

DOI:10.16356/j.1005-2615.2025.04.009

基于组合赋权和云模型的航空发动机状态评估

曲春刚^{1,2}, 王长乐^{1,2}

(1. 中国民航大学航空工程学院, 天津 300300;

2. 中国民航大学飞机发动机状态监控与故障诊断综合实验室, 天津 300300)

摘要: 为了解决发动机状态评估中状态信息的随机性和模糊性问题, 提出了一种基于组合赋权和云模型的航空发动机状态评估方法。经过原理分析、专家经验、相关性分析, 对发动机构建层级化指标体系; 通过层次分析法和熵权法分别确定其主客观权重, 再通过线性组合赋权法确定组合权重; 针对航空发动机确定评价标准等级及其区间, 通过相对劣化度映射状态等级评分、云模型进行定性分析和相似度进行定量分析; 以 A320 系列飞机上多台发动机的 QAR 数据进行分析验证。其中某台使用初期的发动机结果表明: 发动机从最初的强离散健康状态趋于弱离散亚健康状态, 对应零部件问题的逐渐显露和磨合期趋于稳定的实际情况。因此, 基于组合赋权和云模型的航空发动机状态评估模型有效, 为识别发动机的状态、了解发动机的长期趋势、采取预防性维修和提高飞行安全性提供有力保障。

关键词: 航空发动机; 状态评估; 组合赋权; 云模型; QAR 数据

中图分类号: V23

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2025)04-0670-11

Aero-engine Condition Assessment Based on Combination Weighting and Cloud Model

QU Chungang^{1,2}, WANG Changle^{1,2}

(1. College of Aeronautical Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China; 2. Aircraft Engine Condition Monitoring and Failure Diagnosis Laboratory, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: In order to solve the problem of randomness and fuzziness of state information in engine state assessment, this paper proposes an aero-engine state assessment method based on combination weighting and cloud model. Through principle analysis, expert experience, and correlation analysis, the hierarchical index system of engine is constructed. The subjective and objective weights are determined by the analytic hierarchy process and the entropy weight method respectively, and then the combination weights are determined by the linear combination weighting method. For the aero-engine to determine the evaluation standard grade and its interval, the state grade score is mapped by the relative deterioration degree, the qualitative analysis is carried out by the cloud model, and the quantitative analysis is carried out by the similarity. The QAR data of multiple engines on the A320 series aircraft are analyzed and verified. The results of the initial use of one of the engines show that: The engine tends from the initial strong discrete health state to the weak discrete sub-health state, and the corresponding parts problems gradually reveal and the actual situation of the running-in period tends to be stable. Therefore, the aero-engine condition assessment model based on combination weighting and cloud model is effective, which provides a strong guarantee for identifying the state of the

基金项目: 天津市自然科学基金多元投入智慧民航项目(24JCZDJC00100)。

收稿日期: 2025-04-27; **修订日期:** 2025-06-07

通信作者: 曲春刚, 男, 副教授, 硕士生导师, E-mail: cgqu@cauc.edu.cn。

引用格式: 曲春刚, 王长乐. 基于组合赋权和云模型的航空发动机状态评估[J]. 南京航空航天大学学报(自然科学版), 2025, 57(4): 670-680. QU Chungang, WANG Changle. Aero-engine condition assessment based on combination weighting and cloud model[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics(Natural Science Edition), 2025, 57(4): 670-680.

engine, understanding the long-term trend of the engine, taking preventive maintenance and improving flight safety.

Key words: aero-engine; condition assessment; combined empowerment; cloud model; QAR data

航空发动机结构复杂,其包含多个相互关联的子系统,如气路系统、振动系统、滑油系统等。每个子系统都依赖于精准的设计和高度的协作,来确保发动机高效、安全运行。为了监测这些子系统工作状态,发动机运行过程中会采集大量的关键参数,例如低压转子转速 N_1 、高压转子转速 N_2 、燃油流量FF、排气温度EGT等。这些参数的变化能够反映出发动机的工作状态,其异常波动往往是潜在故障的早期征兆。发动机状态评估能够通过通过对关键参数的监测和分析,及时发现潜在故障和性能衰退,保障飞行安全、优化维护策略、延长使用寿命并降低运维成本。

对发动机进行状态评估,需要解决的关键问题有二。第一,评估数据多源化、多层次的融合问题,其难点在于发动机多系统多参数的选择以及各级指标的权重求解;第二,状态信息的随机性和模糊性问题,其难点在于无规律数据的特征提取以及定性状态与定量数值之间的相互转换。

目前,关于发动机状况评估的方法有很多,如未知测度模型法、量子模糊聚类法、深度置信网络、神经网络法和支持向量机等。韩亚娟等^[1]提出了基于组合赋权法和未确知测度模型的发动机健康状况评估,利用逼近理想点的组合赋权法求解指标组合权重,然后基于未确知测度模型,利用K-means算法对各指标分级,最后根据指标属于不同等级的未确知测度、指标组合权重和评分准则,得到评价对象的健康评分;该研究侧重于提高健康发动机与故障发动机的区分度。王村松等^[2]提出了基于无标签、不均衡、初值不确定数据的设备健康评估方法,首先基于相关性指标和趋势性指标的特征选择方法去除冗余特征,然后利用三维数据标准化和量子模糊聚类方法,动态设定设备状态并且解决数据初值的不确定问题,最终采用一种多变量深度森林分类器实现设备状态的离线训练与在线评估;该研究侧重于准确评估设备各阶段的健康状态并给出不同阶段的分类概率结果。孙同敏^[3]提出了基于DBN-SVM的航空发动机健康状态评估方法,通过无监督学习对深度置信网络DBN进行训练,实现对多传感器数据的特征提取,然后利用最小二乘支持向量机算法对特征参数指标进行状态划分,实现对设备及系统状态的自动评估;该研究侧重于多传感器运行数据中数据特征的提取以及健康评估准确率的提高。倪波等^[4]提出了基于

决策树的涡轴发动机气路健康评估方法;该研究侧重于优化算法以解决涡轴发动机退化模式多、故障样本大的问题。李弘扬等^[5]提出了基于支持向量机的发动机健康状态评估;该研究侧重于解决发动机评估中指标构建和评估准确率低的问题。上述各项研究虽在一定程度上解决了评估数据这一关键问题,优化了评估过程,提高了评估准确性,但均停留在单一定量评估的层面,未有效解决发动机状态信息的随机性和模糊性问题。

