

# 基于混沌理论与蝗虫优化K-means聚类算法的电抗器铁芯和绕组松动状态监测

侯鹏飞<sup>1</sup>, 马宏忠<sup>1</sup>, 吴金利<sup>1</sup>, 张俊杰<sup>2</sup>

(1. 河海大学 能源与电气学院, 江苏 南京 211100;

2. 天威保变电气股份有限公司 电工技术研究所, 河北 保定 071056)

**摘要:** 为了更加准确有效地监测高压并联电抗器铁芯和绕组机械状态, 提出了基于混沌理论与蝗虫优化K-means聚类算法的电抗器铁芯和绕组松动状态监测方法。首先, 对振动信号的混沌特性进行分析, 采用C-C法选择最佳延迟时间和嵌入维数, 对电抗器振动信号进行相空间重构; 然后, 利用蝗虫算法优化传统K-means聚类算法, 从而更加合理地选取初始簇中心, 进而通过优化后的K-means聚类算法求出重构信号相轨迹的簇中心; 最后, 根据簇中心位移矢量和的模值变化对电抗器铁芯和绕组松动状态进行监测。研究结果表明: 采用Wolf法求得的各测点最大Lyapunov指数均大于0, 证明电抗器振动信号具有混沌特性。蝗虫优化K-means聚类算法有效提高了计算结果的准确性, 振动信号相轨迹的簇中心位移矢量和的模值变化能够有效反映铁芯和绕组松动故障隐患, 从而为电抗器铁芯和绕组松动状态检修提供了理论依据。

**关键词:** 高压并联电抗器; 铁芯和绕组; 蝗虫优化K-means聚类算法; 混沌理论; 振动信号; 监测

**中图分类号:** TM 47

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.16081/j.epae.202009033

## 0 引言

高压并联电抗器 HVSR (High Voltage Shunt Reactor) 在电力系统中发挥着补偿无功、改善电压分布、提高电能质量等作用, 广泛应用于各大变电站<sup>[1]</sup>。据统计, 铁芯和绕组的松动变形是 HVSR 的主要故障, 并且随着 HVSR 的使用量增加其故障率呈逐年上升的趋势<sup>[2]</sup>。由于 HVSR 在绕组发生松动后, 其抗短路能力将大幅减弱, 存在较大的安全隐患。同时绕组松动和变形具有累积效应, 因此有必要对 HVSR 铁芯和绕组状态监测技术进行深入研究, 第一时间发现铁芯和绕组松动潜伏性故障, 为 HVSR 及电网的安全稳定运行提供保障。

目前, 国内外学者在 HVSR 的隔声装置<sup>[3]</sup>、铁芯磁致伸缩与绕组受力<sup>[4]</sup>、局部放电<sup>[5]</sup>及声功率级特性<sup>[6]</sup>等方面的研究有了较大的进展, 并取得了阶段性成果, 但对 HVSR 铁芯和绕组松动潜伏性故障的研究相对较少。文献[7]采用脉冲耦合注入法检测 HVSR 绕组状态, 获得了绕组正常状态的指纹数据, 但每次检测须对同一测点的历史频率函数进行比较, 可能存在局限性。

振动法在铁芯和绕组松动变形监测方面具有安全可靠、灵敏度高的优点, 已得到了广泛应用。采用振动法获得的振动信息能够有效地描述 HVSR 铁芯和绕组机械状态的变化。目前提取振动信号特征的

方法有傅里叶变换<sup>[8]</sup>、希尔伯特-黄变换<sup>[9]</sup>、小波变换<sup>[10]</sup>等。HVSR 振动信号具有显著的非平稳性和非线性, 利用以上方法进行时频分析时易出现频率泄漏、边界效应、适应性差等问题, 无法反映 HVSR 振动信号涵盖的所有状态特征。文献[11]从电力设备振动信号的混沌特性出发, 利用相空间重构技术有效地识别了绕组松动状态特征, 并进行了定性分析, 不足之处在于未考虑嵌入维数对重构相轨迹的影响, 同时未进行定量计算。文献[12]利用改进经验小波变换分析了 HVSR 合闸瞬间的振动信号, 提取了相应的特征量, 但没有避免端点效应, 可能存在特征信号损失的情况, 识别结果的准确性有待考证。

基于此, 本文对 HVSR 振动信号的混沌特性开展研究, 通过计算最大 Lyapunov 指数证明不同程度的铁芯和绕组松动下 HVSR 的振动信号具有混沌特性, 并利用相空间重构理论对振动信号进行重构。然后, 通过蝗虫优化算法 GOA (Grasshopper Optimization Algorithm) 优化的 K-means 聚类方法, 即 GOA-K-means 聚类法, 提取振动信号相空间重构后的簇中心, 最后根据簇中心位移矢量和的模值变化来识别 HVSR 铁芯和绕组松动程度的变化, 以此为 HVSR 铁芯和绕组状态检修策略的提出提供理论基础。

## 1 HVSR 振动信号的混沌特性

### 1.1 相空间重构理论

相空间重构理论认为<sup>[13]</sup>, 系统中任一分量的演化均受与之相互作用的其他分量所决定, 并且这些相关分量的信息隐含在任一分量的发展过程中。通

收稿日期: 2019-12-15; 修回日期: 2020-07-29

基金项目: 国网江苏省电力有限公司重点科技项目 (J2018014)

Project supported by the Science and Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. (J2018014)

过相空间重构理论,将所测 HVSR 振动信号延伸至三维或更高维空间,将时间序列中隐藏的规律和信息显现出来,最终形成一种有规律的轨迹,即混沌吸引子。针对 HVSR 振动信号时间序列  $\{x_n\}(n=1, 2, \dots, N_0)$ , 将其相空间重构为:

$$X_j(m, N_0, \tau) = (x_j, x_{j+\tau}, \dots, x_{j+(m-1)\tau}) \quad j=1, 2, \dots, p \quad (1)$$

其中,  $m$  为嵌入维数;  $N_0$  为时间序列的数据点数;  $\tau$  为延迟时间;  $p = N_0 - (m-1)\tau$ , 为向量个数。

