文章编号:1674-2974(2024)12-0010-09 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2024246

改进熵权TOPSIS的综合传动装置磨损状态评价方法

陈涛[1†],刘勇[2],贾然[1],唐长亮[1]
(1. 北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室,北京 100192;
2. 中北大学 能源与动力工程学院,山西 太原 038507)

摘 要:为提高装置磨损评价的客观性、准确性及可解释性,基于油液光谱检测的多维元素数据,综合应用DTW、熵权TOPSIS和系统聚类方法,提出一种改进熵权TOPSIS磨损状态评价方法.首先,应用DTW方法度量磨损元素序列的相似性,提取磨损敏感特征;其次,建立熵权TOPSIS磨损状态评价模型,依据磨损特征携带的信息量及其变异程度,确定其在磨损评价中的贡献权重,获取定量描述磨损程度的劣化度指标;最后,对磨损劣化度指标进行自适应层次聚类,将装置的磨损状态划分为正常磨损、异常磨损和剧烈磨损三阶段.综合传动装置磨损评价实例,通过计算DTW距离提取Fe、Cu、Pb为磨损敏感特征;计算信息熵直接确定Fe、Cu、Pb的磨损评价权重为0.193、0.341和0.466;通过熵加权获取磨损劣化度指标,定量描述装置的磨损变化趋势;并依据劣化度指标将磨损状态聚类为树状结构分界点清晰、可解释性强的磨损三阶段,验证了改进熵权TOPSIS磨损状态评价方法的有效性,该方法能够为综合传动装置健康状态监测提供科学依据.

关键词:DTW;熵权TOPSIS;层次聚类;油液光谱;磨损评价
中图分类号:U462.42 **文献标志码**:A

Wear State Evaluation Method Based on Improved Entropy-weighted TOPSIS for Power-shift Steering Transmission

CHEN Tao[1†], LIU Yong[2], JIA Ran[1], TANG Changliang[1]
(1. Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology(the Ministry of Education), Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China;
2. School of Energy and Power Engineering, North university of China, Taiyuan 038507, China)

Abstract: To improve the objectivity, accuracy, and interpretability of device wear evaluation, an improved entropy-weighted TOPSIS method for wear state evaluation is proposed based on multidimensional element data obtained from oil spectroscopy detection, compressively using the DTW, entropy-weighted TOPSIS and system clustering methods. Firstly, the similarity of wear element sequences is measured using the DTW method to extract wear-sensitive features. Secondly, an entropy-weighted TOPSIS wear state evaluation model is established. The contribution weights in wear evaluation are determined based on the information content carried by the wear features

* **收稿日期**:2023-07-07
基金项目:国家自然科学基金资助项目(51605035), National Natural Science Foundation of China(51605035);机电系统测控重点实验室开放课题(KF20222223203)
作者简介:陈涛(1980—),女,山东青州人,北京信息科技大学副研究员,博士
† 通信联系人,E-mail :chentao@bistu.edu.cn

and their degree of variation, and the degradation index indicator that quantitatively describes the degree of wear is obtained. Finally, an adaptive hierarchical clustering is performed on the wear degradation indicators to divide the wear state into three stages: normal wear, abnormal wear, and severe wear. A case study on wear evaluation of the power-shift steering transmission is presented, where the DTW distance is used to extract Fe, Cu, and Pb as wear-sensitive features; the wear evaluation weights of Fe, Cu, and Pb are determined to be 0.193, 0.341, and 0.466, respectively, based on entropy calculation; wear degradation index indicator is obtained by the entropy-weighted method to quantitatively describe the wear trend; and the wear state is clustered into three stages using the degradation index, forming a tree-like structure with clear boundaries and strong interpretability. The effectiveness of the improved entropy-weighted TOPSIS method for wear state evaluation is verified, which can provide a scientific basis for health monitoring of comprehensive transmission devices.

Key words: DTW; entropy-weighted TOPSIS; hierarchical clustering; oil spectroscopy; wear state evaluation

综合传动装置集变速、转向、制动和操纵等功能于一体,是装甲车辆的核心部件之一,其性能是装甲车辆机动力的基本保证.装置结构复杂,零部件众多、不易拆卸,且服役环境复杂多变,由磨损引起的故障是影响装置正常运行的重要因素之一.据统计,50%以上的恶性事故来源于其内部零部件的过度磨损.客观、有效的磨损评价可以掌握装置的实际运行状态,及早预测可能发生的磨损故障,对保障装置的安全可靠运行、提高装置的健康管理水平具有重要意义[1-2].

综合传动装置在运行过程中,各零部件摩擦副相对运动产生的磨损颗粒混杂在润滑油液中.油液光谱分析得到的多维磨损颗粒元素构成及含量是评估装置磨损严重程度的重要数据.但光谱分析元素种类多样,磨损信息存在冗余,无法直接通过光谱分析数据实现装置的磨损评价.如何利用光谱分析数据,从中挖掘磨损特征,定量评价装置的磨损劣化状态,是综合传动装置磨损评价的关键[3-6].