近年来,针对其他复杂系统的评估,国内外学者将模糊综合评判法应用至大型设备^[6]、军事及铁路建设^[7-8]等领域。在模糊评判中,单一的权重求解法存在明显的主观或客观缺陷,因此出现了组合赋权法,组合赋权法因其融合主观权重与客观权重而避免权重单一的优势被不断应用^[9-13]。此外,现有的模糊评判体系通常基于确定性隶属函数进行指标量化,这种精确化的处理方式与模糊理论的本质存在冲突。而云模型是处理定性概念与定量描述的不确定转换模型,其拥有比模糊隶属函数更强的普遍适用性与描述不确定问题的能力^[14],因此采用云模型替代隶属度函数的方式可有效提高对象分析中的模糊性。由此可见,组合赋权法和云模型分别在综合评判和模糊评判方面优势显著,近年来有不少学者将二者结合,通过组合赋权法计算权重、云模型判断隶属程度。目前该方法已应用于飞行器领域^[15]、军事领域^[16]和施工风险评估^[17]等方面。

基于此,针对航空发动机状态信息的随机性和模糊性问题,拟采用一种基于组合赋权和云模型的方法对航空发动机展开状态评估。

1 航空发动机评估指标体系构建

1.1 航空发动机的主要系统概况

民航客机多采用涡扇发动机,是一种高度复杂的多系统机械,日常监控对象主要是发动机的气路系统、振动系统和滑油系统。气路系统的主要功用是压缩空气、燃烧、喷气产生动力,其主要风险故障为VBV、VSV故障和超温等;振动系统的主要功用是监测和控制发动机振动,保证结构安全,其主要风险故障为机械不平衡、轴承故障、涡轮或压气机叶片损伤等;滑油系统的主要功用是润滑、冷却、密封和清洁,其主要风险故障为滑油泄漏、污染、堵塞等。

1.2 评估指标筛选

通过分析三大监控系统的功用及可能的风险故障,并结合专家经验,最终确定航空发动机为目标层指标,气路系统、振动系统、滑油系统为对象层指标,此外还筛选出了8个指标层指标。气路系统下属低压转子转速 N_1 、高压转子转速 N_2 、燃油流量FF、排气温度EGT这4个指标,其中 N_1 反映低压部分的工作状态, N_2 反映高压部分的工作状态,FF和EGT协同反映发动机整体性能;振动系统下属低压转子振动值 VB_1 、高压转子振动值 VB_2 两个指标,分别反映各部分的振动水平;滑油系统下属滑油温度OIL_TEMP、滑油压力OIL_PRS两个指标,反映滑油系统工作温度和压力状态。评估指标体系如表1所示。

表1 航空发动机评估指标体系

Table 1 Aero-engine evaluation index system

目标层	对象层	指标层
航空发动机	气路系统	N_1
		N_2
		FF
		EGT
	振动系统	VB_1
		VB_2
	滑油系统	OIL_TEMP
		OIL_PRS

2 组合赋权法

线性组合赋权法是将发动机专家对各项指标重要程度的主观评分与发动机运行数据重要性的客观评分相结合,进而针对该型号发动机运用矩阵思想确定其主客观权重系数,最终结合在一起得到组合权重,这有效提高了权重的针对性和可靠性,进而提高各级指标评估及状态评估的准确性。

2.1 主客观权重求解

组合赋权法合理地将主客观评分组合在一起,兼顾了行业专家的主观经验以及客观数据的影响,两种评分被充分且合理地展现出来。本文通过层次分析法进行主观赋分,通过熵权法进行客观赋分。

2.1.1 主观权重求解

通过层次分析法确定主观权重步骤如下:

(1) 构造判断矩阵

请各位专家采用九标度法对指标层指标评分,得到判断矩阵 P 为

$$P = (a_{ij})_{n \times n} \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中: a_{ij} 表示第 i 个指标与第 j 个指标的相对重要程度,通过专家打分使用1~9的尺度赋值。

(2) 层次单排序

第1步,对判断矩阵的每列归一化处理,得到 a_{ij}^{norm}

$$a_{ij}^{\text{norm}} = \frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^n a_{kj}} \quad (2)$$

第2步,将得到的归一化矩阵按行求和得到向量 σ_i

$$\sigma_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}^{\text{norm}} \quad (3)$$

第3步,归一化处理和向量,从而得到层次单排序的权重值 w_i

$$w_i = \frac{\sigma_i}{\sum_{i=1}^n \sigma_i} \quad (4)$$

$$W^a = (w_1, w_2, \dots, w_n) \quad (5)$$

$$(W^a)^T = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T \quad (6)$$

式中 W^a 为主观权重。

第4步,求解最大特征根 λ_{\max}

$$\lambda_{\max} = \sum_{i=1}^n \frac{(P(W^a)^T)_i}{nw_i} \quad (7)$$

式中 $(P(W^a)^T)_i$ 表示 $P(W^a)^T$ 的第 i 个分量。

(3)一致性检验

检验系数 C_R 的求解公式为

$$C_R = \frac{C_I}{R_I} \quad (8)$$

式中: $C_I = (\lambda_{\max} - n)/(n - 1)$; R_I 为随机一致性指标。

2.1.2 客观权重求解

通过熵权法确定客观权重步骤如下:

(1) 整合客观数据矩阵

假设有 n 个评价指标,每个指标有 m 组数据,则矩阵 R 表示为

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix} \quad (9)$$

(2) 客观数据矩阵归一化

不同指标随时间的变化趋势不同,因此需要采用与之对应的归一化方法(正向指标、负向指标和适度指标),最后平移修正得到矩阵 R_0^{norm} ,即

$$R_0^{\text{norm}} = \begin{bmatrix} r_{11}^{\text{norm}} + \epsilon & r_{12}^{\text{norm}} + \epsilon & \dots & r_{1n}^{\text{norm}} + \epsilon \\ r_{21}^{\text{norm}} + \epsilon & r_{22}^{\text{norm}} + \epsilon & \dots & r_{2n}^{\text{norm}} + \epsilon \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{m1}^{\text{norm}} + \epsilon & r_{m2}^{\text{norm}} + \epsilon & \dots & r_{mn}^{\text{norm}} + \epsilon \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11}^{\text{norm}} & R_{12}^{\text{norm}} & \dots & R_{1n}^{\text{norm}} \\ R_{21}^{\text{norm}} & R_{22}^{\text{norm}} & \dots & R_{2n}^{\text{norm}} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ R_{m1}^{\text{norm}} & R_{m2}^{\text{norm}} & \dots & R_{mn}^{\text{norm}} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: r_{mn}^{norm} 为经过归一化处理后的数据; ϵ 无限趋于 0; R_{mn}^{norm} 为经过修正后的数据。