合理地选择  $\tau$  和  $m$  对相空间重构至关重要。如果  $\tau$  值选取得较小, 易导致重构信号被压缩; 如果  $\tau$  值选取得较大, 则会出现重构信号杂散现象。确定  $\tau$  值的方法有平均位移法、复自相关法和 C-C 法等<sup>[14]</sup>。本文认为嵌入维数与时间延迟相关, 故采用 C-C 法求取  $\tau$  和  $m$ 。

## 1.2 嵌入维数与延迟时间的计算

设延迟时间窗口  $\tau_w = (m-1)\tau$ , 时间序列长度为  $N$ , 重构相空间内任意一点  $y_i (i=1, 2, \dots, M)$ , 其中  $M = N - (m-1)\tau$ ,  $Y_i = (y_i, y_{i+\tau}, \dots, y_{i+(m-1)\tau})$ , 则定义嵌入时间序列的关联积分函数为:

$$C(m, N, r, \tau) = \frac{2}{M(M-1)} \sum_{1 \leq i < j \leq M} h(r - d_{ij}) \quad (2)$$

其中,  $d_{ij} = |y_i - y_j|$ ;  $h(x)$  为阶跃函数, 满足  $x < 0$  时  $h(x) = 0$ ,  $x \geq 0$  时  $h(x) = 1$ ;  $r$  为搜索半径,  $r \in (0, \max(d_{ij}))$ 。

将已知序列  $\{x_n\}(n=1, 2, \dots, N_0)$  划分成  $\tau$  个不相交子序列, 并将每个子序列  $S(m, N, r, \tau)$  定义为:

$$S(m, N, r, \tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{s=1}^{\tau} \left[ C_s\left(m, \frac{N}{\tau}, r, \tau\right) - C_s^m\left(1, \frac{N}{\tau}, r, \tau\right) \right] \quad (3)$$

其中,  $C_s\left(m, \frac{N}{\tau}, r, \tau\right)$  和  $C_s^m\left(1, \frac{N}{\tau}, r, \tau\right)$  为嵌入时间序列的关联积分函数。

假如时间序列独立同分布, 则对于已知的  $m$  和  $\tau$ , 当  $N \rightarrow +\infty$  时, 对于全部的  $r$  均有  $S(m, N, r, \tau) = 0$ ; 而实际序列为有限的, 并且各序列的元素之间可能存在相关性, 所以通常  $S(m, N, r, \tau) \neq 0$ 。基于此, 选择分别对应于  $S(m, N, r, \tau)$  的最大值和最小值的搜索半径  $r$ , 定义差量为:

$$\Delta S(m, N, r, \tau) = \max \{ S(m, N, r, \tau) \} - \min \{ S(m, N, r, \tau) \} \quad (4)$$

利用式(4)计算搜索半径  $r$  的最大偏差, 从而可在  $\Delta S(m, N, r, \tau)$  的第 1 个极小值处或  $S(m, N, r, \tau)$  的第 1 个零点处取得最佳延迟时间。对于某个确定的时间序列, 其嵌入维数可以通过计算检验统计量平均值  $\bar{S}(\tau)$ 、差量平均值  $\Delta \bar{S}(\tau)$  和  $S_{\text{cor}}(\tau)$  值得到,  $\bar{S}(\tau)$ 、 $\Delta \bar{S}(\tau)$  和  $S_{\text{cor}}(\tau)$  的计算表达式分别如式(5)~(7)所示。并且 Brock 等人已证明: 有限时间序列的渐近分

布在  $2 \leq m \leq 5$ 、 $\sigma/2 \leq r \leq 2\sigma$  ( $\sigma$  为标准差) 的范围内,  $N \geq 500$  时近似性较好<sup>[14]</sup>。

$$\bar{S}(\tau) = \frac{1}{16} \sum_{m=2}^5 \sum_{i=1}^4 S(m, N, r_i, \tau) \quad (5)$$

$$\Delta \bar{S}(\tau) = \frac{1}{4} \sum_{m=2}^5 \Delta S(m, N, r_i, \tau) \quad (6)$$

$$S_{\text{cor}}(\tau) = \Delta \bar{S}(\tau) + |\bar{S}(\tau)| \quad (7)$$

考虑到计算效率, 本文选取  $\bar{S}(\tau)$  的第 1 个零点与  $\Delta \bar{S}(\tau)$  的第 1 个极小值点中的较小值对应的延迟时间为最佳延迟时间  $\tau_{\text{opt}}$ 。搜索  $S_{\text{cor}}(\tau)$  的全局最小值点对应的延迟时间窗口为最佳延迟时间窗口  $\tau_{\text{wopt}}$ , 其与嵌入维数满足关系  $\tau_{\text{wopt}} = (m-1)\tau_{\text{opt}}$ , 从而有  $m = 1 + \tau_{\text{wopt}}/\tau_{\text{opt}}$ 。

根据式(5)~(7), 计算得到  $\bar{S}(\tau)$ 、 $\Delta \bar{S}(\tau)$ 、 $S_{\text{cor}}(\tau)$  如图 1 所示。由图可知: 当  $\tau \in (0, 80)$  时,  $\bar{S}(\tau)$  不存在零点,  $\Delta \bar{S}(\tau)$  的第 1 个极小值点对应的延迟时间为 8, 因此可得最佳延迟时间  $\tau_{\text{opt}} = 8$ ;  $S_{\text{cor}}(\tau)$  在全局取得最小值时有  $\tau_{\text{wopt}} = 16$ , 所以  $m = 1 + \tau_{\text{wopt}}/\tau_{\text{opt}} = 3$ 。

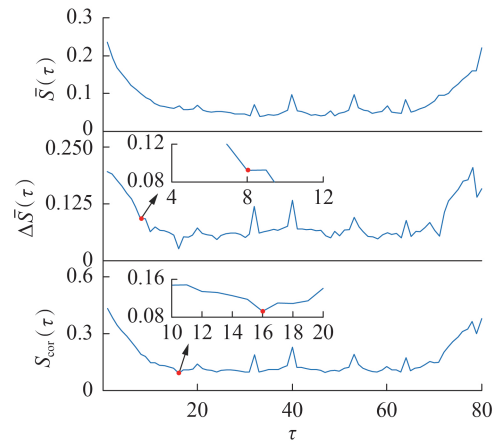


图1  $\bar{S}(\tau)$ 、 $\Delta \bar{S}(\tau)$  和  $S_{\text{cor}}(\tau)$  的曲线

Fig.1 Curve of  $\bar{S}(\tau)$ ,  $\Delta \bar{S}(\tau)$  and  $S_{\text{cor}}(\tau)$