基于油液光谱数据进行装置磨损评价大多包括提取磨损特征和建立磨损评价模型两大步骤,不同的磨损特征及评价模型对装置磨损劣化的表达存在差异.文献[7]对综合传动装置油液光谱分析数据使用加权平均方法,将多维元素浓度指标融合为一个健康指数,表征装置潜在的退化.文献[8]使用信息熵计算油液光谱各监测数据中蕴含劣化信息量的大小,选择Cr、Ni和Fe三种元素作为综合传动装置状态退化的表征.文献[9]利用PCA从综合传动装置油液光谱分析数据中提取出5个主成分,并运用层次分析法研究主成分权重值,用健康值定量描述综合传动运行状态.文献[10]应用主成分因子方法挖掘出磨损量主因子和磨损率主因子,并对两个磨损主因子进行信息熵加权,得到磨损综合得分,实现综合传动装置的磨损.文献[11]利用主成分分析法提取磨损指标,并基于超球面SVM,建立综合传动磨损状态判别模型,实现综合传动的状态判别.文献[12]比较了KPCA与PCA两种方法磨损特征提取的主成分数量与贡献率,选用RKPCA进行综合传动多摩擦副磨损分类识别,并应用模糊C均值聚类实现磨损状态评价.

上述代表性研究成果中,主成分方法提取磨损特征时,存在所提主成分特征可解释性差的问题;模糊方法在聚类磨损状态时,隶属度函数的选取具有主观性;SVM方法判别磨损状态类别时,存在类别数目难以确定等问题.为提高装置磨损评价的客观性、准确性及可解释性,综合应用动态时间规整(dynamic time warping, DTW)、熵权逼近理想解排序法(technique for order preference by similarity to an ideal solution, TOPSIS)和系统聚类方法,提出一种改进熵权TOPSIS磨损状态评价方法,并通过实例分析验证本文所提出磨损评价方法的有效性.

1　改进熵权TOPSIS磨损评价流程

改进熵权TOPSIS磨损评价流程如图1所示.首先,剔除多维光谱元素数据序列中添加剂元素的干扰,预选磨损特征;其次,应用DTW方法计算磨损元素序列的相似性,依据DTW距离优选磨损敏感特征,实现磨损特征提取;再次,建立熵权TOPSIS磨损

状态评价模型,获取磨损劣化度指标,定量描述装置的磨损变化趋势;最后,应用层次聚类方法,将装置的磨损状态自适应划分为正常磨损、异常磨损和剧烈磨损三阶段,并与剔除添加剂元素干扰、DTW 优选磨损特征的磨损聚类方法进行比较分析,验证改进熵权TOPSIS磨损评价方法的效果.

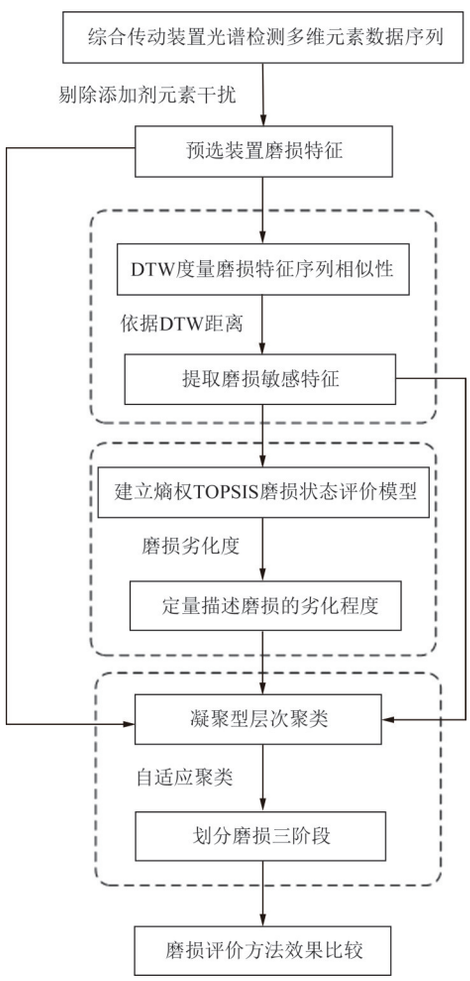


图 1 改进熵权TOPSIS磨损评价流程

Fig.1 Wear evaluation process of improved entropy-weighted TOPSIS

2 DTW提取磨损敏感特征原理

综合传动装置摩擦副众多,各磨损元素时序之间存在一定的相似性.DTW 算法将时间规整与距离测度结合起来,采用动态规划策略对两个时序列进行非线性时域对准调整,度量序列之间的相似性最小距离[13-14].DTW 距离值越小,代表两个序列越相近,两个序列的相似度越高.为提取出磨损特征,以装置主要摩擦副中均含有 Fe 元素序列为参考序列,应用DTW算法进行光谱数据序列相似分析,选取与Fe元素距离最近的元素为磨损敏感元素,实现磨损特征的提取.