(3)求解比重 P_{ij}

$$P_{ij} = \frac{R_{ij}^{norm}}{\sum_{i=1}^m R_{ij}^{norm}} \quad (11)$$

(4)求解信息熵 e_j

$$e_j = -K \times \sum_{i=1}^m (P_{ij} \ln P_{ij}) \quad (12)$$

式中 $K = 1/\ln m$ 。

(5)计算差异性程度 G_j

$$G_j = 1 - e_j \quad (13)$$

(6)求解熵权 w_j^*

$$w_j^* = \frac{G_j}{\sum_{j=1}^n G_j} \quad (14)$$

$$W^b = (w_1^*, w_2^*, \dots, w_n^*) \quad (15)$$

式中 W^b 为由熵权法求解出的指标客观权重。

2.2 组合权重求解

采用线性组合法来求解组合权重。用 α 和 β 分别表示主观权重和客观权重的重要性程度,运用矩阵的思想确定 α_i 和 β_i ,其中 $i = 1, 2, \dots, n$,表达式为

$$\begin{cases} \alpha_i = w_i^a / (w_i^a + w_i^b) \\ \beta_i = w_i^b / (w_i^a + w_i^b) \end{cases} \quad (16)$$

式中: w_i^a 为某指标的主观权重; w_i^b 为某指标的客观权重。

得到主客观权重的重要性系数后,就能够得到各项指标的组合权重 W_i ,线性组合赋权法的公式为

$$W_i = \alpha_i w_i^a + \beta_i w_i^b \quad (17)$$

3种权重的对比如图 1 所示。

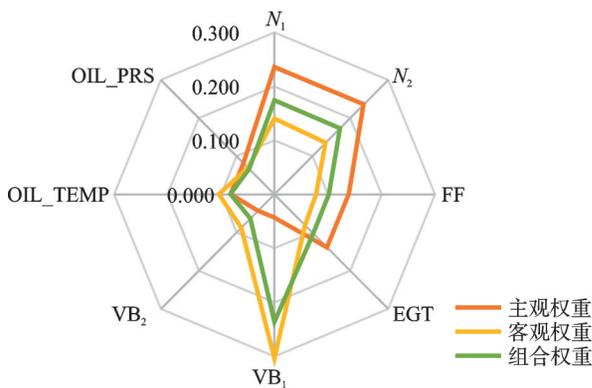


图 1 权重对比图

Fig.1 Weight comparison chart

3 结合专家评判的云模型状态评估

3.1 评价标准等级

发动机状态划分的等级既不能太少也不能太

多。每一级别蕴含着两个概念,安全性与危险性,安全性与等级呈正相关,危险性与等级呈负相关。鉴于二者需要有对称性和互补性,等级数目一般设为奇数,且数目不宜过多或过少。又考虑到专家对发动机评判的习惯,最终将发动机状态划分为 5 个等级。从高到低依次为“健康”“亚健康”“合格”“异常”和“故障”^[18],每个等级的区间及其所代表的两性概念如表 2 所示。

表 2 航空发动机健康等级划分

Table 2 Aero-engine health classification

状态等级	区间	安全性描述	危险性描述
故障	0~25	评估指标严重不合格,发动机很不安全	发动机故障
异常	25~50	评估指标轻微不合格,发动机不安全	发生故障的可能性较大,发动机不适航
合格	50~75	评估指标合格,发动机不太安全	发生故障的可能性在可接受的范围内
亚健康	75~90	评估指标良,发动机安全	无特殊环境情况发生故障的可能性较小
健康	90~100	评估指标优,发动机很安全	无特殊环境情况几乎不可能发生故障

3.2 标准云模型

云模型拥有 3 个基本的特征参数,通过每个评价等级的上下限计算,假设某评价等级的区间为 $[X_{min}, X_{max}]$,则该等级特征参数 (E_x, E_n, H_e) 的计算为

$$\begin{cases} E_x = \frac{X_{max} + X_{min}}{2} \\ E_n = \frac{X_{max} - X_{min}}{6} \\ H_e = k \end{cases} \quad (18)$$

式中 k 为经验系数,取常数,需根据项目实际所需的模糊程度进行调整,建议取评语集的最大值除以 200,因此本文均取 0.5。

假设健康等级的区间为 $[0, 100]$,为保证云只在有意义的区间内分布,将期望直接放在闭区端点,即 $E_x = 0$;要求云滴分布在本等级区间内,即 $0 \leq x \leq x_{max}$,根据式(18)可推出 $E_x + 3E_n = x_{max}$,

由于 $E_x = 0$,可得 $E_n = \frac{X_{max}}{3}$;为使生成的云滴分布既能表达概念的模糊性,又具有良好的聚集性,常采用经验公式 $H_e = k \cdot E_n$ 进行控制。因此,健康等级特征参数的计算公式为

$$\begin{cases} E_x = 0 \\ E_n = \frac{X_{\max}}{3} \\ H_e = k \cdot E_n \end{cases} \quad (19)$$

则各等级特征参数如表 3 所示。

表 3 标准云特征参数

Table 3 Standard cloud feature parameters

序号	状态等级	标准云特征参数
I	故障	(12.5, 4.167, 0.5)
II	异常	(37.5, 4.167, 0.5)
III	合格	(62.5, 4.167, 0.5)
IV	亚健康	(82.5, 2.5, 0.5)
V	健康	(95, 1.667, 0.5)

为形象展示不同状态等级下的云分布特征,将表 3 中 5 个状态等级的标准云特征参数依次输入云发生器中,利用正向正态云生成算法生成标准云图,具体步骤如下:

(1) 参数准备

根据表 3 的特征参数设定各等级云的期望值 E_x 、熵 E_n 、超熵 H_e ,如“故障”等级设为(12.5, 4.167, 0.5),其余类同。

(2) 云滴数量设定

每个等级生成相同数量的云滴,本文设置为 2 000 个,保证分布密度一致,便于对比。

(3) 使用正态云发生器生成云滴

采用经典的一维正向云生成算法进行生成,其主要计算过程包括:依据期望值 E_x 、熵 E_n 、超熵 H_e ,使用正态分布生成随机熵值 H_e ,接着基于 H_e 和 E_x 再次生成正态随机变量 x_i ,然后计算每个云滴的隶属度 $\mu_i = \exp\left(-\frac{(x_i - E_x)^2}{2(E_n)^2}\right)$ 。

(4) 绘制云图

将每个云滴的位置 x_i 与其隶属度 μ_i 作为二维坐标点 (x_i, μ_i) ,以散点图形式绘制,得到发动机各等级的标准云图如图 2 所示。

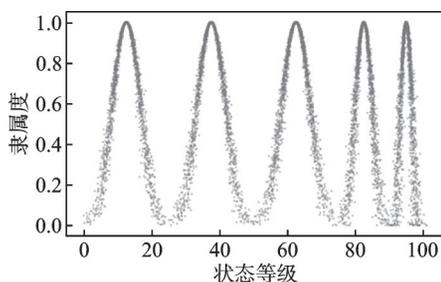


图 2 标准云图

Fig.2 Standard cloud

3.3 指标云模型

为了避免专家评分的过度主观化,引入相对劣化度这一概念,将发动机实际运行数据转化为客观分值,作为评价指标的云模型参数,从而确定该指标在标准云下所处的位置。

相对劣化度,顾名思义即为指标相对于出厂状态的劣化程度,劣化范围为[0, 1],最小值 0 代表指标最佳状态,最大值 1 代表指标最差状态。根据指标的自身特点,劣化度主要分为正向型(数值越大越好)、负向型(数值越小越好)以及中间型(数值适中最佳),本文采用前两种。

(1) 正向型指标的相对劣化度计算公式为

$$d(x) = \begin{cases} 1 & x < x_{\min} \\ \frac{x_{\max} - x}{x_{\max} - x_{\min}} & x_{\min} \leq x \leq x_{\max} \\ 0 & x > x_{\max} \end{cases} \quad (20)$$

(2) 负向型指标的相对劣化度计算公式为

$$d(x) = \begin{cases} 0 & x < x_{\min} \\ \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} & x_{\min} \leq x \leq x_{\max} \\ 1 & x > x_{\max} \end{cases} \quad (21)$$

式中: x 为指标的客观实际数据; x_{\min} 为其最小值; x_{\max} 为其最大值。根据劣化度越大评分越低;劣化度越小评分越高的原则,利用式(22)将各指标劣化度映射为状态分值,即

$$\nu(x) = H_{\max} \cdot [1 - d(x)] \quad (22)$$

式中 H_{\max} 为最佳状态分值,本文取 100。

假设某指标有 n 组实际数据,通过式(20)或(21)计算其相对劣化度,再通过式(22)映射出状态分值后,则该指标的云模型特征参数的计算公式为

$$E_x = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \nu_i \quad (23)$$

$$E_n = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \cdot \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n |\nu_i - E_x| \quad (24)$$

$$H_e = \sqrt{\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{i=1}^n (\nu_i - E_x)^2 - E_n^2} \quad (25)$$

式中 ν_i 为第 i 组状态分值。

将计算获得的各指标特征参数输入正向云发生器生成各指标云图,与标准云图对比可对各指标的状态进行定性评估。

3.4 综合云模型

综合云为虚拟云,即将各个基云的特征参数进行计算得到一个新云^[19]。假设某指标集共有 m 个指标,则该指标集的综合云特征参数计算公式为

$$E_x = \sum_{i=1}^m W_i \cdot E_{x_i} \quad (26)$$

$$E_n = \sqrt{\sum_{i=1}^m \left(\frac{W_i^2}{\sum_{j=1}^m W_j^2} \cdot E_{ni}^2 \right)} \quad (27)$$

$$H_e = \sqrt{\sum_{i=1}^m \left(\frac{W_i^2}{\sum_{j=1}^m W_j^2} \cdot H_{ei}^2 \right)} \quad (28)$$

式中 W_i 为 2.2 节通过组合赋权法得到的各指标权重。

将计算获得的各指标集特征参数输入正向云发生器生成各指标集的综合云图,与标准云图对比可对各指标集的状态进行定性评估。

将实际数据映射的云图与标准云图直接对比,可通过其位置关系定性判断健康等级,但当云滴处于两个等级中间区域时却难以分辨其所属关系。因此,在定性的基础上引入定量指标进行二次评估是一个很好的解决办法,本文采用云图的相似度作为定量指标。相似度计算步骤如下:

(1)在综合评价云中生成以 E_n 为期望, H_e^2 为方差的正态随机数 $E'_n = \text{Norm}(E_n, H_e^2)$ 。

(2)在综合评价云中生成以 E_x 为期望, $E_n'^2$ 为方差的正态随机数 $x_k = \text{Norm}(E_x, E_n'^2)$ 。

由于(1)、(2)会重新生成步骤 5 中过程,故直接使用(5)中综合云云滴 (x_i, u_i) 中 x_i 作为 x_k 。

(3)将 x_k 代入某评价等级 i 的标准云的期望方程中,计算 $u_k = \exp(-(x_k - E_{xi})^2 / (2E_m^2))$ 。

(4)重复上述步骤,直到生成 n 个 u_k , 计算相似度 $\delta_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u_k$ 。

(5)对相似度进行归一化得出最终综合云所属标准云可能程度 $\lambda_i = \frac{\delta_i}{\sum_{i=1}^c \delta_i}$ (其中 i 表示第 i 个等级, c 表示等级总数),同时也可以从云图中对比综合云与标准云的所属程度。