## 2 基于 GOA-K-means 算法的 HVSR 振动信号分析

根据上述理论对 HVSR 振动信号进行相空间重构, 得到由一系列空间相点构成的相轨迹图, 并提取相轨迹特征量进行定性分析。为了更加准确地识别铁芯和绕组的状态特征, 本文在其定性分析的基础上利用所提取的对应相轨迹特征量进行定量分析。传统 K-means 聚类方法在分析球体或椭球体信号方面具有计算效率高的特点, 但在选择初始簇中心时存在随机性, 易导致计算结果准确度下降。为了有效减小聚类误差, 本文利用 GOA 优化传统 K-means 初始簇中心, 然后通过 GOA-K-means 聚类方法对重构后的特征相轨迹图定量描述分析。

## 2.1 传统K-means聚类方法

传统K-means聚类方法的思路<sup>[15]</sup>是:首先,将大量高维相轨迹数据点按其特性划分为K类,即K个簇,并提取初始簇中心 $c_k$  ( $1 \leq k \leq K$ ),计算剩余相轨迹数据点与 $c_k$ 的欧氏距离,根据距离最近原则,将剩余相轨迹数据点分配至对应类中;然后,求解每类中剩余相轨迹数据点的平均值,将其作为下一次迭代的簇中心进行迭代,当簇中心位置稳定或迭代次数达到上限时迭代结束。根据高维相轨迹数据点特性划分为K个类,即 $C=\{c_k, k=1, 2, \dots, K\}$ ,记第k簇 $c_k$ 的簇中心为 $\sigma_k$ ,则空间中任意一相轨迹点 $x_i$ 到相应簇中心 $\sigma_k$ 的欧氏距离为:

$$J(c_k) = \sum_{x_i \in c_k} \|x_i - \sigma_k\|^2 \quad (8)$$

最后,得到总体聚类距离为:

$$J(C) = \sum_{k=1}^K J(c_k) = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in c_k} \|x_i - \sigma_k\|^2 \quad (9)$$

## 2.2 GOA

GOA作为新群智能算法于2017年由Sare等人<sup>[16]</sup>提出,其启发于蝗虫的群体行为。将蝗虫的幼虫期与成虫期分别对应蝗虫算法的探索和开发:在探索中,蝗虫群体的跳跃性运动有利于全局搜索;而在开发中,蝗虫群体趋向于小范围移动有助于局部搜索<sup>[17]</sup>。蝗虫算法的实现步骤如下。

(1)初始化种群位置 $W_i$ 、最大值 $c_{\max}$ 、最小值 $c_{\min}$ 和最大迭代次数 $L$ 。

$$W_i = S_i + G_i + A_i = \sum_{j=1, j \neq i}^{N_{gh}} s(d_{ij}) \frac{w_j - w_i}{d_{ij}} - g e_g + u e_w \quad (10)$$

其中, $S_i$ 为蝗虫个体间的社会互动; $w_i$ 、 $w_j$ 分别为第 $i$ 、 $j$ 只蝗虫; $G_i$ 为第 $i$ 只蝗虫所受重力; $A_i$ 为第 $i$ 只蝗虫所受风对流; $d_{ij} = |w_j - w_i|$ ,为第 $i$ 只蝗虫与第 $j$ 只蝗虫之间的距离; $s(d_{ij})$ 为社会力量,当 $s(d_{ij}) > 0$ 时蝗虫之间相互吸引,当 $s(d_{ij}) < 0$ 时蝗虫之间相互排斥; $g$ 为重力常数; $e_g$ 为指向地球中心的单位向量; $u$ 为风力常数; $e_w$ 为指向风向的单位向量; $N_{gh}$ 为蝗虫数量。

(2)求解种群中每只蝗虫的适应度值,将其最优个体的解赋予变量 $F_{\text{fit}}$ 。

(3)按照式(11)更新参数 $c$ 。

$$c = c_{\max} - l(c_{\max} - c_{\min})/L \quad (11)$$

其中,本文取 $c_{\max}=1$ , $c_{\min}=0.0004$ ;  $l$ 为当前迭代次数; $L=100$ 。

(4)更新蝗虫位置并求解每只蝗虫的适应度值。

$$W_i^d = c \left( \sum_{j=1, j \neq i}^{N_{gh}} c \frac{b_{ud} - b_{ld}}{2} s \left( \|w_j^d - w_i^d\| \right) \frac{w_j^d - w_i^d}{d_{ij}} \right) + T_d \quad (12)$$

其中, $W_i^d$ 为第 $d$ 维空间的蝗虫位置; $c$ 为递减系数,影响舒适区、斥力区和吸引区的范围; $w_j^d$ 和 $w_i^d$ 分别为第 $d$ 维空间的第 $j$ 只和第 $i$ 只蝗虫; $b_{ud}$ 和 $b_{ld}$ 分别为

蝗虫在第 $d$ 维空间的上界与下界; $T_d$ 为蝗虫当前在第 $d$ 维空间的最优解。

(5)若步骤(4)所求蝗虫适应度有更优的值,则更新最优解变量 $T_d$ 。

(6)判断迭代次数是否达到最大,若是则终止流程,否则重复步骤(3)~(5)。

## 2.3 GOA-K-means聚类方法及其有效性分析

本文利用GOA优化传统K-means初始簇中心,构造适应度函数,其优化目标函数为:

$$F_{\text{fit}} = \min \sum_{i=1}^K \sum_{w_i \in c_k} \|w_i - \sigma_k\|^2 \quad (13)$$

首先通过相空间重构的方法,得到HVSR不同状态振动信号的特征量,然后使用GOA-K-means聚类方法对特征量进行聚类分析,其主要步骤如下。

(1)初始化蝗虫数量 $N_{gh}$ 、最大迭代次数 $L$ 、变量维数 $d$ 、K-means簇中心个数 $K$ 、变量上界取值 $b_{ud}$ 和下界取值 $b_{ld}$ ,其中变量维数与相空间维数保持一致。