设综合传动装置油液光谱分析的两个时间序列分别为 $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$、$Y=\{y_1,y_2,\cdots,y_m\}$,n 和 m 为序列长度,计算序列 X、Y 的 DTW 距离,就是要找到一条从 (x_1,y_1) 到 (x_n,y_m) 的路径使得该路径的累积距离最小.设定 $D=\{D_1,D_2,\cdots,D_k\}$ 表示一条从 (x_1,y_1) 到 (x_n,y_m) 的路径,其中 D_k 表示路径经过格点 P 和 Q 两点之间距离的平方,图 2 所示就是一条可能的路径.DTW 路径匹配过程中不得跳过两个序列中的任意一点,且经历最短累计距离 (x_i,y_j) 的前一个点必然是 (x_{i-1},y_{j-1})、(x_i,y_{j-1})、(x_{i-1},y_j) 三者之一.

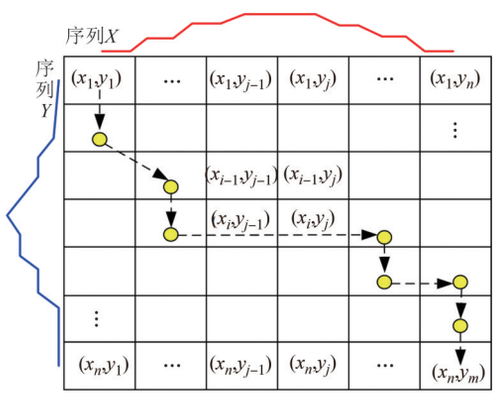


图 2 DTW 路径规划

Fig.2 Path planning of DTW

DTW 最小累计距离搜索的优化问题可以表述为求解:

$$D^*=\mathrm{argmin}_D\left(\sqrt{\sum_{k=1}^{K}D_k}\right) \tag{1}$$

将从 (x_1,y_1) 到达 (x_n,y_m) 的累计距离记为 $\gamma(i,j)$,在已计算出 (x_{i-1},y_{j-1})、(x_i,y_{j-1})、(x_{i-1},y_j) 各自所对应的最短累计距离的前提下,可得到关于 $\gamma(i,j)$ 的递推关系式如下:

$$\gamma(i,j)=d(q_i,c_j)+\min(\gamma(i-1,j-1),\gamma(i-1,j),\gamma(i,j-1)) \tag{2}$$

基于这个递推关系式,可以从 (x_1,y_1) 开始逐行(或逐列)计算,得到两个序列之间的最短距离 $\gamma(n,m)$,即DTW距离.

公式(2)中,$d(q_i,c_j)$ 根据情况选择不同的距离度量,可使用闵可夫斯基距离作为基距离,计算如下:

$$D_{\mathrm{M}}(X_1,X_2)=\left(\sum_{i=1}^{n}\left|x_{1i}-x_{2i}\right|^p\right)^{1/p},\quad p=1,2,\cdots,\infty \tag{3}$$

式中,$p=1$时为曼哈顿距离,$p=2$时为欧几里得距离,$p=\infty$为切比雪夫距离.

3　熵权TOPSIS磨损状态评价模型

3.1　熵权TOPSIS方法

TOPSIS是一种针对多指标问题的评价方法,评价中可以排除人为的非客观因素影响[15],能够充分考虑磨损特征的不确定性和离散性,获得定量化、客观描述装置磨损状况的劣化度.

在实际综合传动磨损评价中,不同磨损特征的重要性往往存在差异.熵权TOPSIS方法对磨损特征重要性进行定量评估,计算各特征在磨损评价时的信息贡献,能够提高评价结果的准确性[16].信息熵是信息理论中衡量一组数据或消息的不确定性的度量.在磨损状态评价时,信息熵加权依据磨损特征携带的信息量及其变异程度,将概率分布转化为数,充分考虑了磨损特征的不确定性.通过信息熵加权计算,可以更好地度量不同磨损特征的重要性.熵权TOPSIS磨损评价时,首先计算第j项磨损特征下第i个样本所占比重,计算公式如下:

$$p_{ij}=\frac{y_{ij}}{\sum_{i=1}^{n_1}y_{ij}},(i=1,2,\cdots,n_1) \tag{4}$$

式中,y_{ij}代表规范化的磨损特征取值.

然后,计算磨损特征在总体特征信息熵中的所占比重,信息熵权重计算如下:

$$E_j=-\frac{1}{\ln n_1}\sum_{i=1}^{n_1}p_{ij}\ln p_{ij},i=1,2,\cdots,n_1 \tag{5}$$

再计算第j项磨损特征的差异系数,即信息效用值d_j:

$$d_j=1-e_j \tag{6}$$

信息效用值d_j越大,说明第j项磨损特征在磨损评价中越重要.

最后,得到各磨损特征的熵权重系数:

$$\omega_j=\frac{d_j}{\sum_{i=1}^{n_1}d_i},i=1,2,\cdots,n_1 \tag{7}$$

3.2　熵权TOPSIS磨损评价流程

设DTW优选的磨损特征个数为n_1,加权TOPSIS法磨损评价流程如下:

1)构造包含m个样本n_1维磨损特征指标的初始磨损评价特征矩阵$\boldsymbol{X}=[x_{ij}]_{m\times n_1}$.

