

# 基于组合赋权的IDP-CRUTIC的齿轮箱故障评价

赵雅雯<sup>1\*</sup>, 张昊儒<sup>2</sup>, 戴纪瑞<sup>1</sup>, 屈帅镔<sup>3</sup>, 涂思敏<sup>4</sup>

<sup>1</sup>南昌航空大学软件学院, 江西 南昌

<sup>2</sup>南昌航空大学测试与光电工程学院, 江西 南昌

<sup>3</sup>南昌航空大学飞行器工程学院, 江西 南昌

<sup>4</sup>南昌航空大学测试与光电工程学院, 江西 南昌

收稿日期: 2023年2月21日; 录用日期: 2023年3月21日; 发布日期: 2023年3月28日

## 摘要

针对现有齿轮箱故障评价需要研究设备机理造成的效率底下、功能性不强的问题, 本文提出了基于组合赋权的IDP-CRUTIC的齿轮箱故障评价方法。首先对传感器收集到的振动信号数据进行分析, 提取相关特征。然后, 绘制不同传感器在不同状态下的振动信号时间序列函数, 并对这些函数的特征进行了简要分析。其次, 对数据提取了平均值, 方差这两个用以描述振动数据的总体趋势的特征变量, 以及峰度、偏度这两个对判断齿轮箱齿轮故障有着重要作用的特征变量, 并利用SPSSPRO对每一组数据进行了特征数据计算。最后, 通过特征数据计算对这些变量进行了基于组合赋权的IDP-CRUTIC的评价模型进行有效性分析, 选取的特征均能有效地描述齿轮箱故障。仿真和实验结果表明, 所提出的方法更能描述出齿轮箱的故障评价。

## 关键词

齿轮箱, 特征提取, IDP-CRUTIC评价模型, 故障评价

# Application of Combination Weighting Based IDP-CRITIC Model in Gearbox Failure Evaluation

Yawen Zhao<sup>1\*</sup>, Haoru Zhang<sup>2</sup>, Jirui Dai<sup>1</sup>, Shuaibin Qu<sup>3</sup>, Simin Tu<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Software Academy, Nanchang Hangkong University, Nanchang Jiangxi

<sup>2</sup>Testing and Optoelectronic Engineering Academy, Nanchang Hangkong University, Nanchang Jiangxi

<sup>3</sup>Flight Engineering Academy, Nanchang Hangkong University, Nanchang Jiangxi

<sup>4</sup>Testing and Optoelectronic Engineering Academy, Nanchang Hangkong University, Nanchang Jiangxi

\*通讯作者。

文章引用: 赵雅雯, 张昊儒, 戴纪瑞, 屈帅镔, 涂思敏. 基于组合赋权的IDP-CRUTIC的齿轮箱故障评价[J]. 应用数学进展, 2023, 12(3): 1250-1266. DOI: 10.12677/aam.2023.123127

## Abstract

To address the existing gearbox failure evaluation needs to study the mechanism of the equipment resulting in low efficiency and low functionality, this paper proposes a combination of empowerment-based IDP-CRITIC of gearbox fault evaluation method. Firstly, the vibration signal data collected by sensors are analyzed to extract relevant features. Then, the vibration signal time series functions of different sensors in different states are plotted, and the features of these functions are briefly analyzed. Next, the average and variance, which are the two characteristic variables used to describe the overall trend of the vibration data, and the kurtosis and skewness, which are the two characteristic variables that play an important role in determining the gear failure of gearboxes, were extracted from the data, and the characteristic data were calculated for each set of data by using SPSSPRO. Finally, through the calculation of characteristic data, the effectiveness of these variables is analyzed based on the combined weighting based IDP-CRITIC evaluation model, and the selected features are all effective in describing gearbox faults. The simulation and experimental results show that the proposed method is more descriptive of the gearbox failure evaluation.

## Keywords

Journals Gearbox, Feature Extraction, IDP-CRITIC Evolution Model, Failure Evolution

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

齿轮箱是现代工业发电机组必不可少的机械装置，其应用范围广泛，例如在风力发电机组、核电齿轮箱、起重机等。齿轮箱是在风力发电机组中应用很广泛的一个重要的机械部件。其主要功用是将风轮在风力作用下所产生的动力传递给发电机并使其得到相应的转速。它的重要功能是将风轮在风力作用下所产生的动力传递给发电机使其得到相应的转速进行发电[1]。它的研究和开发是风电技术的核心。我国在“十三五”期间的陆上风电机组的平均单机容量已达到 4 MW 及以上。在海上风电方面，2020 年，东方风电完成 10 MW 级风电机组样机安装运行。同年，明阳智能发布 11 MW 级风电机组设计方案。“十四五”初期，风电机组的设计方案达到了 16 MW 级(国外最大为维斯塔斯的 15 MW 机型)。风电齿轮箱是双馈型和半直驱型风电机组中传递兆瓦级功率的关键部件，其成本在整机中的占比超过 16%，是降低整机成本的重要环节。据全球风能理事会统计，2018 年全球双馈型、半直驱型风电齿轮箱的市场占比分别为 96% 和 4%，预计 2021 年、2022 年、2023 年全球风电齿轮箱需求分别为 45.0 GW、42.8 GW 和 41.8 GW [2]。齿轮箱若发生故障，会造成生产效率的降低；若使用时突发情况，严重者更甚威胁到人身安全或造成财产损失，但由于环境复杂，齿轮箱的检测难度极大，检查标准也极难下定义。如何确定齿轮箱的故障评价在各方面应用都具有重要意义。贾兴等人[3]根据齿轮箱在发生齿面磨损、齿面点损、齿面胶合以及断齿的故障下会产生磨损颗粒的特点，提出用磨粒的大小、尺寸、形状、累计速率反映齿轮箱的故障程度。P. Caselitz 等[4]将基于频谱分析方法应用于海上风电机组的状态监测和故障诊断中，其主要利用嵌入式开发技术，同时搭建了整个测试系统。Michael 等[5]通过监测齿轮箱的振动信号以及风机主轴转