(2)生成初始蝗虫群体位置 $W_i$ 。

(3)利用式(13)求解蝗虫个体的适应度值最优解,并将其作为目标位置。

(4)通过式(12)更新蝗虫位置。

(5)如果满足 $l > L$ ,则算法终止,输出最优解 $T_d$ ;否则重复步骤(3)、(4)。

(6)将GOA优化得到的最优解 $T_d$ 赋值给K-means聚类算法作为初始簇中心。

(7)计算每个簇中心 $J(c_k)$ 与该类簇内相点的距离,求和得到总体聚类距离 $J(C)$ 。

(8)根据上述步骤分别计算 $k$ 取1~19的情况,得到随 $k$ 变化的 $J(C)$ 曲线。随着 $k$ 的增大,相点归类将更加准确,总体距离将不断减小。通常情况下,将总体距离减小变慢时的 $k$ 值作为簇中心数。

综上可得基于混沌理论与GOA-K-means聚类算法的HVSR铁芯和绕组松动识别状态监测流程图如附录A中的图A1所示。本文在得到簇中心数及其坐标后,根据簇中心矢量和的模值变化情况识别HVSR铁芯和绕组松动状态变化。

## 3 HVSR振动信号实验采集

本文对一台型号为BKD-6700/20的单相油浸式并联电抗器额定电压运行时的振动信号进行采集。为了对不同电压等级下不同程度的HVSR铁芯和绕组松动状态进行监测,分别在80% $U_N$ 、90% $U_N$ 、100% $U_N$ 、110% $U_N$  ( $U_N$ 为额定电压)这4种电压等级下,对铁芯和绕组正常状态(标准压紧力)、铁芯和绕组松动60%(40%的标准压紧力)状态、铁芯和绕组松动100%(压紧力为0)状态和绕组松动100%(标准压紧力且压紧垫块完全错位,如附录A中的图A2所示)状态进行实验研究。实验过程中在HVSR顶面

共布设5个测点进行振动信号采集,传感器在HVSR顶面放置位置如附录A中的图A3所示。考虑到HVSR运行时的振动频率范围,同时为了发现轻微故障与正常状态的区别,设定振动信号采集仪DH5922D的采样频率为20 kHz,实验中采用1A212E型振动加速度传感器(其灵敏度为 $500 \text{ mV/g}$ ,  $g=9.8 \text{ m/s}^2$ )。

实验中整体振动信号采集平台示意图如附录A中的图A4所示。首先通过加速度传感器将采集到的信号传递至DH5922D采集仪,利用采集仪进行信号转换,将转换后的信号传输给计算机并保存。受篇幅限制,本文仅列出 $100\% U_N$ 电压等级下,HVSR铁芯和绕组处于不同状态时,HVSR顶面1号测点的振动信号,以及不同电压等级下,HVSR铁芯和绕组松动 $100\%$ 状态下,HVSR顶面1号测点的振动信号,分别如图2和附录A中的图A5所示。

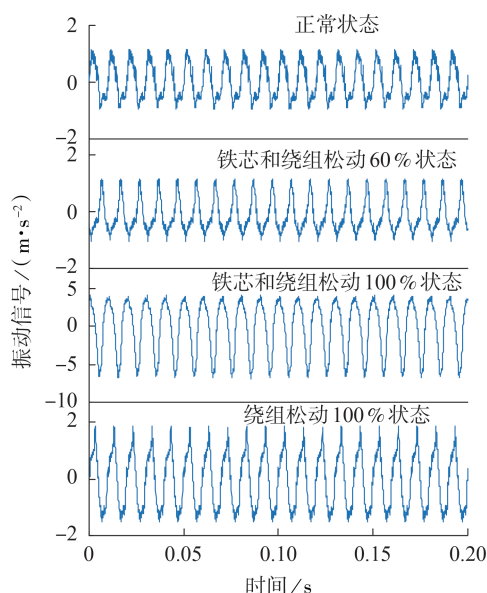


图2  $100\% U_N$ 电压等级下,不同状态的HVSR表面振动信号

Fig.2 Vibration signal on HVSR surface of different status under voltage level of  $100\% U_N$

由图2可知,在 $100\% U_N$ 电压等级下,铁芯和绕组处于不同状态时,HVSR表面的振动信号波形均近似正弦,但有所区别:正常状态、铁芯和绕组松动 $60\%$ 状态下,振动信号幅值均在 $[-1, 1] \text{ m/s}^2$ 范围内,差异较小;铁芯和绕组松动 $100\%$ 状态下的振动信号幅值约为正常状态下的5倍,而单独绕组松动 $100\%$ 状态下振动幅值在 $[-2, 2] \text{ m/s}^2$ 范围内,相比于正常状态下的幅值略有增加。由此可知,HVSR表面振动信号幅值随着铁芯和绕组松动程度的加深而逐渐增加,呈正相关关系。所以,HVSR振动特性能够体现HVSR内部铁芯和绕组松动程度的变化。

由图A5可知,不同电压等级下HVSR振动信号呈现出明显的非线性,并且振动信号幅值随着电压等级的升高而逐渐增大。同时,在低于额定电压的

条件下,随着电压等级的增加,振动信号波形变化较小;当电压等级超出额定电压后,随着电压等级的升高,振动信号波形发生明显变化。由此可知,升高电压对振动信号具有一定的放大作用。

考虑实际情况,本文主要分析额定电压下HVSR铁芯和绕组处于不同状态时的HVSR振动信号。

## 4 结果与分析

### 4.1 HVSR振动信号时间序列的混沌特性

在混沌理论中,最大Lyapunov指数用于定量描述系统混沌特性<sup>[18]</sup>。如果信号的最大Lyapunov指数大于0,则该信号具有混沌特性<sup>[19]</sup>。Wolf算法<sup>[20]</sup>基于相轨迹线、相平面、相体积等的演化计算最大Lyapunov指数,本文利用Wolf算法求解额定电压下,HVSR的铁芯和绕组处于4种状态时,振动信号的最大Lyapunov指数,结果如表1所示。由表1可知,4种铁芯和绕组松动状态下,HVSR振动信号的最大Lyapunov指数均大于0,证明额定电压下HVSR振动信号具有混沌特性,能够运用相空间重构分析。