2)对矩阵元素进行规范化处理,消除量值差异影响,得到规范化磨损初始矩阵$\boldsymbol{Y}=[y_{ij}]_{m\times n_1}$,其中:

$$y_{ij}=\frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{m}x_{ij}^2}},i=1,2,\cdots,m;\ j=1,2,\cdots,n_1 \tag{8}$$

3)设各磨损指标的熵权重系数向量为$\boldsymbol{\omega}=(\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_n)$,其中$\omega_1+\omega_2+\cdots+\omega_n=1$,得到加权规范化的评价矩阵$\boldsymbol{Z}=[z_{ij}]_{m\times n_1}$,其中:

$$z_{ij}=\omega_i y_{ij},i=1,2,\cdots,m;\ j=1,2,\cdots,n_1 \tag{9}$$

4)构造磨损正理想解向量$\boldsymbol{Z}^+=(z_1^+,z_2^+,\cdots,z_n^+)$,磨损负理想解向量$\boldsymbol{Z}^-=(z_1^-,z_2^-,\cdots,z_n^-)$,计算如下:

$$z_j^+=\begin{cases}\max\limits_i z_{ij},\ j\in T_1\\ \min\limits_i z_{ij},\ j\in T_2\end{cases} \tag{10}$$

$$z_j^-=\begin{cases}\min\limits_i z_{ij},\ j\in T_1\\ \max\limits_i z_{ij},\ j\in T_2\end{cases} \tag{11}$$

式中:T_1为磨损正指标,值愈大磨损愈剧烈;T_2为磨损逆指标,值愈小磨损愈剧烈.

5)计算各运行样本到磨损正理想解与磨损负理想解的距离d_i^+和d_i^-:

$$d_i^+=\left\|z_i-\boldsymbol{Z}^+\right\|=\sqrt{\sum_{j=1}^{n}(z_{ij}-z_j^+)^2},i=1,2,\cdots,m \tag{12}$$

$$d_i^-=\left\|z_i-\boldsymbol{Z}^-\right\|=\sqrt{\sum_{j=1}^{n}(z_{ij}-z_j^-)^2},i=1,2,\cdots,m \tag{13}$$

6)计算各运行样本与磨损正理想解的相对贴近度,得到量化的磨损劣化度:

$$C_{\mathrm{i}}=\frac{d_i^-}{d_i^-+d_i^+},i=1,2,\cdots,m \tag{14}$$

C_{i}越接近1,表示该运行样本越接近磨损正理想解,磨损越剧烈.

3.3　层次聚类划分磨损阶段

综合传动装置的摩擦副从投入使用到破坏一般要经历正常磨损、异常磨损和剧烈磨损三阶段.层次聚类无须对类的数目做任何假定,无数据分布的假设限制,能够通过不断计算样本之间的距离,形成一个聚类的层次结构,发现数据中隐藏的结构和模式,将装置磨损状态划分为正常、异常和剧烈磨损三阶段.

层次聚类采用凝聚法将单个样本当成不同的类,类与类之间的距离计算采用离差平方和法,逐步将最“相似”的样本凝聚起来,直到所有样本都合并为一个大类[17-18].将综合传动装置的m个磨损劣化度样本分为k类,用$G_1, G_2, \cdots, G_k$表示各类.用$Z_i^{(t)}$表示G_t中的第i个样本,n表示G_t中的样本数量,$\overline{X}^{(t)}$是G_t的重心,则G_t中的样本离差平方和为:

$$D_{KL} = \sum_{i=1}^{n_t}\left(Z_i^{(t)} - \overline{Z}^{(t)}\right)'\left(Z_i^{(t)} - \overline{Z}^{(t)}\right) \tag{15}$$

k类的类内离差平方和为:

$$D = \sum_{t=1}^{k} D_t \tag{16}$$

将公式(16)代入公式(15),得到:

$$D = \sum_{t=1}^{k}\sum_{i=1}^{n_t}\left(Z_i^{(t)} - \overline{Z}^{(t)}\right)'\left(Z_i^{(t)} - \overline{Z}^{(t)}\right) \tag{17}$$

在进行聚类合并时,依据离差平方和增加的幅度,首先合并增幅最小的两类,再依次逐级合并所有类别,最后形成一个所有样本的关系树状图谱,从图上能清晰地看出应分为几类以及每一类所包含的样本.

4 综合传动磨损评价实例分析

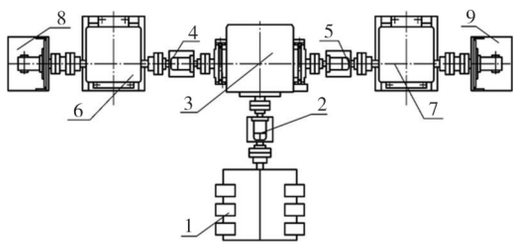
综合传动装置主要包括离合器、传动齿轮、旋转密封、齿轮轴承及汇流行星机构等主要磨损部件,主要摩擦副的元素构成如表1所示.

表1 综合传动装置主要摩擦副元素组成

Tab.1 Main friction pair composition of the power-shift steering transmission

磨损部件	主要元素
摩擦片	Cu、Pb
钢片	Fe、Mn
齿轮、齿轮轴	Fe、Cr、Ni
密封环	Fe、Si、Mn、Mo、Cr
配油套	Fe、Si、Cr
滚针	Fe、Cr
滚针隔环	Cu
轴承滚针	Fe、Cr

对某型综合传动装置进行全寿命周期可靠性试验,试验装置如图3所示,设计多挡位、变负荷、多转速循环工况,从精滤器上游进行油液取样.从装置正常磨损阶段开始每隔20个换挡工作运行循环进行一次采样,连续采集36个油样进行原子发射光谱分析,得到油样中15种元素的浓度含量.



