标状态进行模糊推理算法计算, 得到油液量化状态值 H_1 , 基于历史

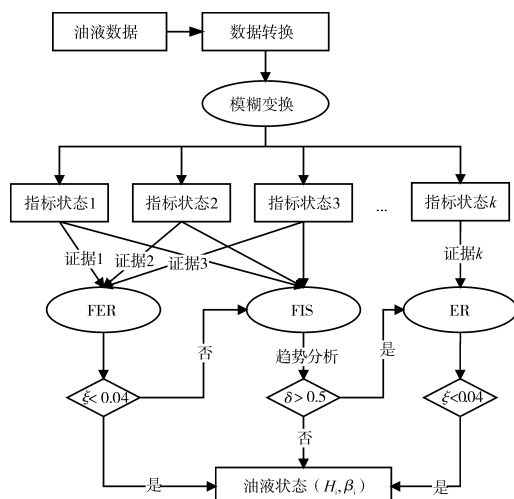


图4 油液不确定状态诊断实施流程

监测数据进行趋势分析。根据相应的判定准则决定是否引入新的属性证据,进行油液状态的二次评估。

3 案例分析

通过分析2个油液状态评估案例来验证本文提出方法的有效性,其中案例1为指标信息一致的油液监测数据,案例2为指标信息不一致的油液监测数据。在案例分析时,根据2个阈值判断来决定是否进行下一步分析:(1)在模糊证据理论推理结果中,不确定度大于0.04的不确定油液状态;(2)在模糊推理算法油液状态趋势分析中,状态指数HI大于0.5的油液状态。为了评估本方法的准确性,分别构建2个评估结果评价指标,即准确率A和一致率C。通过样本数据分析结果,对比模糊评估方法、模糊证据理论方法与本文提出的方法对多信息油液状态评估的准确性。

3.1 案例1

首先选择文献[14]的表1中14组发动机滑油监测数据进行状态评估,该数据监测指标之间具有较好的一致性和相关性。将监测数据按照指标反映的油液状态分为3个类别:(1)反映油液理化性能的指标状态,包括酸值TAN(mgKOH/g);(2)反映油液氧化性能的指标状态,包括O(A/0.1mm)、N(A/0.1mm)、S(A/0.1mm)吸光度峰;(3)反映油液添加剂性能的指标状态,包括添加剂ZDTP(A/0.1mm)吸光度峰。应用模糊证据理论算法对油液指标状态进行推理获得的分析结果如图5所示。图中5种颜色分别对应状态集 $[H_1, H_2, H_3, H_4, H_5]$ 中的油液状态,在直方图中,不同颜色的面积表征油液状态属于该状态等级的信度。图5的上部为采用模糊证据理论推理得到的油液状态的不确定度 $m(\theta)$,不确定度大于0.04的油液状态被评估为不确定状态;图5的下部点线表示采用模糊推理算法推理得到油液状态指标 H_1 的趋势分析。

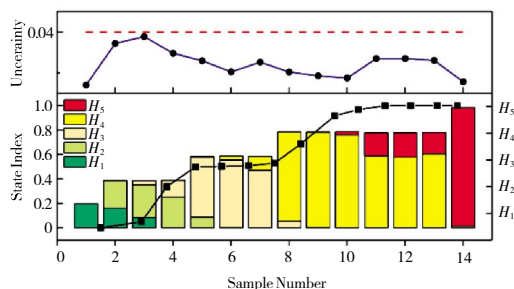


图5 案例1油液多指标状态评估结果

从图中可见,应用模糊证据理论和模糊推理算法

进行指标状态一致的油液状态评估,应用模糊证据理论推理得到的油液状态不确定度均小于0.04,表征该评估结果能够反映油液的综合状态,油液状态随着时间变化由 $H_1 \sim H_5$ 逐渐衰变;应用模糊推理算法推理得到的油液状态指数 H_1 表征的油液状态随时间的变化呈现衰变趋势,与模糊证据理论推理的结果一致。

3.2 案例2

在油液状态监测的实际应用中,由于工况变化的随机性和状态变化的突发性通常导致获取的油液信息不一致。并且为了获取油液的全面信息,不同的油液指标状态相关性越小,应用模糊证据理论推理得到的状态不确定度越大。案例2针对实验室模拟条件下的油液进行监测,并进行多信息状态评估,对样本进行包括理化性能指标黏度、酸值TAN,污染物指标Particle、 H_2O ,添加剂指标Zn在内的5项指标的测试。应用模糊证据理论对油液监测数据进行状态评估,得到的证据推理结果如图6所示。图6的上部为模糊证据理论推理结果的不确定度,可以发现多组油液样本由于不确定度大于0.04而无法得到明确的油液评估结果。图6的下部点线表示基于模糊推理算法推理得到的油液状态 H_1 的变化趋势。若油液量化状态 $H_1 > 0.5$,同时与上次监测状态值的差值 $\Delta H_1 > 0.1$,表明该油液的状态已经发生较大变化。为了避免油液失效状态无法被检出,对不确定度大于0.04,而且量化状态 H_1 发生较大波动的油液需要进行二次评估。