表1 最大Lyapunov指数计算结果

Table 1 Calculating results of largest Lyapunov exponent

| 测点 | 最大Lyapunov指数 |              |               |            |
|----|--------------|--------------|---------------|------------|
|    | 正常状态         | 铁芯和绕组松动60%状态 | 铁芯和绕组松动100%状态 | 绕组松动100%状态 |
| 1  | 0.0016       | 0.0021       | 0.0084        | 0.0059     |
| 2  | 0.0013       | 0.0033       | 0.0096        | 0.0050     |
| 3  | 0.0025       | 0.0018       | 0.0014        | 0.0028     |
| 4  | 0.0009       | 0.0076       | 0.0098        | 0.0060     |
| 5  | 0.0011       | 0.0047       | 0.0026        | 0.0036     |

### 4.2 HVSR振动信号相空间重构结果

根据相空间重构理论重构图2中的HVSR振动信号,得到信号的空间相轨迹见图3。图中,4种状态下振动信号的嵌入维数均为3,正常状态、铁芯和

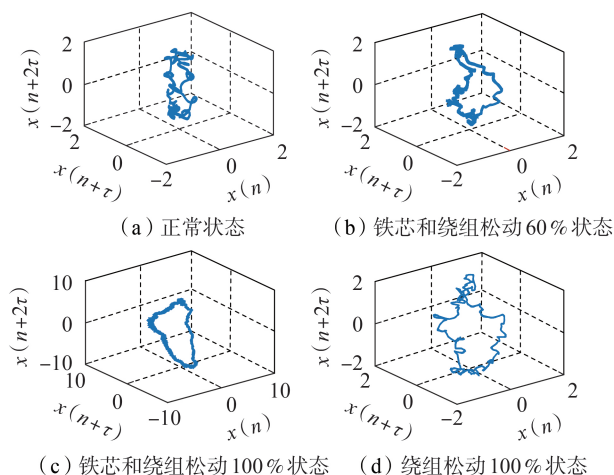


图3 HVSR振动信号相空间重构图

Fig.3 Phase space reconstruction of vibration signal of HVSR

绕组松动 60 % 状态、铁芯和绕组松动 100 % 状态、绕组松动 100 % 状态下的延迟时间分别为 8、16、21 和 20。由图 3 可知,重构后的相轨图呈不规则椭球状分布;当 HVSR 铁芯和绕组发生松动后,其相轨迹图呈环状打开,且随着铁芯和绕组松动程度的增大,其椭球环打开程度逐渐增大,其中铁芯和绕组松动 100 % 状态下的坐标范围约为其他状态下的 2.5 倍。

#### 4.3 GOA-K-means 聚类结果分析

根据簇中心总体距离(式(9)),得到总体聚类距离  $J(C)$  随簇中心个数  $K$  的变化曲线如图 4 所示。由图可知, HVSR 处于不同状态时,  $J(C)$  均随着  $K$  的增加而逐渐减小,与预期结果一致。

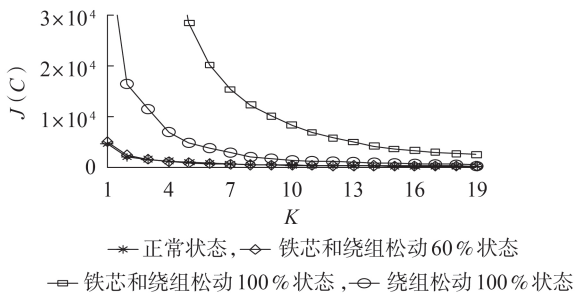


图 4  $J(C)$  随  $K$  值的变化曲线

Fig.4 Curve of  $J(C)$  vs. value of  $K$

在 4 种状态下,  $J(C)$  随着  $K$  的增加而下降的比率如附录 A 中的表 A1 所示。由表 A1 可知,下降比率从起初高于 50 % 降低至 10 % 以下,并逐渐趋于稳定。当  $K$  从 15 增加到 16 时,  $J(C)$  的下降比率在 10 % 以内,并且随着  $K$  的继续增加,下降比率基本保持稳定,即当  $K=15$  时,  $J(C)$  相对稳定,因此选择  $K=15$ 。

运用传统 K-means 聚类方法和 GOA-K-means 聚类方法分别计算  $K=15$  时, 4 种状态下簇中心在相空间的位置,结果如图 5 所示。由图 5(a)可知,利用传统 K-means 聚类方法得到的簇中心基本沿相轨迹分布,其中铁芯和绕组松动 100 % 状态下的簇中心分布范围最广。由图 5(b)可知,由 GOA-K-means 聚类

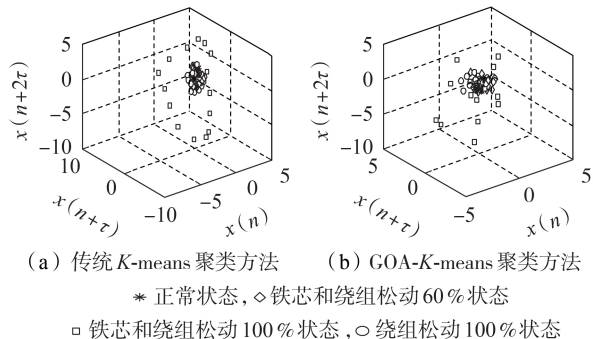


图 5 利用不同方法得到的 4 种状态下聚类簇中心在相空间的位置

Fig.5 Position of clustering centers in phase space under four states obtained by different methods

方法得到的簇中心以原点为中心展开分布,其分布范围相比 K-means 聚类的簇中心分布范围较小。

由图 5 可知,当 HVSR 铁芯和绕组发生松动后,簇中心位置相比正常状态均出现了显著偏移,并且松动程度不同,簇中心空间位置偏移量也不同。这可能是因为铁芯和绕组发生松动后,紧固螺栓所受压紧力减小,影响了 HVSR 振动信号传递能力、HVSR 内部电磁场分布和 HVSR 固有频率等。由此可知, HVSR 重构信号的簇中心分布情况与铁芯和绕组的松动状态紧密相关。

为了定量证明簇中心在空间中整体位置偏移度,分别求出 15 个簇中心的空间坐标,然后进行矢量求和运算,通过矢量和模值的大小反映总体位置偏移量。利用传统 K-means 聚类方法和 GOA-K-means 聚类方法求解 4 种状态下 5 个测点的簇中心位移矢量和的模值,结果分别如表 2 和表 3 所示。