1:内燃机;2、4、5:转速转矩传感器;3:综合传动变速器;6、7:转动惯量;8、9:加载泵

图3 综合传动装置全寿命周期可靠性试验台

Fig.3 Life-cycled wear test bed of the power-shift steering transmission

4.1 DTW优选磨损特征

在磨损评价之前,剔除光谱分析数据中Ca、P、Si、B等添加剂元素.以Fe元素序列作为参考序列,对装置的主要磨损元素序列计算DTW距离,度量磨损元素序列的相似度.综合传动装置主要光谱元素序列对的三种距离(DTW距离、欧几里得距离和余弦距离),如下图4所示.

由图4可以看出,综合传动装置主要磨损元素光谱序列对的三种距离数值差别较大,欧几里得距离数值最大,DTW距离居中,余弦距离最小,但欧几里得距离和DTW距离变化趋势大致类似.Fe元素与Cu元素序列的DTW距离最小,为0.569;Fe元素与Pb元素序列的DTW距离为0.586,二者距离较小且最为接近,远低于其他磨损元素与Fe之间的距离.因此选取Fe、Cu和Pb为磨损评价敏感元素,这也与装置主要磨损部件的元素构成相一致.相较于欧几里得距离和余弦距离,DTW距离在计算过程中考虑了多维光谱数据的时序特征,其计算结果更具有可解释性.

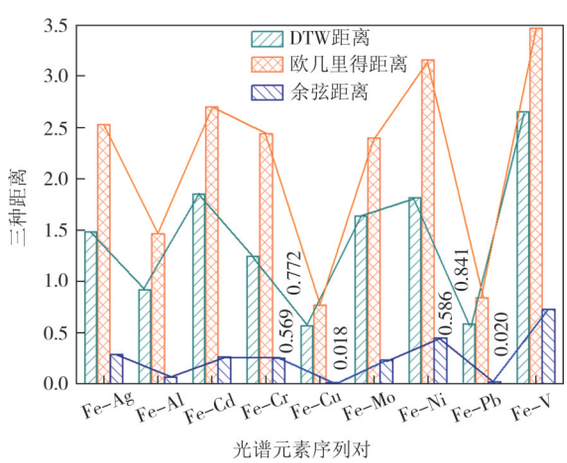


图4 主要磨损元素序列的距离比较

Fig.4 Distance comparisons of the main wear sequences

Fe、Cu、Pb三种磨损特征的浓度变化如图5所示,由于Cu、Pb元素浓度远大于其他元素,所以纵坐标采用对数坐标表示.

由图5可见,Fe元素较Cu、Pb元素浓度明显偏低,但元素浓度逐渐增大的趋势较为明显;而Cu、Pb浓度较高,且元素浓度逐渐增大的趋势相似,增幅较大.

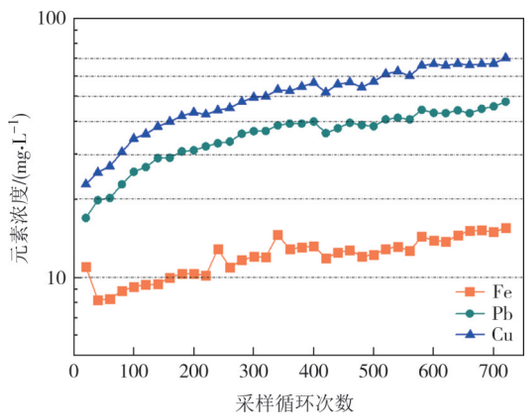


图5　DTW优选磨损特征变化轨迹

Fig.5　Change trajectory of wear features preferred by DTW

4.2　熵权TOPSIS确定磨损劣化度

按照式(4)~式(7)计算Fe、Cu、Pb三种磨损敏感特征的信息熵权重,如表2所示.

表2　磨损特征的信息熵权重

Tab.2　Information entropy weights of wear features

磨损特征	信息熵值e	信息效用值d	权重系数w
Fe	0.996	0.004 0	0.193
Pb	0.993	0.007 1	0.341
Cu	0.990	0.009 7	0.466

由表2可知,Fe、Cu和Pb的信息熵值均在0.990之上,差距不大,但表征磨损变异特征的信息效用值差别较大,Cu元素的信息效用值最大,为0.009 7,Fe元素的信息效用值最小,为0.004 0.最终计算得到磨损评价中Cu指标的权重最高,为0.466,Pb元素次之,为0.341,Fe元素的权重最低,为0.193.

对磨损特征进行熵权TOPSIS评价,得到磨损正、负理想解距离变化趋势如图6所示.磨损正理想解距离值随着试验循环次数的增长呈现拟线性增长趋势,值越大磨损越剧烈;而磨损负理想解距离随试验时间呈线性负增长趋势,其值越小磨损越剧烈.

为更好地表征装置磨损程度,按照公式(14)通过磨损正、负距离计算磨损劣化度,并与TOPSIS评价方法所得的磨损劣化度变化趋势进行对比,如图7所示.