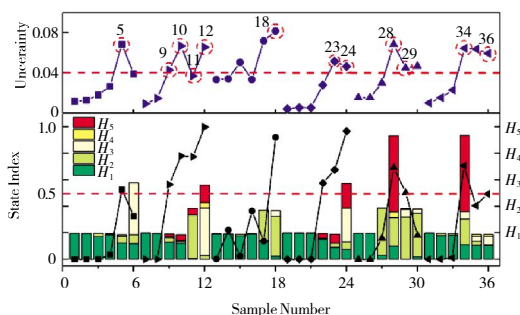


图6 案例2油液多指标状态评估结果

通过筛选,图6中12组监测样本需要进行二次评估。为了对12组样本进行复检,选择油液中金属元素质量分数信息作为新的证据,进行油液状态二次评估。由油液中金属元素Fe、Cu质量分数组成的磨损指标状态构成新的证据,基于模糊证据理论进行二次评估得到新的油液评估状态,二次评估的油液不确定度均小于0.04。计算结果如图7所示。图中红色直方

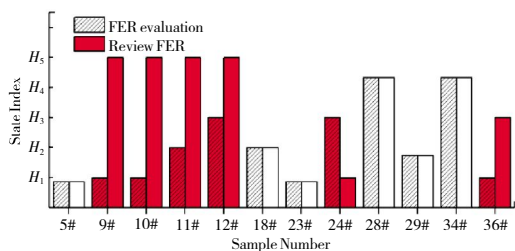


图7 油液再评估前、后状态等级对比

图表示应用模糊证据理论和复查模糊证据理论得到评估结果不一致的样本。

3.3 计算结果评价

针对1组实际监测状态进行指标准确性评价,精度是评价这些方法性能的常用关键指标。然而,由于高精度的方法可能具有较低的一致性,导致泛化效果较差,精度本身是不够的。因此准确性和一致性在进行液压油状态评价时都应该考虑。参照文献[11,15]提出模糊证据理论评估模型的准确性和一致性评价方法,实现评价本文提出模型的泛化能力。由模型计算得到的结果与已知的油液状态结果进行比较计算获得A和C,评价结果见表1。从表中可见,针对信息一致的数据,应用模糊证据理论评估方法能够得到很好的准确率和一致率;而针对信息不一致的数据,应用二次评估的模糊证据理论方法评估的准确率和一致率更高。

表1 油液状态评估方法性能比较

方法	准确率 A	一致率 C
Case1	100	100
Case2	77.8	64.0
Case2 (review)	94.4	91.2

为了验证本文提出的方法的有效性,分别应用模糊评估^[16]、模糊证据理论^[12,17]和本文的模糊证据理论与模糊推理算法联合的方法对案例2中不确定油液状态进行评估,评估结果如图8所示。图中红色直方图表示评估结果与专家诊断结果不一致的样品,蓝色直方图表示专家诊断结果一致的样品。从图中可见,模糊评估方法的性能低于本文方法的,其原因为:模糊评估方法是基于属性权重的多指标加权评估,未考

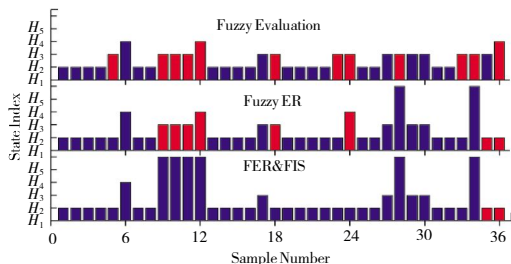


图8 3种油液状态评估方法的准确性对比

虑重复和不一致的指标信息,导致评估中可能出现指标状态好的样品被指标状态差的样品污染。从图中还可见,模糊证据理论方法的性能低于本文方法的,其原因为:信息不一致导致证据冲突是模糊证据理论的结果不确定性大、准确率低的主要原因^[18],而本文提出的联合方法在模糊证据评估的基础上考虑了油液状态的失效判定,有效地解决了油液不确定状态评估的问题。

4 结论

为了表征润滑油液在多指标监测时的状态,本文提出针对油液多指标信息进行状态评估的方法,解决了当监测信息不一致时油液状态无法表征的问题,得到如下结论:

(1)该方法针对油液信息的不确定性,应用模糊证据理论算法实现其多指标状态的融合及评估。当油液指标信息表征的状态不一致时,应用模糊证据理论无法得到清晰的评估结果,应用模糊推理算法构建油液状态量化表征指标 H_i 。通过油液状态监测中 H_i 的趋势分析,筛选不确定度大的样本进行二次评估。

(2)通过指标信息一致的监测数据和指标信息不一致的监测数据的2个案例分析来验证本文提出方法的有效性,计算结果表明本文提出的方法能够有效地识别多指标油液监测状态,尤其是由于工况变化的随机性和状态变化的突发性导致油液信息不一致时,应用该方法获得的状态评估准确率和一致率很高。并且与模糊评估方法和模糊证据理论方法相比,本文提出的方法明显地提高了油液状态评估的准确率和一致率。