通过计算各级云图的相似度,可以定量分析其状态。

综上所述,对航空发动机的状态采用组合赋权和云模型相结合的方法进行评估,总体技术路线流程如图 3 所示。

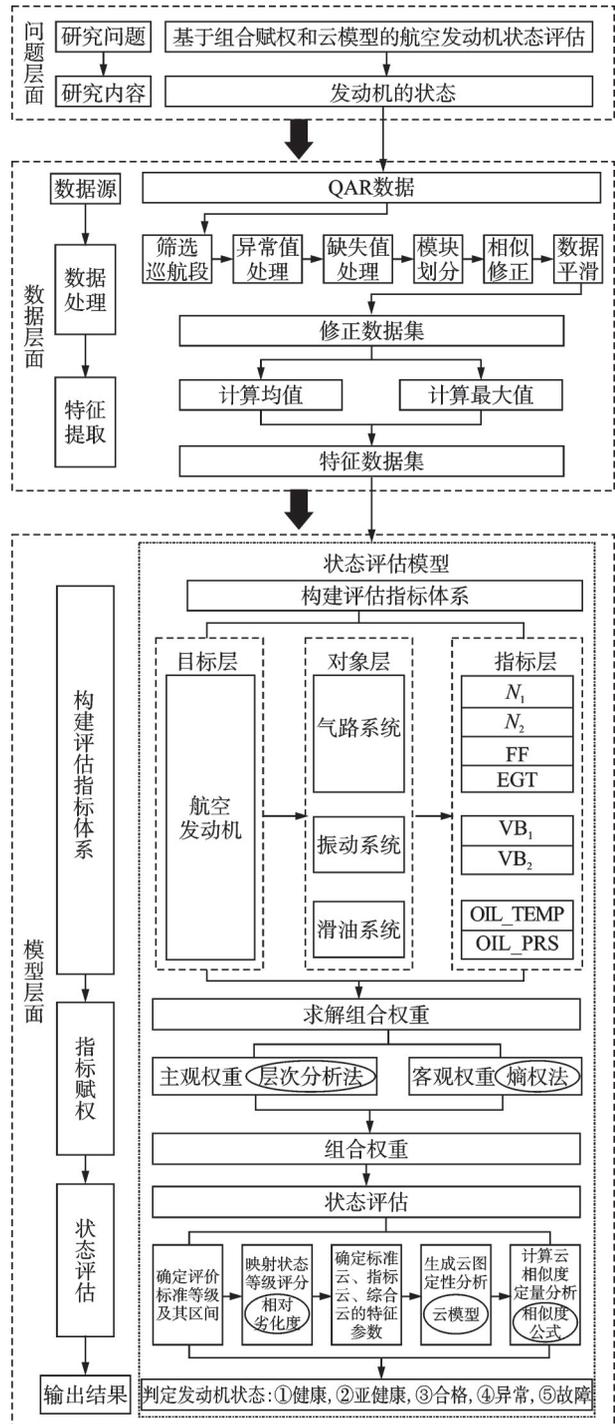


图 3 总体技术路线流程图

Fig.3 Technical roadmap

4 航空发动机状态评估

将该方法通过 A320 系列飞机上多台发动机的快速存取记录器(Quick access recorder, QAR)数据进行分析验证。鉴于发动机在服役初期属于磨合期,状态会有较明显的变化,因此本文以其中一台 LEAP-1A 发动机在使用初期的 QAR 数据为例进行评估,并将数据按时间顺序排列后平均分成 3 份,以便后续针对趋势的研究。该发动机使用情况如表 4 所示。

表 4 某 LEAP-1A26 型发动机 QAR 数据

Table 4 QAR data description of a LEAP-1A26 engine

数据项名称	数据
记录开始日期	2018-07
记录截止日期	2022-03
时间跨度/月	45
记录开始循环数	35
记录截止循环数	5 077
总循环数	5 042

4.1 特征提取

为便于后续研究与建模分析,需要对原始航班数据进行系统性的数据处理与特征提取。考虑到航班数量较多(约 5 000 个),由于采样机制和传感器问题,原始 QAR 数据存在异常值、缺失值等问题,本文按照图 4 所示流程对数据逐步处理,具体

包括以下步骤:

(1) 筛选巡航段。基于飞行阶段划分逻辑和 1.2 节的评估指标体系,提取每个航班各指标巡航段数据。

(2) 异常值处理。基于 Z-score 标准化法剔除异常大或异常小的不正常数值。

(3) 缺失值处理。基于线性插值法,利用前后两点之间作直线补值,填补空缺数值。

(4) 模块划分。将每个月所有航班整合到一起,共 45 个月。

(5) 相似修正。将各指标统一修正至标准大气压下。

(6) 数据平滑。基于移动平均法,将滑动窗口设置为 5,对数据进行平滑处理,建立修正数据集。

(7) 特征提取。根据不同不同指标性质取均值或最大值,建立特征数据集。



图 4 特征提取流程图

Fig.4 Feature extraction flowchart

4.2 发动机权重求解

通过第 2 节组合赋权法来求解权重。首先,基于层次分析法求解主观权重,通过专家九标度评分、整合数据矩阵、归一化处理及一致性检验,最终确定各指标权重;其次,基于熵权法求解客观权重,对原始 QAR 数据通过 4.1 节进行特征提取,将特征参数整合成客观数据矩阵,进而依次进行归一化、求解比重、求解信息熵、计算差异性程度和求解熵权,从而得到客观权重;最后,采用线性组合赋权法求解组合权重。各指标的组合权重如表 5 所示。

表 5 发动机各指标权重

Table 5 Index weights of aero-engine

目标层	对象层	指标层	主观权重	客观权重	组合权重
航空发动机	气路系统	N_1	0.235	0.140	0.174
		N_2	0.235	0.135	0.173
		FF	0.139	0.078	0.102
	振动系统	EGT	0.139	0.081	0.102
		VB_1	0.044	0.304	0.237
		VB_2	0.044	0.088	0.064
	滑油系统	OIL_TEMP	0.082	0.104	0.082
		OIL_PRS	0.082	0.070	0.066

4.3 云模型状态评估

4.3.1 指标云求解

相对劣化度的标准式(20~22),其理论输出范

围为 $[0, 100]$,覆盖了发动机全寿命周期的运行状态,包括健康、亚健康、合格、异常、故障所有阶段。

然而,本研究样本来源为交付初期的新机新发,其运行状态普遍良好,劣化程度微弱,应用原始映射函数将导致大多数状态得分集中于 $[90, 100]$ 或更高区间,严重压缩了评分的有效分辨率。结合 3.1 节评价标准等级的划分,设置 $[75, 100]$ 为“健康内部子区间”。

因此,为增强评分系统对轻微劣化的识别能力、提高状态判别的敏感性,在原始评分基础上,采用线性拉伸方式将其二次映射至 $[75, 100]$ 的健康区间内,该处理在不改变评分相对顺序的前提下,能够增强系统对早期轻度劣化的识别能力。计算公式如下

$$\nu(x)^* = 75 + \frac{\nu(x) - \nu(x)_{\min}}{\nu(x)_{\max} - \nu(x)_{\min}} \times (100 - 75) \quad (29)$$