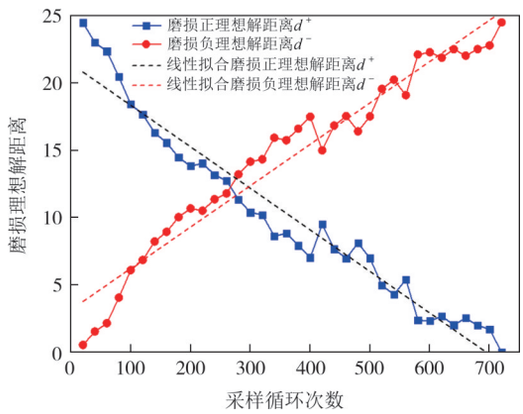


图6　磨损正、负距离变化趋势

Fig.6　Wear change trend of positive and negative distance

由图7可以发现,相比于TOPSIS磨损评价方法,熵权TOPSIS方法考虑了磨损特征的信息贡献,所得的磨损劣化度趋势更加明显,磨损劣化度的波动更小.

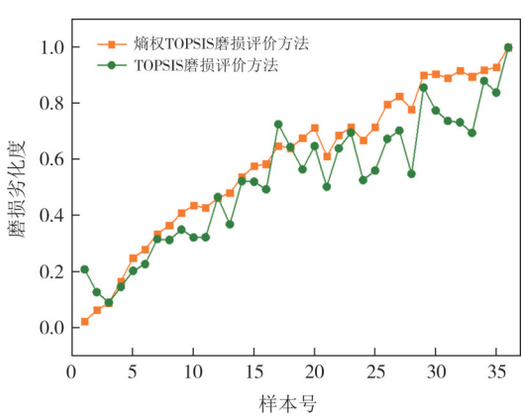


图7　磨损劣化变化趋势

Fig.7　Trend of the wear deterioration

4.3　磨损状态层次聚类

为确定装置运行状态所处的磨损阶段,应用层次聚类法对磨损劣化度进行聚类.图8~图10分别为剔除添加剂元素、DTW优选磨损特征和改进熵权TOPSIS的层次聚类可视化结果.由图8~图10可以看出,这三种聚类方法均能够初步判断各油样所处的磨损状态,但分界点差别较大.

由图8可以看出,剔除添加剂元素的磨损聚类树状比较复杂,三个磨损阶段分界点划分不够清晰,如样本21被划分在正常磨损阶段,而样本20则被划分在异常磨损阶段.

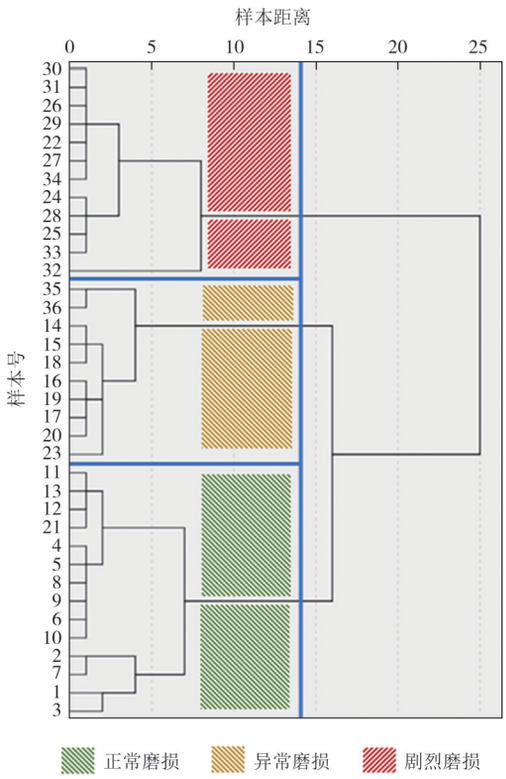


图8 剔除添加剂元素的磨损层次聚类

Fig.8 Clustering of wear without additive elements

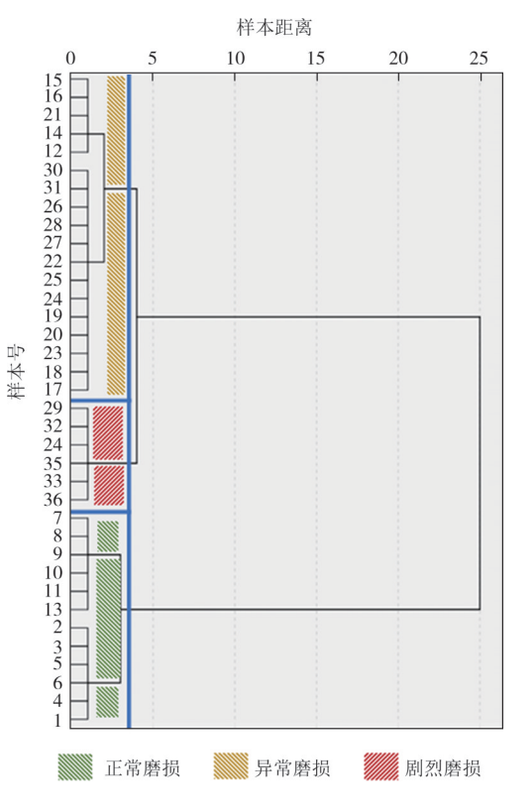


图9 DTW优选磨损特征的层次聚类

Fig. 9 Clustering of wear features preferred by DTW

由图9可以看出,DTW优选磨损特征的聚类中,树状较为明晰,但样本12被划分为异常磨损,而样本13则被划分为正常磨损阶段,这与磨损累积的不可逆性相悖,导致严重的错分.