速、位移和转矩,通过分析这些信号对风电机组进行故障诊断。徐展等[6]通过频域、小波多分辨率分析和时域等方法展示了风电机组传动链的故障诊断过程,并总结出了故障的监测以及故障的诊断方法。以上都是传统的故障评价方法,功能比较薄弱,所以,本研究提出了一种基于数学建模的故障评价方法。早在之前,基于数学建模的诊断方法主要有模糊原理、小波分析、基于线性/非线性判别函数以及贝叶斯判据等方法。此类方法主要通过研究设备故障机理,由此建立数学模型而进行故障诊断[7]。由于齿轮箱结构复杂,频率成分多,齿轮箱简易振动诊断方法一般应具备时域分析和频谱分析两种测试处理和分析手段,并在长期定时定点检测的基础上进行。关于测点的选择,一般遵守轴承座附近是天然的最佳测点、重要部位的测点可以布置多、密一些、测点的选择要兼顾轴径向平面的水平与垂直两个方向和轴向方向、要在比较平坦的箱体表面布置测点、简易诊断的测点不宜过多等原则。所以,本文在齿轮箱不同部位的四个加速度传感器,收集了传感器统计到的五种不同状态下的振动信号数据,并且对五个状态下的振动信号时间序列数据进行分析,绘制时间序列函数,并提取相关特征。通过对数据提取平均值、方差、峰度和偏度这些对判断齿轮箱齿轮故障有着重要作用的特征变量。对每一组数据进行特征数据计算,通过特征数据计算对这些变量进行了基于组合赋权的 IDP-CRUTIC 的评价模型进行有效性分析,检测特征是否能有效描述齿轮箱故障。本文采取的模型并非只是通常使用的独立性评价模型,而是通过对一组数据进行不同方式的评价方法,例如本文选择了主观加权、客观加权、总体加权三种加权方式,对三种方式按照效果优劣进行指标赋权。通过不同的算法对得到的数据进行组合,获得最后的特征权重,最后进行分析。

## 2. 基本理论

### 2.1. 平均值

平均值作为函数中一个重要的统计学特征,着重反映着每一组数据的总体走势,以及各组数据的总体水平,其计算公式如下:

$$Average_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^n T_i^j}{n} \quad (1)$$

### 2.2. 方差

标准差作为离散数学的一个重要特征,在概率统计中最常使用作为统计分布程度上的测量依据,其能着重反映一个数据组的离散程度。其计算公式如下:

$$Var_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^n (T_i^j - Average_i)^2}{n} \quad (2)$$

### 2.3. 峰度

峰度是表征概率密度分布曲线在平均值处峰值高低的特征数。样本的峰度是和正态分布相比较而言统计量,在统计学中,峰度衡量实数随机变量概率分布的峰态。其对统计振动信号的差异性起着重要的作用。其计算公式为:

$$skew_{ik} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (T_i^j - Average_i)^3}{\left[ \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (T_i^j - Average_i)^2 \right]^{3/2}} \quad (3)$$

## 2.4. 偏度

偏度是统计数据分布偏斜方向和程度的度量，是统计数据分布非对称程度的数字特征。其是统计数据分布偏斜方向和程度的度量与非对称程度的数字特征。其计算公式为：

$$kurt_{ik} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (T_i^j - Average_i)^4}{\left[ \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (T_i^j - Average_i)^2 \right]^2} - 3 \quad (4)$$

## 2.5. 标准差

标准差在概率统计中通常作为统计分布程度上的测量，反映的是组内个体间的离散程度。标准差的定义是总体各单位标准值与其平均数离差平方的算术平均数的平方根。其计算公式为：

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n}} \quad (5)$$

## 2.6. 变异系数

当需要比较两组数据离散程度大小的时候，如果两组数据的测量尺度相差较大，或者量纲不一致，无法直接使用标准差进行比较时，变异系数可以做到消除测量尺度和量纲的影响。其定义为标准差与平均数的比。其数据大小不仅受变量值离散程度的影响，而且还受变量值平均水平大小的影响。根据式(5)和式(1)的比，其计算公式为：

$$c_v = \frac{\sigma}{\mu} \quad (6)$$

## 3. 仿真分析

### 3.1. 数据处理

模拟数据统计了各个部位传感器的振动数据，本文通过实验得到的数据，刻画振动幅度时间序列的变化。传感器采样频率为 6.4 kHz，下列为部分实验得到的数据(见表 1~5，其中， $sensor_i$  中  $i$  表示第  $i$  个加速度传感器， $i = 1, 2, 3, 4$ )。

**Table 1.** Selected vibration signals collected under normal operating conditions of the gearbox  
**表 1.** 齿轮箱正常工况下采集到的部分振动信号

No	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4
1	0.0158906	0.0128281	0.0524688	5.00525
2	-0.0421406	0.0036875	-0.0527969	5.00525
3	0.03225	-0.0147031	0.0178906	5.00525
4	-0.0129688	-0.00684375	-0.0100313	5.00525
5	-0.0190625	0.0107969	0.0679688	5.00525
6	0.00464063	0.000140625	-0.00426563	5.00525
7	0.00798438	-0.0023125	-0.00760938	5.00525

**Table 2.** Selected vibration signals collected in fault state 1**表 2.** 故障状态 1 下采集到的部分振动信号

No	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4
1	0.0005	0.0100781	0.0150313	5.00175
2	-0.0164688	-0.0217031	0.0197813	5.00175
3	0.00732813	0.00728125	0.0119063	5.00175
4	0.00460938	0.00645313	-0.0095	5.00175
5	0.0251406	0.0214531	0.00175	5.002
6	-0.0670156	-0.0088125	-0.00282813	5.002
7	0.00570313	-0.00735938	-0.00090625	5.00175

**Table 3.** Selected vibration signals collected in fault state 2**表 3.** 故障状态 2 下采集到的部分振动信号

No	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4
1	0.0301719	0.00289063	0.0403438	5.00325
2	0.0253906	-0.0180781	0.0295156	5.003
3	-0.00329688	-0.00414063	0.00660938	5.003
4	-0.0719219	-0.00434375	-0.02725	5.00325
5	-0.0266563	0.0195781	0.00460938	5.003
6	0.0555156	0.0237813	-0.00110938	5.0035
7	0.0304063	-0.0080625	0.00471875	5.004

**Table 4.** Selected vibration signals collected in fault state 3**表 4.** 故障状态 3 下采集到的部分振动信号

No	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4
1	0.0333594	-0.0184844	0.02875	5.00275
2	-0.0342031	-0.000421875	0.0132813	5.00325
3	0.0154375	-0.001875	0.017625	5.00375
4	-0.0103594	0.0227656	-0.0370781	5.00475
5	-0.012375	-0.0199219	-0.0230313	5.0055
6	0.0165469	-0.00453125	-0.00301563	5.006
7	0.00879688	-0.00714063	0.0685469	5.00625

**Table 5.** Selected vibration signals collected in fault state 4**表 5.** 故障状态 4 下采集到的部分振动信号

No	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4
1	0.0262813	-0.00629688	0.0390156	5.00475
2	0.0321719	0.0008125	-0.00459375	5.005
3	-0.0530781	0.0254219	-0.0174531	5.005
4	-0.0538125	-0.00453125	-0.0239844	5.005