式中: $\nu(x)_{\min}$ 为首次映射得分的最小值, $\nu(x)_{\max}$ 为首次映射得分的最大值。

再计算各项指标的云模型特征参数(E_x, E_n, H_e),将其输入正向云发生器得到各项指标云图,与标准云图对比定性评估各指标的状态。各指标云如图 5 所示。

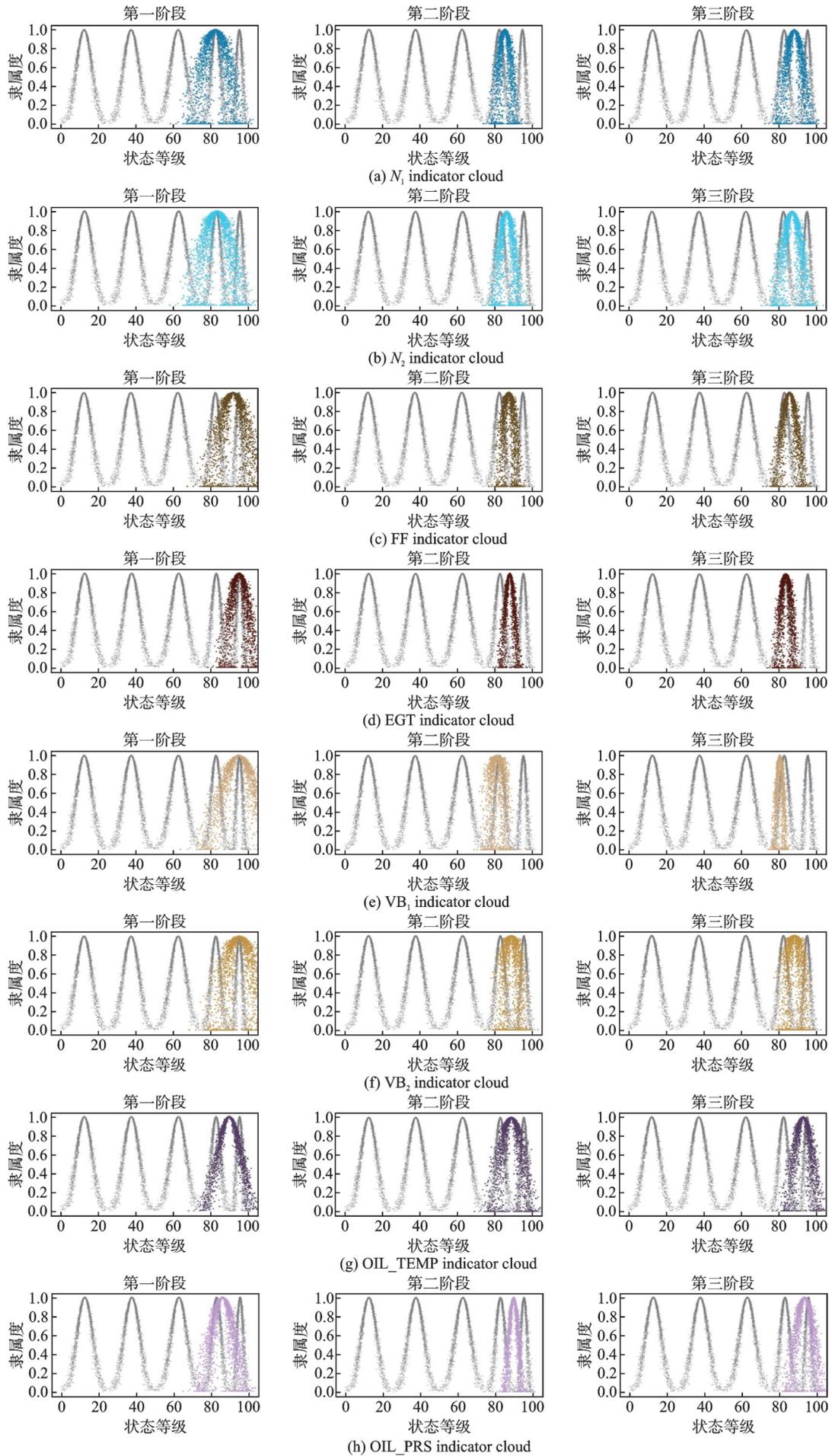


图 5 各指标云
Fig.5 Indicator clouds

基于指标云分析,可以清晰地呈现不同指标状态的时序变化特征:

(1) N_1 、 N_2 、OIL_PRS 几个指标云随着使用指标健康状况呈现右移的趋势。结合该发动机为新发的实际情况,随着不断地磨合,理应逐渐趋于状态,与实际情况相符。

(2) FF、EGT、 VB_1 、 VB_2 、OIL_TEMP 几个指标云随着使用指标健康状况呈现左移的趋势。随着发动机不断地工作,相应部件可能出现细微退化,如压气机、涡轮部件问题引起各自效率下降,进气道和燃烧室的积碳和损坏等会导致 FF、EGT 升高;叶片裂纹、机械松动和转子与定子的间隙等问

题会导致 VB_1 、 VB_2 增大;滑油劣化和轴承、齿轮的磨损等会导致 OIL_TEMP 升高,与实际情况相符。

(3) 此外图 5(a)第一阶段、图 5(b)第一阶段、图 5(c)第一阶段、图 5(e)第一阶段、图 5(f)第一阶段、图 5(g)第二阶段的云图离散程度较大。这说明发动机运行工况的不稳定性导致指标具有一定的随机性。

4.3.2 综合云求解

通过式(26~28)计算各对象层的云模型特征参数(E_x 、 E_n 、 H_e),将其输入正向云发生器得到各对象层综合云图,与标准云图对比定性评估对应系统的状态。各对象层综合云如图 6 所示。