表 2 传统 K-means 聚类方法得到的簇中心位移矢量和的模值

Table 2 Module values of central displacement vector sum obtained by traditional K-means clustering method

| 状态            | 簇中心位移矢量和的模值 |       |       |        |        |
|---------------|-------------|-------|-------|--------|--------|
|               | 测点 1        | 测点 2  | 测点 3  | 测点 4   | 测点 5   |
| 正常            | 1.916       | 5.834 | 2.548 | 1.249  | 0.444  |
| 铁芯和绕组松动 60 %  | 4.770       | 1.172 | 3.804 | 2.549  | 2.053  |
| 铁芯和绕组松动 100 % | 23.038      | 2.760 | 8.667 | 15.252 | 26.275 |
| 绕组松动 100 %    | 2.592       | 1.622 | 2.423 | 3.086  | 3.931  |

表 3 GOA-K-means 聚类方法得到的簇中心位移矢量和的模值

Table 3 Module values of central displacement vector sum obtained by GOA-K-means clustering method

| 状态            | 簇中心位移矢量和的模值 |        |        |        |        |
|---------------|-------------|--------|--------|--------|--------|
|               | 测点 1        | 测点 2   | 测点 3   | 测点 4   | 测点 5   |
| 正常            | 2.281       | 0.497  | 2.404  | 0.198  | 1.428  |
| 铁芯和绕组松动 60 %  | 5.607       | 0.722  | 5.086  | 1.697  | 4.863  |
| 铁芯和绕组松动 100 % | 21.175      | 11.068 | 28.851 | 19.414 | 19.838 |
| 绕组松动 100 %    | 6.295       | 1.508  | 8.106  | 2.616  | 5.457  |

由表 3 可知,采用 GOA-K-means 聚类方法时,测点 1—5 的簇中心位移矢量和的模值均与振动信号的幅值呈正相关关系。但由表 2 可知,利用传统 K-means 聚类方法得到的簇中心位移矢量和的模值与振动信号幅值的正相关关系不明显,如在测点 1 处,铁芯和绕组松动 60 % 状态下的簇中心位移矢量和的模值为 4.770,大于绕组松动 100 % 状态下的模值 2.592;在测点 2 处,正常状态下的簇中心位移矢量和的模值为 5.834,铁芯和绕组松动 60 %、铁芯和绕组松动 100 %、绕组松动 100 % 状态下,簇中心位移矢量和的模值分别为 1.172、2.760 和 1.622,均低于正常状态下的模值;在测点 3 处,正常状态下簇中心位移矢量和的簇中心位移矢量和的模值为 2.548,高于绕组松动 100 % 状态下的模值 2.423。测点 1 和

测点3的簇中心位移矢量和的模值均与振动信号幅值均没有呈现出正相关的规律,其原因主要在于传统 *K*-means 聚类方法的初始簇中心选取存在随机性,且对异常点较为敏感,从而验证了本文提出的 GOA-*K*-means 聚类算法的计算结果更加准确,聚类效果优于传统 *K*-means 聚类方法。

在表3中,当铁芯和绕组松动程度加深时,簇中心位移矢量和的模值也相应增大,且在铁芯和绕组松动100%状态下,簇中心矢量和的模值达到最大。其原因在于随着铁芯松动程度的增加,硅钢片缝隙连接处及各层间的漏磁场逐渐增强,造成硅钢片间的电磁力增大,从而导致铁芯振动加强;当绕组发生松动时,线圈所受压紧力降低,电动力导致线圈运动加速度增大,引起振动进一步加剧,同时铁芯和绕组间存在共振,在铁芯和绕组松动100%状态下振动最剧烈,强度大于铁芯和绕组松动60%状态下的振动,此时簇中心位移矢量和的模值最大,大于绕组松动60%状态下的模值。

在现场运用中,首先通过相空间重构对 HVSR 振动信号进行定性分析,然后利用 GOA-*K*-means 聚类算法定量计算每个簇中心的空间坐标,最终根据簇中心位移矢量和的模值变化对 HVSR 铁芯和绕组状态改变进行监测识别。后续需要不断积累 HVSR 现场监测数据,建立完备的 HVSR 振动特征数据库,为 HVSR 铁芯和绕组松动状态评估及检修提供依据。

## 5 结论

本文基于混沌理论与 GOA-*K*-means 聚类算法对 HVSR 铁芯和绕组状态进行监测,所得结论如下。

(1) 用 Wolf 法求解获取的各测点最大 Lyapunov 指数均大于0,证明了 HVSR 铁芯和绕组不同松动状态下的振动信号具有混沌特性。重构信号的相轨图涵盖了详细的状态信息,不同状态下的相轨迹存在明显不同。

(2) 针对传统 *K*-means 聚类方法在选取初始簇中心时存在随机性的问题,采用 GOA 对 *K*-means 初始簇中心选取进行优化,实验结果表明优化后的 GOA-*K*-means 聚类方法具有更高的准确性。

(3) 根据 GOA-*K*-means 聚类方法计算得到簇中心在相空间位置分布,其簇中心位移矢量和的模值变化能够有效反映铁芯和绕组松动状态的改变。当铁芯和绕组发生松动后,簇中心位移矢量和的模值较正常状态发生不同程度的增大:当铁芯和绕组不完全松动时,模值有小幅度增加;当铁芯和绕组完全松动时,模值最大;当绕组完全松动时,其模值介于铁芯和绕组不完全松动和完全松动之间。从而得出簇中心位移矢量模值大小与铁芯和绕组松动状态呈正相关的规律。该分析结果有助于及时发现 HVSR 铁芯和绕组松动故障隐患,为 HVSR 的状态检修提