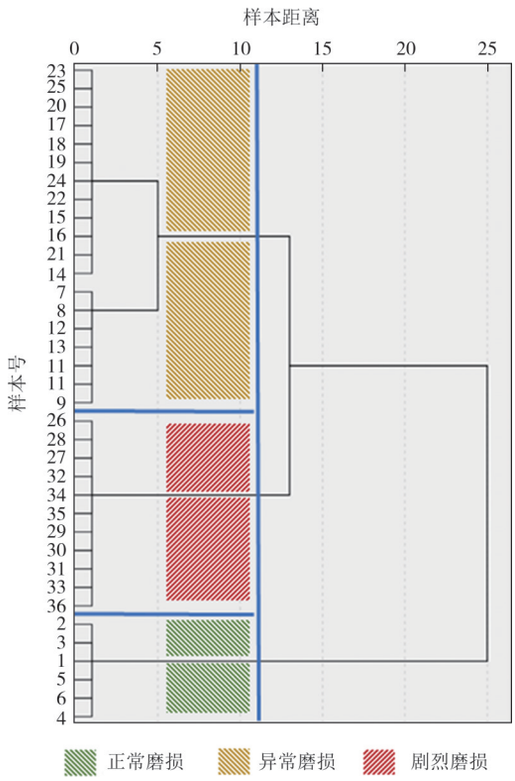


图10 改进熵权TOPSIS的磨损聚类

Fig.10 Clustering of improved entropy weighted TOPSIS

由图10可以看出,改进熵权TOPSIS的聚类树状结构分界点最为清晰,磨损阶段划分临界点为6和26.对临界点的油样进行Fe谱分析,各分界点处的油样Fe谱观测磨损颗粒如图11~图13所示.



图11 6号油样处磨损颗粒

Fig.11 Wear particles in oil sample No.6

由图11~图13可知,这三个油样中磨损颗粒的形貌发生了明显变化,26号油样中磨损颗粒较6号油样明显粗大,说明此时磨损严重且伴随有异常磨损发生,36号油样处磨损颗粒异常粗大且存在集聚现象.



图 12　26号油样处磨损颗粒

Fig.12　Wear particles in oil sample No.26

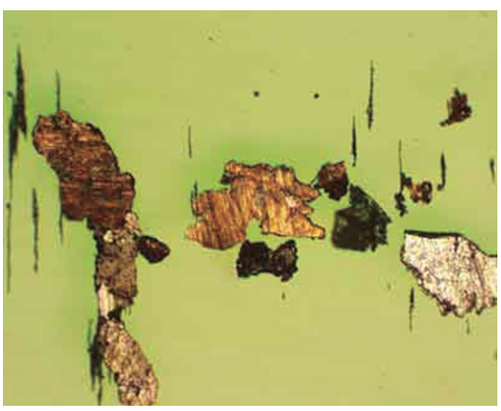


图 13　36号油样处磨损颗粒

Fig.13　Wear particles in oil sample No.36

综合传动装置拆检离合器如图 14 所示,这证实了此时综合传动装置离合器摩擦片磨损严重,也说明综合传动装置进入剧烈磨损阶段.对比结果表明,采用改进熵权TOPSIS方法评价整体磨损状态更准确.



图 14　离合器摩擦片磨损

Fig.14　Wear of the clutch friction plate

5　结 论

1)提出了一种改进熵权TOPSIS磨损评价方法,应用DTW方法度量磨损元素序列的相似性,提取出Fe、Cu、Pb三个磨损敏感特征;依据磨损特征携带的信息量及其变异程度,确定磨损特征的信息熵权重分别为0.193、0.466和0.341;通过信息熵加权,获取磨损劣化度指标,客观地综合描述了装置磨损的程度;并将装置磨损状自适应层次聚类为正常磨损、异常磨损和剧烈磨损三阶段.

2)与TOPSIS方法相比,熵权TOPSIS方法,考虑了磨损特征的信息贡献,定量确定了不同特征在磨损评价时的重要性,所得的磨损劣化度趋势更加明显,磨损劣化度的波动范围更小.

3)与基于剔除添加剂元素、DTW优选磨损特征的磨损评价方法相比,改进熵权TOPSIS磨损评价方法划分的磨损阶段准确性更高,磨损三阶段划分更合理,可解释性更强.

4)改进熵权TOPSIS方法能够客观、准确地描述综合传动装置的磨损状态、自适应划分装置的磨损阶段,能够为综合传动装置的磨损状态评价提供一种有效方法,也为装置的健康状态监测提供了科学依据.

参考文献

[1] JARDINE A K S, LIN D M, BANJEVIC D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(7): 1483-1510.

[2] LEE J, WU F J, ZHAO W Y, et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems: reviews, methodology and applications[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 42(1/2):3 14-334.