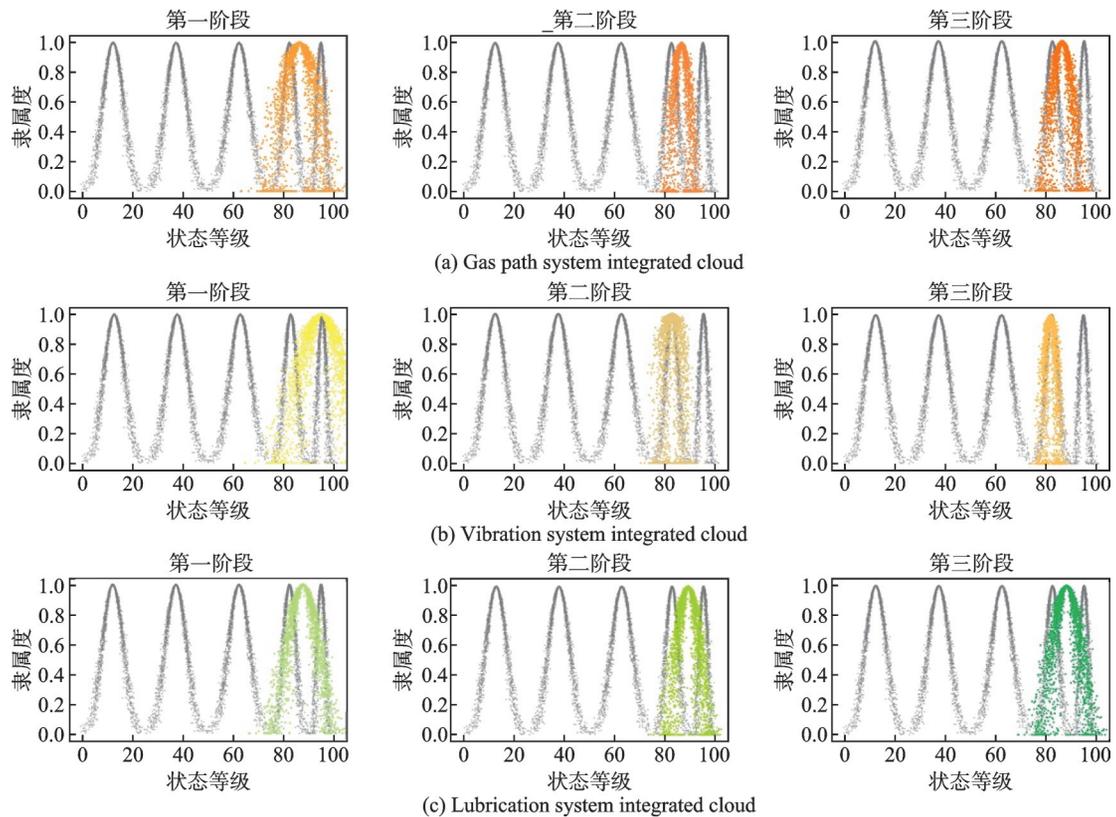


图 6 对象层综合云

Fig.6 Object layer integrated clouds

基于对象层综合云分析,可以清晰地呈现不同系统状态的时序变化特征:

(1) 状态随时间逐渐变差,这对应发动机叶片、轴承等细微问题的出现。

(2) 状态随时间呈收敛趋势浮动变化,这对应新发动机磨合期趋于稳定的实际情况。

再次通过式(26~28)计算目标层的云模型特征参数(E_x 、 E_n 、 H_e),将其输入正向云发生器得到指标层层综合云图,与标准云图对比定性评估整台发动机的状态。目标层综合云如图 7 所示。

从目标层综合云可以定性看出,发动机从最初的强离散健康状态趋于弱离散亚健康状态,对应零

部件问题的逐渐显露和磨合期趋于稳定的实际情况。

将实际数据映射的云图与标准云图直接对比,可通过其位置关系定性判断健康等级,但部分云图展现出了较大的离散程度,当云滴处于两个等级中间区域时难以分辨其所属关系。因此,在定性评估的基础上计算云相似度来定量分析。计算结果如表 6 所示。

结果表明,从第一阶段到第三阶段工作期间,发动机在合格、亚健康、健康 3 个工作状态下的归一化相似度变化分别为 $[0.004, 0, 0]$ 、 $[0.562, 0.926, 0.937]$ 、 $[0.434, 0.073, 0.063]$ 。表明

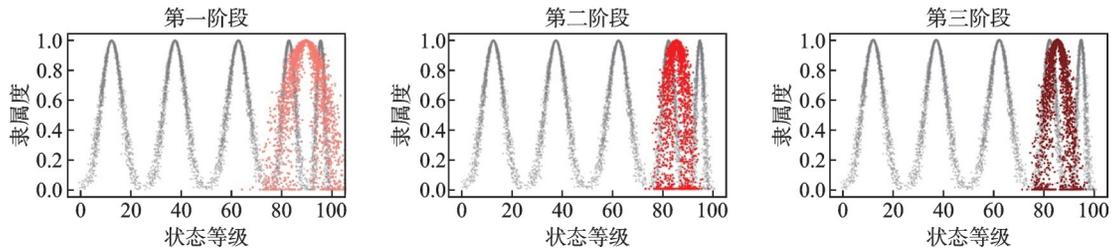


图 7 目标层综合云

Fig.7 Target layer integrated clouds

表 6 发动机综合云相似度

Table 6 Aero-engine integrated cloud similarity

阶段	等级序号				
	I	II	III	IV	V
1	0	0	0.004	0.562	0.434
2	0	0	0	0.926	0.073
3	0	0	0	0.937	0.063

发动机在服役初期随时间推移,自身健康水平稍有降低且趋于稳定,呈现出由离散于合格至健康转向聚集于亚状态的趋势。这与发动机的实际健康变化趋势一致。

5 结 论

(1) 经过原理分析、专家经验、相关性分析对发动机进行分层,筛选出了1个目标层指标、3个对象层指标、8个指标层指标,该评估指标体系逻辑清晰,关联性紧密。

(2) 通过层次分析法确定主观权重,通过熵权法确定客观权重,运用矩阵的思想确定主客观的权重系数,再通过线性组合赋权法确定组合权重。避免了权重单一求解方法的缺陷,保证了该权重求解方法的适用性。

(3) 针对航空发动机确定评价标准等级及其区间,通过相对劣化度映射了状态等级评分,通过云图进行了定性分析,通过相似度进行了定量分析。合理解决了航空发动机状态信息的随机性和模糊性问题。

(4) 对某 LEAP-1A 型发动机使用初期的 QAR 数据运用上述模型展开了分析,生成的各级云图反映出的状态随时间变化的趋势与工程实际相符。表明了基于组合赋权和云模型的航空发动机状态评估模型有效。

参考文献:

[1] 韩亚娟,杨玉琪.基于组合赋权法和未确知测度模型的发动机健康状况评估[J].运筹与管理,2020,29(4):204-211.
HAN Yajuan, YANG Yuqi. Health status evaluation

of aero-engines based on combination weighting method and unascertained measure model[J]. Operations Research and Management Science, 2020, 29(4): 204-211.