供理论依据,保障 HVSR 运行的可靠性与安全性。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

## 参考文献:

- [1] 吴书煜,马宏忠,魏旭,等. 高压电抗器匝间短路三维模型计算与分析[J]. 电力自动化设备,2019,39(4):148-154.  
WU Shuyu, MA Hongzhong, WEI Xu, et al. Calculation and analysis of three-dimensional model for turn-to-turn short circuit of high voltage reactor[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(4): 148-154.
- [2] 王建,张广洲,赵晓震,等. 基于脉冲耦合注入的高压并联电抗器绕组故障带电检测[J]. 高电压技术,2017,43(3):872-878.  
WANG Jian, ZHANG Guangzhou, ZHAO Xiaozhen, et al. On-line detection investigation of the high voltage shunt reactor winding deformation based on coupling injection of pulses[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(3): 872-878.
- [3] 徐征宇,李金忠,葛栋,等. 特高压并联电抗器高性能隔声装置研制[J]. 高电压技术,2018,44(7):2276-2283.  
XU Zhengyu, LI Jinzhong, GE Dong, et al. Development of high performance sound insulation device for UHV shunt reactor[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(7): 2276-2283.
- [4] 张鹏宁,李琳,聂京凯,等. 考虑铁心磁致伸缩与绕组受力的高压并联电抗器振动研究[J]. 电工技术学报,2018,33(13):3130-3139.  
ZHANG Pengning, LI Lin, NIE Jingkai, et al. Study on the vibration of high voltage shunt reactor considering of magnetostriction and winding force[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(13): 3130-3139.
- [5] 何家欣,康钧,李江涛,等. 高海拔地区750 kV并联电抗器现场局部放电试验方法[J]. 高电压技术,2019,45(9):2827-2833.  
HE Jiaxin, KANG Jun, LI Jiangtao, et al. On-site partial discharge test method of 750 kV shunt reactor in high altitude area[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(9): 2827-2833.
- [6] 周兵,王延召,胡静竹,等. 并联电抗器振动特性及声功率级计算[J]. 高电压技术,2019,45(11):3685-3692.  
ZHOU Bing, WANG Yanzhao, HU Jingzhu, et al. Vibration characteristics and acoustic power level calculation of shunt reactors[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(11): 3685-3692.
- [7] 王建,张广洲,赵晓震,等. 基于脉冲耦合注入的高压并联电抗器绕组故障带电检测[J]. 高电压技术,2017,43(3):872-878.  
WANG Jian, ZHANG Guangzhou, ZHAO Xiaozhen, et al. On-line detection investigation of the high voltage shunt reactor winding deformation based on coupling injection of pulses[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(3): 872-878.
- [8] 赵仲勇,姚陈果,李成祥,等. 基于短时 Fourier 变换的变压器绕组变形脉冲频率响应曲线获取方法[J]. 高电压技术,2016,42(1):241-247.  
ZHAO Zhongyong, YAO Chenguo, LI Chengxiang, et al. Method for obtaining the impulse frequency response curves of power transformer winding deformation based on short time Fourier transform[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(1): 241-247.
- [9] 杨秋玉,阮江军,黄道春,等. 基于改进 Hilbert-Huang 变换和支持向量机的高压断路器触头超程状态识别[J]. 电力自动化设备,2019,39(1):198-204.  
YANG Qiuyu, RUAN Jiangjun, HUANG Daochun, et al. Over-travel detection of electrical contact for high-voltage circuit breaker based on improved HHT and SVM[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(1): 198-204.
- [10] 赵莉华,丰遥,谢荣斌,等. 基于交叉小波的变压器振动信号幅频特征量提取方法[J]. 高电压技术,2019,45(2):505-511.  
ZHAO Lihua, FENG Yao, XIE Rongbin, et al. Amplitude and frequency feature extraction for transformer vibration based

- on cross-wavelet transform[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2):505-511.
- [11] 周宇, 马宏忠, 李凯, 等. 基于相空间重构的大型变压器绕组松动的振动特征识别[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(12): 169-175.
- ZHOU Yu, MA Hongzhong, LI Kai, et al. Winding looseness recognition based on phase space reconstruction of large transformer vibration signals[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(12): 169-175.
- [12] 赵若好, 马宏忠, 魏旭, 等. 基于经验小波变换的特高压并联电抗器振动信号分析[J]. 电工电能新技术, 2019, 38(1): 70-75.
- ZHAO Ruoyu, MA Hongzhong, WEI Xu, et al. Analysis of vibration signals of UHV shunt reactor based on empirical wavelet transform[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2019, 38(1): 70-75.
- [13] 王宁, 马峥嵘, 贾清泉, 等. 基于相空间重构的电压缺口检测及特征参数辨识[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(18): 5220-5227, 5520.
- WANG Ning, MA Zhengrong, JIA Qingquan, et al. Voltage notch detection and characteristic parameter identification based on phase space reconstruction[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(18): 5220-5227, 5520.
- [14] 齐波, 张鹏, 荣智海, 等. 基于相空间重构的变压器油色谱数据最优长度选择方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(8): 2504-2512, 2560.
- QI Bo, ZHANG Peng, RONG Zhihai, et al. Optimal length selection method of DGA data based on phase space reconstruction[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(8): 2504-2512, 2560.
- [15] 梁海平, 田潮, 王铁强, 等. 基于改进K-means算法的电网运行断面相似性匹配研究[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(7): 119-124, 140.
- LIANG Haiping, TIAN Chao, WANG Tieqiang, et al. Running section similarity matching based on improved K-means algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(7): 119-124, 140.
- [16] ARORA S, ANAND P. Chaotic grasshopper optimization algorithm for global optimization[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(8): 4385-4405.
- [17] SAXENA A. A comprehensive study of chaos embedded bridging mechanisms and crossover operators for grasshopper optimisation algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 132: 166-188.
- [18] 卢山, 王海燕. 多变量时间序列最大李雅普诺夫指数的计算[J]. 物理学报, 2006, 55(2): 572-576.
- LU Shan, WANG Haiyan. Calculation of the maximal Lyapunov exponent from multivariate data[J]. Acta Physica Sinica, 2006, 55(2): 572-576.
- [19] LI Xiaodi, YANG Xueyan. Lyapunov stability analysis for nonlinear systems with state-dependent state delay[J]. Automatica, 2020, 112: 108674.
- [20] 李稳安. 基于混沌时间序列的复杂机械系统故障特征提取与状态预报[D]. 南京: 东南大学, 2004.
- LI Wenan. Fault feature extraction and state prediction of complex mechanical systems based on chaos times series[D]. Nanjing: Southeast University, 2004.