Continued

5	-0.00598438	-0.0103281	0.0693594	5.005
6	0.0104219	-0.0166875	-0.00329688	5.005
7	-0.0146875	0.00464063	-0.036375	5.00525

基于公式(1)可以得出中间数据间隔  $t$ , 使用 SPSSPRO 软件分别绘制四个部位的振动信号时间序列图, 从中观察时间序列的变化情况。

针对五个状态内分别四个部位时间序列变化图进行分析, 可以看出, 所有状态、所有部位的振动信号时间序列均为平稳的时间序列数据, 且短时间内波动性较弱, 具有一定的规律性。

如图为四个 sensor 的五个状态的分布散点图。下面图 1~4 中的横坐标和纵坐标均分别表示的是序号和振动信号的值。

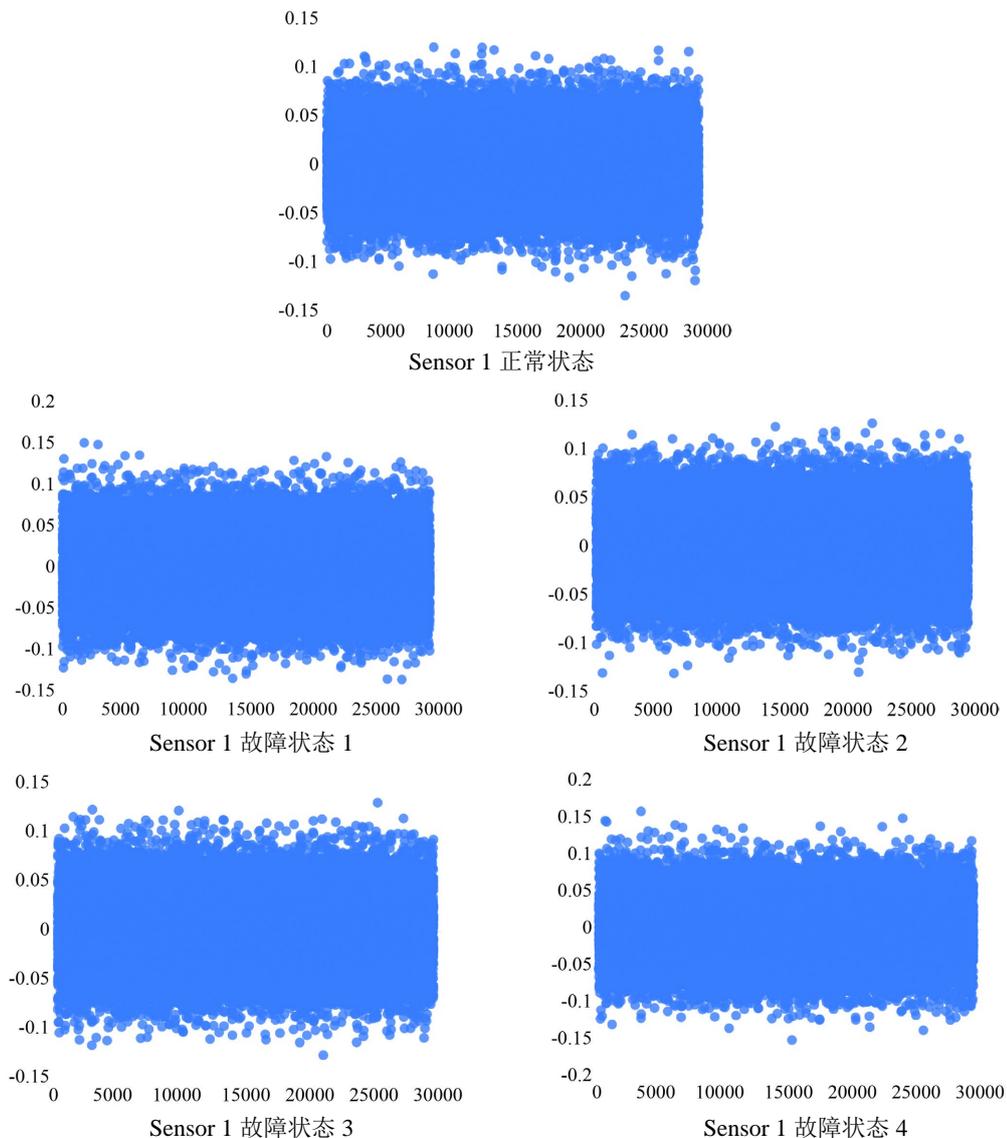


Figure 1. Scatter plot of the distribution of the five states of Sensor 1

图 1. Sensor 1 五个状态的分布散点图

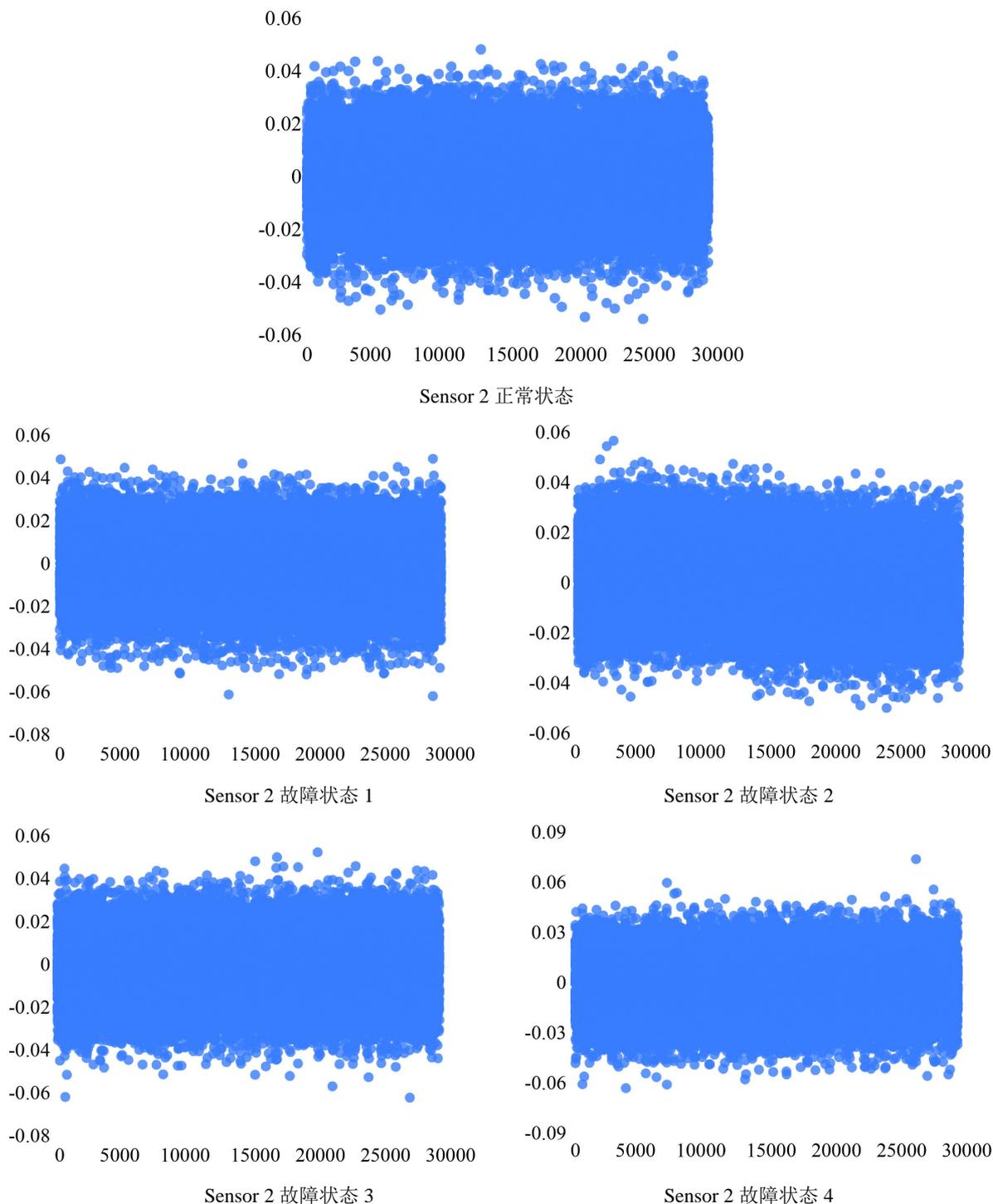
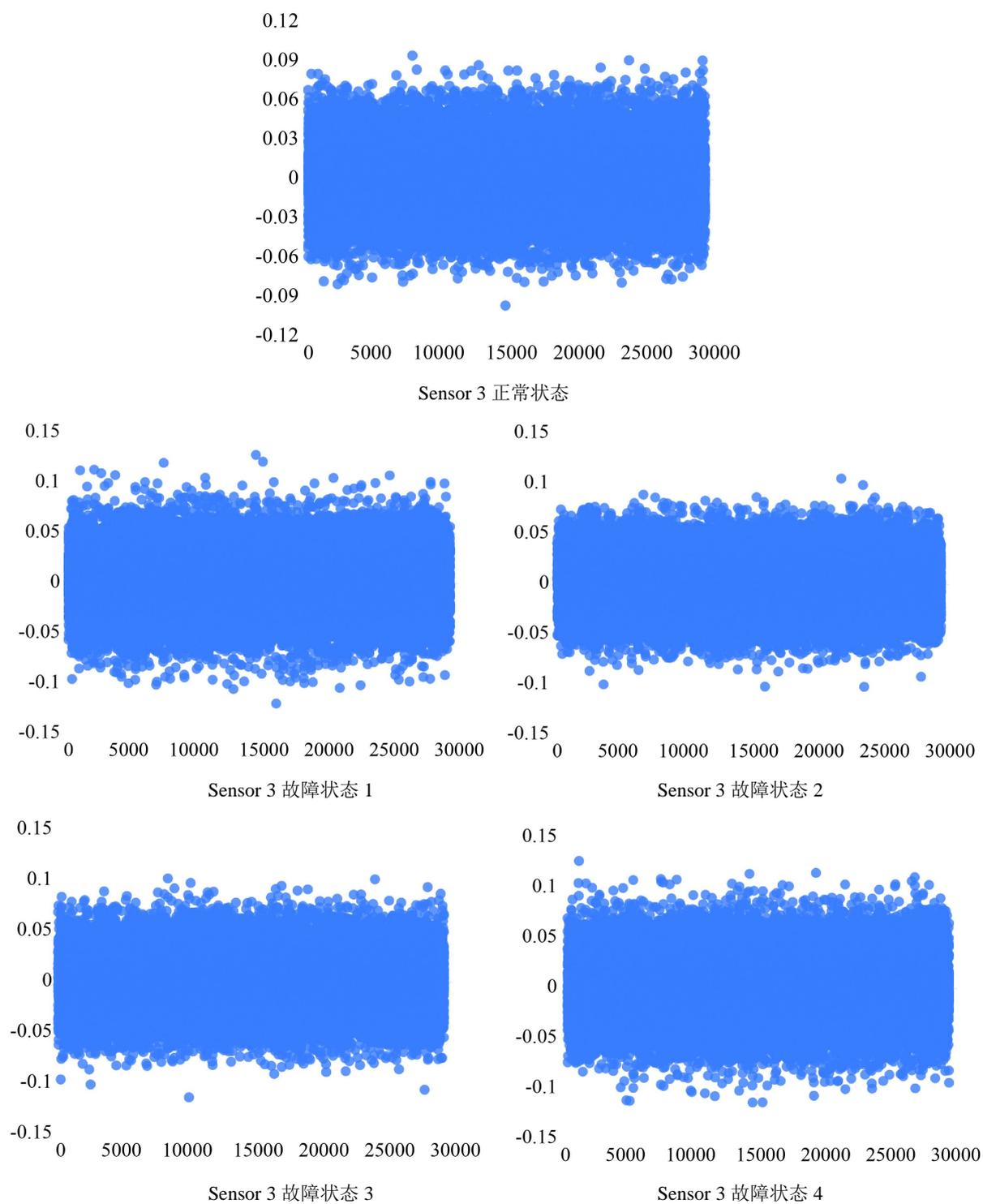


Figure 2. Scatter plot of the distribution of the five states of Sensor 2  
图 2. Sensor 2 五个状态的分布散点图