[2] 王村松,陆宁云,程月华,等.基于无标签、不均衡、初值不确定数据的设备健康评估方法[J].控制与决策,2020,35(11):2687-2695.

WANG Cunsong, LU Ningyun, CHENG Yuehua, et al. Equipment health risk assessment based on unlabeled, unbalanced data under uncertain initial condition [J]. Control and Decision, 2020, 35(11): 2687-2695.

[3] 孙同敏.基于DBN-SVM的航空发动机健康状态评估方法[J].控制工程,2021,28(6):1163-1170.

SUN Tongmin. Research on aero engine health state assessment using DBN and SVM[J]. Control Engineering of China, 2021, 28(6): 1163-1170.

[4] 倪波,李秋红,徐嘉伸,等.基于决策树的涡轴发动机气路健康评估方法[J].推进技术,2022,43(5):330-339.

NI Bo, LI Qiuhong, XU Jiashen, et al. Gas path health assessment method of turboshaft engine based on decision tree[J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(5): 330-339.

[5] 李弘扬,董鹏,李蕴哲.基于支持向量机的发动机健康状态评估[J].舰船电子工程,2023,43(5):158-163.

LI Hongyang, DONG Peng, LI Yunzhe. Engine health status assessment based on SVM[J]. Ship Electronic Engineering, 2023, 43(5): 158-163.

[6] 伏玉明,刘伯鸿,宋爽.基于模糊综合评判的转辙机健康评估研究[J].铁道科学与工程学报,2017,14(5):1070-1076.

FU Yuming, LIU Bohong, SONG Shuang. Research on health assessment methods for switch machine based on fuzzy comprehensive evaluation[J]. Journal

- of Railway Science and Engineering, 2017, 14(5): 1070-1076.
- [7] 高焱,夏晶晶,耿纪莹,等.基于模糊综合评判法的寒区铁路隧道冻害评价体系研究[J].铁道标准设计, 2018, 62(7): 124-129.
GAO Yan, XIA Jingjing, GENG Jiying, et al. Study on the evaluation system of freezing damage of railway tunnel in cold region based on fuzzy comprehensive evaluation method[J]. Railway Standard Design, 2018, 62(7): 124-129.
- [8] AN M, CHEN Y, CHRIS J. A fuzzy reasoning and fuzzy-analytical hierarchy process based approach to the process of railway risk information: A railway risk management system[J]. Information Sciences, 2011, 181(18): 3946-3966.
- [9] 温廷新,苏焕博.基于MICE_RF的组合赋权——极限随机树岩爆预测模型[J].黄金科学技术, 2022, 30(3): 392-403.
WEN Tingxin, SU Huanbo. Combined weighting-extremely randomized trees rockburst prediction model based on MICE_RF[J]. Gold Science and Technology, 2022, 30(3): 392-403.
- [10] 李进友,李媛,冯冰,等.基于随机组合赋权模糊评价的风电机组健康状态评估[J].太阳能学报, 2022, 43(8): 340-351.
LI Jinyou, LI Yuan, FENG Bing, et al. Wind turbine health status assessment based on random combination weighting fuzzy evaluation[J]. Acta Ener-giae Solaris Sinica, 2022, 43(8): 340-351.
- [11] XU B S, QI N N, ZHOU J P, et al. Reliability assessment of highway bridges based on combined empowerment-TOPSIS method[J]. Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022, 14: 7793.
- [12] GU Y K, ZHANG M, ZHOU X Q. Fault diagnosis of gearbox based on improved DUCG with combination weighting method[J]. IEEE Access, 2019, 7: 92955-92967.
- [13] SHEN J, BAO X H, CHEN X S, et al. Prediction of tunnel earthquake damage based on a combination weighting analysis method[J]. Symmetry, 2022, 14(9): 1922.
- [14] 董兴辉,张鑫淼,郑凯,等.基于组合赋权和云模型的风电机组健康状态评估[J].太阳能学报, 2018, 39(8): 2139-2146.
DONG Xinghui, ZHANG Xinmiao, ZHENG Kai, et al. Health status assessment of wind turbines based on combination weighting and cloud model[J]. Acta Ener-giae Solaris Sinica, 2018, 39(8): 2139-2146.
- [15] 周义蛟,郭基联,周舟.基于云模型与组合赋权法的飞机保障性评估研究[C]//航空保障设备发展——2017年首届航空保障设备发展论坛.北京:航空工业出版社, 2017: 142-148.
ZHOU Yijiao, GUO Jilian, ZHOU Zhou. A study on military aircraft supportability assessment based on cloud model and game theory[C]//Proceedings of Aviation Support Equipment Development—2017 First Aviation Support Equipment Development Forum Proceedings. Beijing: Aviation Industry Publishing, 2017: 142-148.
- [16] 解宝琦,李英顺,王德彪,等.一种坦克炮长瞄准镜系统状态评估的方法[J].兵工学报, 2023, 44(8): 2414-2423.
XIE Baoqi, LI Yingshun, WANG Debiao, et al. Method for evaluating tank gunner's sight system[J]. Acta Armamenta, 2023, 44(8): 2414-2423.
- [17] 刘锦杰,叶波,罗赞琛,等.一种基于云模型的SF₆高压断路器状态评估方法[J].高压电器, 2019, 55(4): 31-38.
LIU Jinjie, YE Bo, LUO Zanchen, et al. State assessment method for SF₆ high-voltage circuit breaker based on cloud model[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(4): 31-38.
- [18] 王俨凯,廖明夫.航空发动机健康等级综合评价方法[J].航空动力学报, 2008(5): 939-945.
WANG Yankai, LIAO Mingfu. Study on grading of health condition of aerospace propulsion system[J]. Journal of Aerospace Power, 2008(5): 939-945.
- [19] 何涛,马洁.基于云模型和组合赋权法的CBTC系统可靠性评价[J].重庆大学学报, 2023, 46(2): 130-139.
HE Tao, MA Jie. Reliability evaluation of CBTC based on cloud model and combination weighting method[J]. Journal of Chongqing University, 2023, 46(2): 130-139.

(编辑:夏道家)