[3] WAKIRU J M, PINTELON L, MUCHIRI P N, et al. A review on lubricant condition monitoring information analysis for maintenance decision support[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2019, 118: 108-132.

[4] 张江, 崔俊杰,郑长松,等. 基于油液光谱数据的离合器剩余寿命随机过程预测[J]. 光谱学与光谱分析,2022,42(8): 2631-2636.
ZHANG J, CUI J J, ZHENG C S, et al. Stochastic process prediction of clutch remaining life based on oil spectral data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(8): 2631-2636. (in Chinese)

[5] 牛国成, 胡贞, 胡冬梅. 基于SVM与物元信息熵的变压器健康度分析与预测[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2019, 46(8): 91-97.
NIU G C, HU Z, HU D M. Analysis and prediction of transformer health index based on SVM and matter element information

entropy [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2019, 46(8): 91-97.(in Chinese)

[6] 王宏伟,冉琰,张根保. 基于犹豫模糊集的制造过程多指标定量综合评价法[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2021,48(2): 59-70.
WANG H W, RAN Y, ZHANG G B. Comprehensive evaluation method for quantitative multi-indexes of manufacturing process based on hesitant fuzzy sets [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences),2021,48(2): 59-70.(in Chinese)

[7] CHEN J H, MA B, YAN S F, et al. Health index extraction for power-shift steering transmission using selected oil field data[J]. Advances in Mechanical Engineering,2020,12(5): 989-996.

[8] 闫书法,朱元宸,陶磊,等. 基于信息熵的机械传动油液光谱监测数据选择方法[J]. 光谱学与光谱分析,2022,42(8):2637-2641.
YAN S F, ZHU Y C, TAO L, et al. Spectral oil condition monitoring data selection method for mechanical transmission based on information entropy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(8): 2637-2641.(in Chinese)

[9] 张英锋,马彪,郑长松,等. 基于油液光谱分析的PCA-AHP综合传动健康状态评价研[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(4): 1008-1012.
ZHANG Y F, MA B, ZHENG C S, et al. Health state evaluation of power-shift steering transmission using PCA-AHP methodology based on spectrometric oil analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(4): 1008-1012.(in Chinese)

[10] 陈涛,王立勇. 基于主成分因子分析的综合传动装置磨损综合评价[J]. 组合机床与自动化加工技术,2019(9):157-160.
CHEN T, WANG L Y. A comprehensive wear state evaluation method based on principal component and factor analysis [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2019(9): 157-160.(in Chinese)

[11] 张英锋,马彪,朱愿,等. 基于超球面支持向量机的综合传动状态判别[J]. 吉林大学学报(工学版), 2012, 42(1): 13-18.
ZHANG Y F, MA B, ZHU Y, et al. State identification of power-shift steering transmission based on hypersphere support vector machine [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition),2012,42(1): 13-18.(in Chinese)

[12] LIU Y, MA B, ZHENG C S, et al. Research and evaluation on wear in power-shift steering transmission through oil spectral analysis with RKPCA [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015,35(5): 1370-1375.

[13] 崔建伟, 曹尔凡, 陆普东, 等.基于子动作特征矩阵与DTW算法的手臂动作识别方法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2021, 51(4): 679-686.
CUI J W, CAO E F, LU P D, et al. Arm motion recognition method based on sub-motion feature matrix and DTW algorithm [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2021, 51(4): 679-686.(in Chinese)

[14] 刘小峰, 王邦昕, 柏林. 基于超声导波SC-DTW的金属板微损检测方法[J]. 控制与决策, 2022, 37(10): 2619-2626.
LIU X F, WANG B X, BO L. Detection of micro-damage in metal plates based on SC-DTW of guided waves [J]. Control and Decision, 2022, 37(10): 2619-2626.(in Chinese)

[15] 赵小林,曾冲寒,薛静锋,等. 基于TOPSIS的多维网络安全度量模型研究[J]. 北京理工大学学报, 2021, 41(3): 311-321.
ZHAO X L, ZENG C H, XUE J F, et al. A multi-dimensional network security metrics model based on TOPSIS[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2021, 41(3): 311-321.(in Chinese)

[16] 艾长发,黄恒伟,RAHMAN A,等. 基于熵权的TOPSIS钢桥面防水黏结材料组合体系优选分析[J]. 中国公路学报, 2020, 33(3):53-63.
AI C F, HUANG H W, RAHMAN A, et al. Optimum selection analysis of waterproof bonding materials for steel bridge deck based using entropy weight-TOPSIS[J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(3): 53-63.(in Chinese)

[17] 尤建新,陈雨婷,宫华萍,等.基于云模型与凝聚型层次聚类的失效模式与影响分析方法[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2021,49(4):599-605.
YOU J X, CHEN Y T, GONG H P, et al. Improving FMEA based on cloud model and hierarchical agglomerative clustering [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2021, 49(4): 599-605.(in Chinese)

[18] POLETAEV A Y, SPIRIDONOVA E M. Hierarchical clustering as a dimension reduction technique in the Markowitz portfolio optimization problem [J]. Automatic Control and Computer Sciences,2021,55(7):809-815.