参考文献:

- [1] Antonio S, Bernardo T, Vicente M. A fuzzy diagnosis module for oil analysis in industrial diesel engines[C]//6th IFAC Symposium on Non-linear Control Systems. IFAC Proceedings Volumes, 2004, 37 (16): 199-204.
- [2] Vališ D, Gajewski J, Žák L. Potential for using the ANN-FIS meta-model approach to assess levels of particulate contamination in oil used in mechanical systems [J]. Tribology International, 2019, 135: 324-334.
- [3] Zhihe D, Tonghai W, Shuaiwei G, et al. Development and trend of condition monitoring and fault diagnosis of multi-sensors information fusion for rolling bearings: a review[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 96(1-4): 803-819.

- [4] Dempsey P J, Afjeh A A. Integrating oil debris and vibration gear damage detection technologies using fuzzy logic [J]. Journal of the American Helicopter Society, 2002, 49(2): 109–116.
- [5] Wang W. A prognosis model for wear prediction based on oil-based monitoring [J]. Journal of the Operational Research Society, 2007, 58(7): 887–893.
- [6] Xu X, Yan X, Sheng C, et al. A belief rule-based expert system for fault diagnosis of marine diesel engines [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 27(5): 1–17.
- [7] 陈果. 基于神经网络和 D-S 证据理论的发动机磨损故障融合诊断 [J]. 航空动力学报, 2005(02): 138–143.
CHEN Guo. Fusion diagnosis of engine wearing fault based on neural networks and D-S evidential theory [J]. Journal of Aerospace Power, 2005(02): 138–143. (in Chinese)
- [8] 陈卫中, 潘晓平, 宋兴勃, 等. ROC 曲线中最佳工作点的选择 [J]. 中国卫生统计, 2006(2): 157–158.
CHEN Weizhong, PAN Xiaoping, SONG Xingbo, et al. Method for ROC curve operation point choice [J]. Statistics of China Sanitation, 2006(2): 157–158. (in Chinese)
- [9] 陆添超, 康凯. 熵值法和层次分析法在权重确定中的应用 [J]. 电脑编程技巧与维护, 2009(22): 19–20.
LU Tianchao, KANG Kai. The application of entropy method and AHP in weight determining [J]. Software Development and Design, 2009(22): 19–20. (in Chinese)
- [10] Yang J B, Sen P A. A general multi-level evaluation process for hybrid MADM with uncertainty [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1994, 24(10): 1458–1473.
- [11] 孙玮琢. 基于 D-S 证据理论的航空发动机早期故障诊断方法 [J]. 工业技术创新, 2016, 3(6): 1281–1283.
SUN Weizhuo. Diagnosis method on incipient faults of aeroengine based on D-S evidence theory [J]. Industrial Technology Innovation, 2016, 3(6): 1281–1283. (in Chinese)
- [12] Liao R, Zheng H, Grzybowski S, et al. An integrated decision-making model for condition assessment of power transformers using fuzzy approach and evidential reasoning [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(2): 1111–1118.
- [13] 胡金海, 谢寿生, 骆广琦, 等. 基于 Dempster-Shafer 证据理论的航空发动机磨损状况融合诊断 [J]. 机械科学与技术, 2008, 27(03): 69–72.
HU Jinhai, XIE Shousheng, LUO Guangqi, et al. Fusion diagnosis of aero-engine wearing condition based on dempster-shafer proof theory [J]. Mechanical Science and Technology for Aero-space Engineering, 2008, 27(03): 69–72. (in Chinese)
- [14] Wei L, Duan H, Jia D, et al. Motor oil condition evaluation based on on-board diagnostic system [J]. Friction, 2020, 23(1): 95–106.
- [15] 瞿红春, 丁协宾. 基于改进 D-S 证据理论的发动机滑油故障诊断的研究 [EB/OL]. [2011–11–08]. <http://cpfd.cnki.com.cn/Article/CPFDTOTAL-ZGZH201107001038.htm>
QU Hongchun, DING Xiebin. Research on aero-engine oil diagnosis based on improved D-S evidential theory [EB/OL]. [2011–11–08]. <http://cpfd.cnki.com.cn/Article/CPFDTOTAL-ZGZH201107001038.htm>. (in Chinese)
- [16] Sun C C. A performance evaluation model by integrating fuzzy AHP and fuzzy TOPSIS methods [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(12): 7745–7754.
- [17] Liu H C, Liu L, Bian Q H, et al. Failure mode and effects analysis using fuzzy evidential reasoning approach and grey theory [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(4): 4403–4415.
- [18] 王凤朝, 刘兴堂, 黄树采. 基于模糊证据理论的多特征目标融合检测算法 [J]. 光学学报, 2010, 30(03): 109–115.
WANG Fengchao, LIU Xingtang, HUANG Shucai. Target fusion detection with multi-feature based on fuzzy evidence theory [J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(03): 109–115. (in Chinese)

(编辑: 刘 静)