通过对上述不同部位振动信号时间序列的简单分析，可以从如下几个方面对其特征进行提取：

- 1) 传感器振动信号序列的平稳程度；
- 2) 传感器振动信号序列的局部波动程度；

- 3) 传感器振动信号序列前后的相关性;
- 4) 传感器时间序列的统计特征。



**Figure 3.** Scatter plot of the distribution of the five states of Sensor 3  
**图 3.** Sensor 3 五个状态的分布散点图

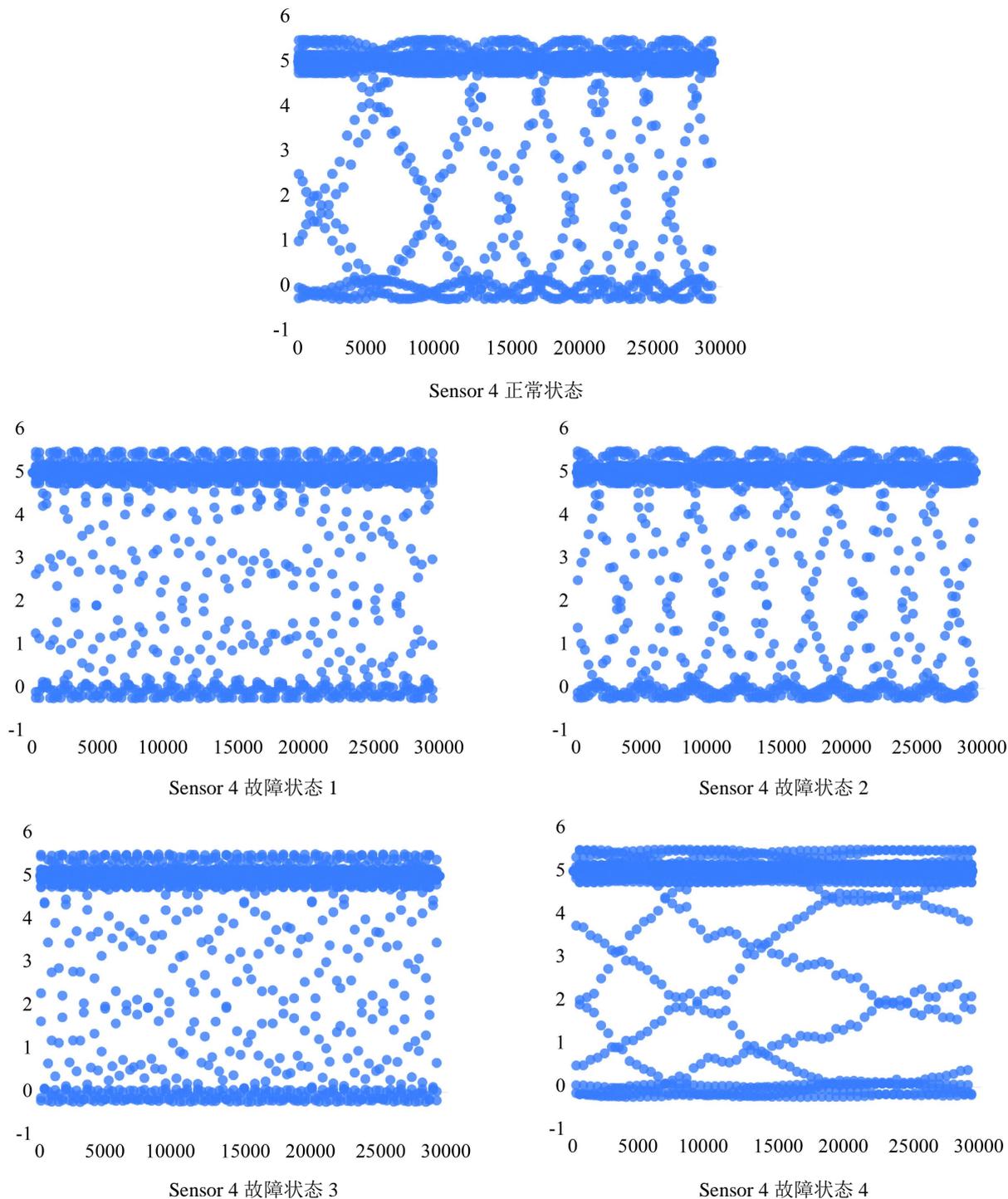


Figure 4. Scatter plot of the distribution of the five states of Sensor 4  
图 4. Sensor 4 五个状态的分布散点图

### 3.2. 特征计算

根据上述式(1)~(6)，使用 SPSSPRO 计算得到如下结果：

从计算结果可以看出，除了样本量特征以外，各个部位各个状态各特征之间均存在差异性，表明特

征的选取具有一定的有效性, 为了进一步检验特征的有效性选择其他系数进行分析(见表 6~9): 包括但不限于变异性系数分析、独立性权系数法、CRUTIC 指标权重系数分析。

**Table 6.** Calculation results of Sensor 1 related features

**表 6.** Sensor 1 相关特征计算结果

	Max	Min	Average	Stdev	Median	Var	Skew	Kurt	CV
sensor01	0.121	-0.132	0	0.032	0	0.001	-0.06	0.058	69.217
sensor11	0.152	-0.133	0.001	0.038	0.001	0.001	-0.144	0.069	38.302
sensor21	0.127	-0.129	0	0.035	-0.001	0.001	-0.226	0.066	116.633
sensor31	0.13	-0.126	0	0.034	0	0.001	-0.086	0.056	99.918
sensor41	0.159	-0.15	0	0.038	0	0.001	-0.094	0.041	123.181

**Table 7.** Calculated results of Sensor 2 correlation features

**表 7.** Sensor 2 相关特征计算结果

	Max	Min	Average	Stdev	Median	Var	Skew	Kurt	CV
sensor02	0.049	-0.053	0	0.013	0.001	0	-0.101	-0.081	29.966
sensor12	0.05	-0.06	0	0.014	0	0	0.01	-0.084	-212.815
sensor22	0.057	-0.049	0.002	0.014	0.003	0	-0.083	-0.054	5.704
sensor32	0.053	-0.061	0.001	0.014	0.001	0	-0.028	-0.108	20.314
sensor42	0.074	-0.062	0	0.015	0	0	0.075	-0.083	160.510

**Table 8.** Calculation results of Sensor 3 related features

**表 8.** Sensor 3 相关特征计算结果

	Max	Min	Average	Stdev	Median	Var	Skew	Kurt	CV
sensor03	0.094	-0.097	0.001	0.024	0.001	0.001	-0.066	0.046	18.364
sensor13	0.127	-0.12	0.001	0.028	0.001	0.001	0.109	0.009	29.071
sensor23	0.105	-0.102	0.001	0.025	0.001	0.001	-0.045	-0.006	26.291
sensor33	0.102	-0.114	0.001	0.026	0.001	0.001	0.012	0.018	37.115
sensor43	0.126	-0.114	0.001	0.029	0.001	0.001	0.036	0.023	30.911

**Table 9.** Calculated results of Sensor 4 related features

**表 9.** Sensor 4 相关特征计算结果

	Max	Min	Average	Stdev	Median	Var	Skew	Kurt	CV
sensor04	5.5	-0.284	4.944	0.533	5.005	0.285	75.432	-8.666	0.108
sensor14	5.509	-0.235	4.943	0.525	5.002	0.276	77.522	-8.78	0.106
sensor24	5.51	-0.237	4.944	0.525	5.003	0.276	77.436	-8.775	0.106
sensor34	5.51	-0.229	4.944	0.524	5.003	0.275	77.733	-8.791	0.106
sensor44	5.505	-0.231	4.942	0.524	5.001	0.274	77.617	-8.781	0.106

### 3.3. 基于组合赋权的 IDP-CRUTIC 的评价模型

评价模型在金融、旅游等行业都有广泛的应用。评价模型往往通过分析各个对象特征之间的数值关系,并通过各个特征的权重,对每个对象进行评分,帮助决策者进行决策。传统的评价模型有独立性(IDP)评价模型、多选相关性(CRUTIC)评价模型等。评价 IDP 模型能很好地处理数据之间的关系,从而较准确地对各个对象进行评级。但其仍存在着无法确定方案的发展趋势的缺点。CRUTIC 评价模型通过考虑各个对象之间的相似程度进行评分,但无法衡量各对象与最优值之间的关系。并且,大部分的评价模型对于特征的权重选取一般采用专家分析,过于主观。基于此,本文提出了一种基于组合赋权的 IDP-CRUTIC 评价模型。

综上所述,绘制模型的构建流程图(见图 5):

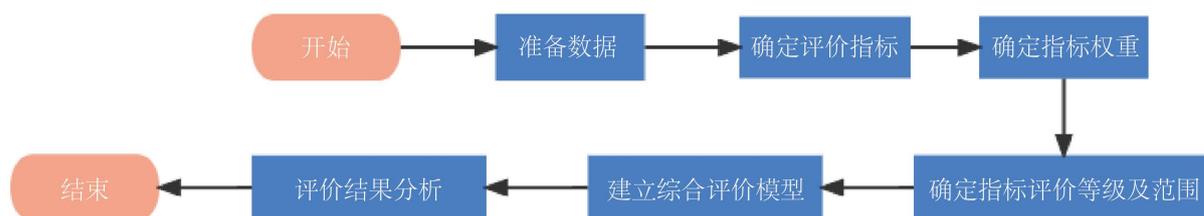


Figure 5. Flowchart of IDP-CRUTIC evaluation model based on portfolio assignment

图 5. 基于组合赋权的 IDP-CRUTIC 评价模型流程图

## 4. 实验

### 4.1. 独立性评价模型

特征有效性分析和变异性系数的分析——在概率论和统计学中,变异系数是概率分布离散程度的一个归一化量度,其计算公式如下:

$$C_v = (SD \div MN) \times 100\% \quad (7)$$

其中,  $c_v = \frac{\sigma}{\mu}$ 。

变异系数只在平均值不为零时有定义,而且一般适用于平均值大于零的情况。因此在比较两组量纲不同或均值不同的数据时,应该用变异系数而不是标准差来作为比较的参考(其中,  $sensor_{ij}$  表示第  $i$  中状态下的第  $j$  个加速度传感器,  $i = 0, 1, 2, 3, 4$ ;  $j = 1, 2, 3, 4$ )。

Table 10. Mean, variance, coefficient of variation and weight values for each group of data

表 10. 各组数据平均值, 方差, 变异性系数及权重数值

项	平均值	标准差	CV 系数	权重
Sensor 01	0	0.032	69.217	0.117
Sensor 02	0	0.013	29.966	0.051
Sensor 03	0.001	0.024	18.364	0.031
Sensor 04	4.944	0.533	0.108	0
Sensor 11	0.001	0.038	38.302	0.065
Sensor 12	0	0.014	-212.815	-0.359
Sensor 13	0.001	0.028	29.071	0.049

Continued

Sensor 14	4.943	0.525	0.106	0
Sensor 21	0	0.035	116.633	0.197
Sensor 22	0.002	0.014	5.704	0.01
Sensor 23	0.001	0.025	26.291	0.044
Sensor 24	4.944	0.525	0.106	0
Sensor 31	0	0.034	99.918	0.168
Sensor 32	0.001	0.014	20.314	0.034
Sensor 33	0.001	0.026	37.115	0.063
Sensor 34	4.944	0.524	0.106	0
Sensor 41	0	0.038	123.181	0.208
Sensor 42	0	0.015	160.51	0.271
Sensor 43	0.001	0.029	30.911	0.052
Sensor 44	4.942	0.524	0.106	0

上表展示了变异系数法的权重计算结果，由上表的结果对各个指标的权重进行分析(见表 10)。

- 1) 指标变异性为标准差，标准差越大则权重越大；
- 2) 变异系数是通过变异指标中的全距、平均差或标准差与平均数对比得到的；
- 3) 权重是信息量的归一化。

由于直方图可以适用于任何情况，且更加直观易懂，在本文中不需要详细的数据表示，所以将上表的数据转化为直方图如下图所示。图 6 中的纵坐标表示加速度传感器在变异系数的计算方式下按照权重大小的排序，横坐标表示该加速度传感器的权重，即重要程度。

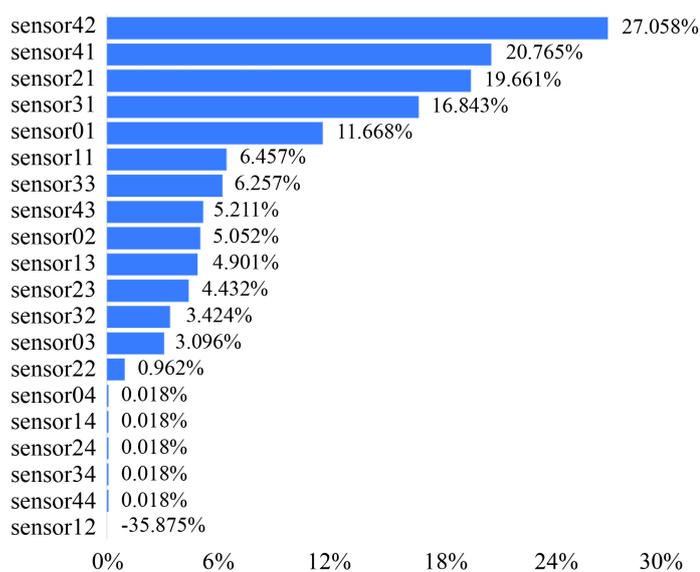


Figure 6. Histogram of importance of coefficient of variation CV index

图 6. 变异系数 CV 指标重要度直方图

独立性权系数法的思想在于根据各指标与其他指标之间的共线性强弱来确定指标权重的，若指标之间的共线性关系越强，越容易由其他指标的线性组合表示，重复信息越多，因此该指标的权重也就应该越小。即若指标  $x_k$  与其他指标的复相关系数  $R$  越大，该指标的权重越小。其中，

$$R = \frac{\sum (y - \bar{y})(\hat{y} - \bar{y})}{\sqrt{\sum (y - \bar{y})^2 \sum (\hat{y} - \bar{y})^2}} \quad (8)$$

**Table 11.** Independence weight coefficient method to calculate each group of data

**表 11.** 独立性权系数法计算各组数据

项	复相关系数 $R$	复相关系数倒数 $1/R$	权重
Sensor 01	0.146	6.868	0.032
Sensor 02	0.079	12.675	0.059
Sensor 03	0.128	7.838	0.036
Sensor 04	0.083	12.081	0.056
Sensor 11	0.34	2.938	0.014
Sensor 12	0.293	3.418	0.016
Sensor 13	0.25	4.003	0.019
Sensor 14	0.043	23.254	0.108
Sensor 21	0.248	4.029	0.019
Sensor 22	0.247	4.051	0.019
Sensor 23	0.094	10.658	0.049
Sensor 24	0.046	21.621	0.1
Sensor 31	0.252	3.966	0.018
Sensor 32	0.264	3.783	0.017
Sensor 33	0.105	9.493	0.044
Sensor 34	0.084	11.852	0.055
Sensor 41	0.074	13.462	0.062
Sensor 42	0.085	11.792	0.055
Sensor 43	0.037	27.193	0.126
Sensor 44	0.047	21.279	0.098

独立性权系数法只考虑了数据之间相关性，其计算方式是使用回归分析得到的复相关系数  $R$  值来表示相关性强弱，值越大说明共线性越强，权重会越低。上表展示了独立性权系数法的权重计算结果(见表 11)，根据结果对各个指标的权重进行分析。

- 1) 复相关系数  $R$  值越大说明重复信息越多，权重则越小；
- 2) 复相关系数  $1/R$  值越大，则说明权重应该越大；
- 3) 权重由复相关系数倒数  $1/R$  值归一化得到。

由于直方图可以适用于任何情况，且更加直观易懂，在本文中不需要详细的数据表示，所以将上表的数据转化为直方图如下图所示。图 7 中的纵坐标表示加速度传感器在独立性权系数的计算方式下按照

权重大小的排序，横坐标表示该加速度传感器的重要度。

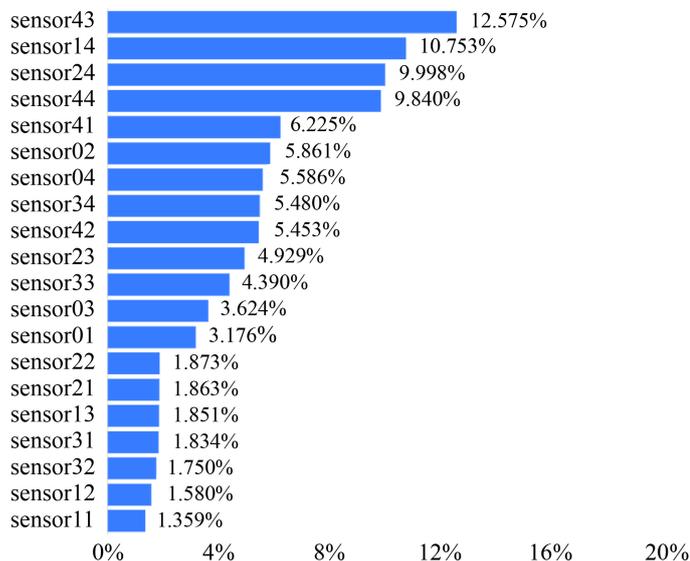


Figure 7. Histogram of the importance of indicators by the independence weight coefficient method

图 7. 独立性权系数法指标重要度直方图

上图以直方图形式展示了指标的重要度排序(见图 7)。

利用数据的波动性或者数据之间的相关关系情况进行权重计算——对比强度和冲突性指标，标准差越大权重越高，相关系数值越大权重越低，分析的指标或因素之间有一定的关联关系，且数据具有稳定性。

#### 4.2. 多选相关性评价模型[8]

CRITIC 权重法是基于评价指标的对比强度和指标之间冲突性来衡量指标的客观权重，在考虑指标变异性大小的同时兼顾指标之间的相关性。通过指标的标准差  $\sigma$  反映指标的变异性，标准差越大差异越大，对应指标包含的信息也越多，应该分配更多的权重。指标冲突性用相关系数表示，其计算公式为

$$r_v = \sum_{i=1}^m (1 - r_{iv}) \quad (9)$$

其中， $r_v$  为指标  $v$  与其他指标的冲突性，相关性越强值越小，分配的权重越低。 $r_{iv}$  为指标的  $i$ 、 $v$  的相关性系数， $i$ 、 $v$  分别为不同的评级指标索引。

通过变异性 and 冲突性可计算信息量  $c_v = \sigma_v \times r_v$ ，各个信用评级指标的权重可由下式计算得到

$$w_v = \frac{c_j}{\sum_{i=1}^m c_j} \quad (10)$$

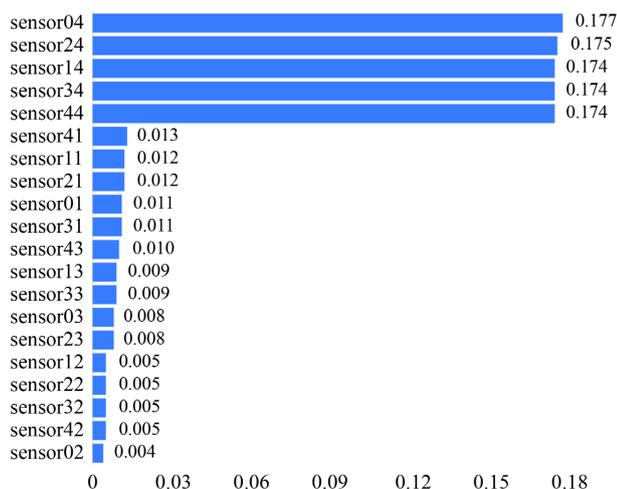
上表展示了 CRITIC 法的权重计算结果(见表 12)，根据结果对各个指标的权重进行分析。

- 1) 指标变异性为标准差，标准差越大则权重越大；
- 2) 冲突性为相关系数，指标之间相关性越强则冲突性较低，权重越小；
- 3) 信息量为指标变异性\*冲突性指标；
- 4) 权重是信息量的归一化。

**Table 12.** Calculation results of weights of CRUTIC method  
**表 12.** CRUTIC 法的权重计算结果

项	指标变异性	指标冲突性	信息量	权重
Sensor 01	0.032	18.98	0.609	0.011
Sensor 02	0.013	18.939	0.251	0.004
Sensor 03	0.024	19.214	0.461	0.008
Sensor 04	0.533	18.966	10.118	0.177
Sensor 11	0.038	18.623	0.712	0.012
Sensor 12	0.014	18.67	0.258	0.005
Sensor 13	0.028	18.714	0.526	0.009
Sensor 14	0.525	18.997	9.973	0.174
Sensor 21	0.035	18.816	0.661	0.012
Sensor 22	0.014	18.781	0.26	0.005
Sensor 23	0.025	18.829	0.47	0.008
Sensor 24	0.525	19.092	10.029	0.175
Sensor 31	0.034	18.802	0.633	0.011
Sensor 32	0.014	18.724	0.258	0.005
Sensor 33	0.026	18.91	0.487	0.009
Sensor 34	0.524	18.966	9.938	0.174
Sensor 41	0.038	18.92	0.722	0.013
Sensor 42	0.015	19	0.287	0.005
Sensor 43	0.029	19.041	0.561	0.01
Sensor 44	0.524	18.99	9.948	0.174

由于直方图可以适用于任何情况，且更加直观易懂，在本文中不需要详细的数据表示，所以将上表的数据转化为直方图如下图所示。图 8 中的纵坐标表示加速度传感器在 CRUTIC 指标重要度的计算方式下按照权重大小的排序，横坐标表示该加速度传感器的重要度。



**Figure 8.** Histogram of importance of CRUTIC indicators  
**图 8.** CRUTIC 指标重要度直方图

## 5. 结论

通过上述实验,可以计算出各自的权重,如下表 13 所示(其中,第一行表示 IDP 计算出的权重,第二行表示 CRUTIC 计算出的权重,第三行表示组合赋权 IDP-CRUTIC 的总权重)。

**Table 13.** Calculation of sum weights

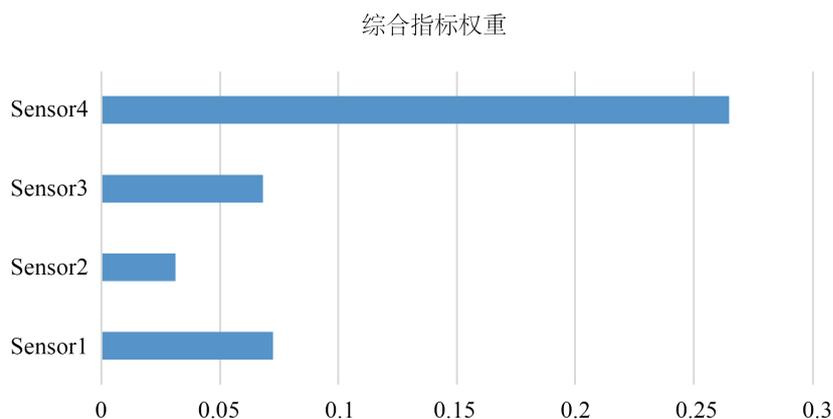
**表 13.** 总和权重计算

权重确定方法	Sensor1	Sensor2	Sensor3	Sensor4
独立性权系数法	0.0442	0.0048	0.0088	0.1748
CRUTIC 指标系数法	0.02825	0.02675	0.0595	0.09025
总和权重	0.07245	0.03155	0.0683	0.26505

最终结果分析:

通过上述模型建立与指标选取,通过比较可以得知 sensor4 即第四个加速度传感器所在的部位上的综合指标权重较大,且在散点图中,仅有 sensor4 的时间序列分布图呈现规律性,变异系数 CV 分析中仅有 sensor4 中为零,即变异概率低:可见 sensor4 的数据最能看出是否故障。

由于直方图可以适用于任何情况,且更加直观易懂,在本文中不需要详细的数据表示,所以将上表的数据转化为直方图如下图 9 所示。



**Figure 9.** Weighting of integrated indicators

**图 9.** 综合指标权重

由上述可知,基于组合赋权的 IDP-CRUTIC 的评价模型可以很好地选择出评价齿轮箱故障的部分。考虑到不同评价模型的差异性和各自的优点,基于组合赋权的 IDP-CRUTIC 模型可以避免一些模型的不足,扬长自身的优点,通过融合权重能获得符合数值标称意义的权重结果。该模型还综合了主观特性和客观属性[9],能较好地实现对齿轮箱故障的评估,而且进行了单项能力和综合效能比对,更加有利于帮助决策者对齿轮箱故障的选取、排查和及时处理,具有较强的可操作性和推广价值。

## 参考文献

- [1] 熊礼俭. 风力发电新技术与发电工程设计、运行、维护及规范使用手册[M]. 北京: 中国科技出版社, 2003.
- [2] 朱才朝, 周少华, 张亚宾, 谭建军. 滑动轴承在风电齿轮箱中的应用现状与发展趋势[J]. 风能, 2021(9): 38-42.

- [3] 贾兴. 齿轮箱故障等级评价模型研究[J]. 科技视界, 2018(7): 109-110+125.  
<https://doi.org/10.19694/j.cnki.issn2095-2457.2018.07.044> S
- [4] Caselitz, P. and Giebhard, J. (2003) Fault Prediction Techniques for Offshore Wind Farm Maintenance and Repair Strategies. EWEC.
- [5] Wilkinson, M.R., Pinato, F.S. and Tavner, P.J. (2007) Condition Monitoring of Generators & Other Subassemblies in Wind Turbine Drive Trains. 2007 *IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives*, Cracow, 6-8 September 2007, 388-392. <https://doi.org/10.1109/DEMPED.2007.4393125>
- [6] 魏云冰. 小波变换在电机故障诊断与测试中的应用研究[D]: [博士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2002.
- [7] 胡志红, 张秀丽, 张向军, 白恺, 林丽, 王素焕. 风电机组齿轮箱故障评价方法研究现状[J]. 设备管理与维修, 2018(2): 31-35. <https://doi.org/10.16621/j.cnki.issn1001-0599.2018.01D.18>
- [8] 许旺土, 文琰杰. 基于组合客观赋权法的交通信用评级方法[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2022, 41(4): 27-32.
- [9] 邱日升, 潘继飞, 赵君, 惠小东. 基于组合赋权的 ELINT 系统效能评估算法[J]. 现代雷达, 2020, 42(8): 13-18.  
<https://doi.org/10.16592/j.cnki.1004-7859.2020.08.003>