#### 作者简介:



侯鹏飞

侯鹏飞(1991—),男,甘肃崇信人,博士研究生,主要研究方向为电力设备状态监测与故障诊断(E-mail: 15238349569@163.com);

马宏忠(1962—),男,江苏如皋人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力设备状态监测与故障诊断、磁悬浮称重技术、电力系统谐波分析(E-mail: hhumhz@163.com)。

(编辑 任思思)

## Looseness status monitoring of reactor core and winding based on chaos theory and K-means clustering algorithm optimized by grasshopper algorithm

HOU Pengfei<sup>1</sup>, MA Hongzhong<sup>1</sup>, WU Jinli<sup>1</sup>, ZHANG Junjie<sup>2</sup>

(1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. Institute of Electrotechnology, Baoding Tianwei Baobian Electric Co., Ltd., Baoding 071056, China)

**Abstract:** In order to monitor the core and winding mechanical status of high voltage shunt reactor more accurately and effectively, a monitoring method based on chaos theory and K-means clustering optimized by grasshopper algorithm is proposed. Firstly, the chaotic characteristics of the vibration signal are analyzed, and the optimal delay time and embedding dimension are selected by C-C method to fulfil the phase space reconstruction of reactor vibration signal. Then the grasshopper algorithm is used to optimize the traditional K-means clustering algorithm, so as to select the initial cluster center more reasonably, and the optimized K-means algorithm is used to obtain the cluster center of reconstructed signal phase trajectory. Finally, according to the mode value change of displacement vector sum of cluster centers, the looseness status of reactor core and winding is monitored. The results show that the maximum Lyapunov exponents of each measuring point obtained by Wolf method are greater than zero, which proves that the reactor vibration signal has chaotic characteristics. The K-means clustering algorithm optimized by grasshopper algorithm effectively improves the accuracy of the calculation results. The mode value change of displacement vector sum of cluster centers of the vibration signal phase trajectory can effectively reflect the hidden danger of core and winding looseness, thus providing a theoretical basis for the looseness state maintenance of the reactor core and winding.

**Key words:** high voltage shunt reactor; core and winding; K-means clustering algorithm optimized by grasshopper algorithm; chaos theory; vibration signal; monitoring

附录

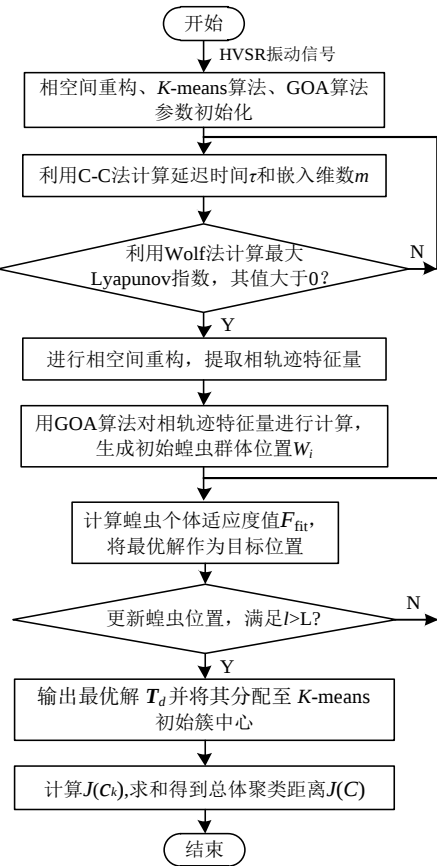


图 A1 基于混沌理论与 GOA-K-means 聚类算法的 HVSR 铁芯和绕组松动状态监测流程  
Fig.A1 Flowchart of HVSR core and winding looseness monitoring based on chaos theory and GOA-K-means clustering algorithm



图 A2 压紧垫块完全错位示意图

Fig.A2 Schematic diagram of complete dislocation of pressing cushion block

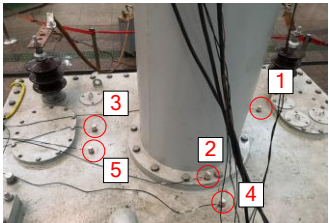


图 A3 HVSR 顶面传感器布局图

Fig.A3 HVSR top sensor layout

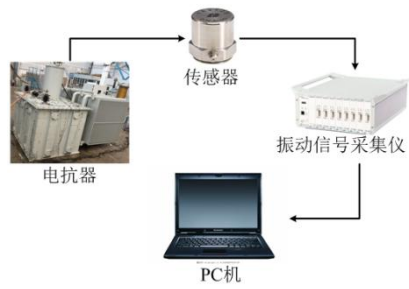


图 A4 HVSR 振动信号采集平台示意图

Fig.A4 Schematic diagram of HVSR vibration signal acquisition platform

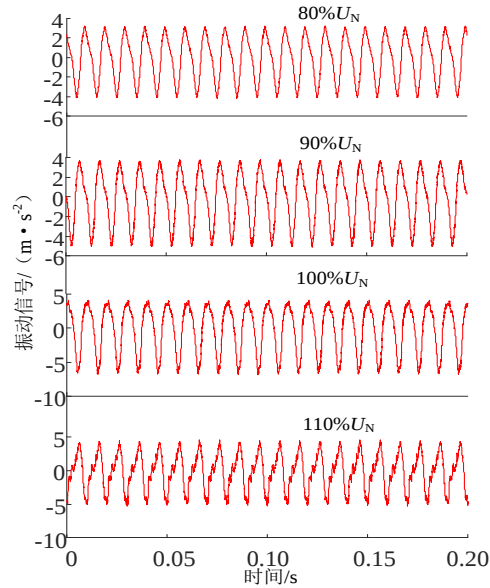


图 A5 不同电压等级下，铁芯和绕组松动 100%状态下的 HVSR 表面振动信号

Fig.A5 HVSR vibration signal under different voltage levels when core and winding are loose by 100%

表 A1 不同状态下簇中心距离变化比率情况

Table A1 Vibration of clustering centroid distances under different states

| K     | 总体距离下降比率/% |                 |                  |              |
|-------|------------|-----------------|------------------|--------------|
|       | 正常状态       | 绕组和铁芯<br>松动 60% | 绕组和铁芯<br>松动 100% | 绕组松动<br>100% |
| 1~2   | 56.26      | 51.76           | 51.66            | 61.72        |
| 2~3   | 22.45      | 35.00           | 46.99            | 30.05        |
| 3~4   | 20.52      | 28.28           | 36.58            | 39.45        |
| 4~5   | 20.17      | 22.01           | 34.10            | 30.59        |
| 5~6   | 14.60      | 21.51           | 29.20            | 23.64        |
| 6~7   | 25.07      | 15.24           | 23.59            | 23.46        |
| 7~8   | 18.83      | 13.51           | 20.01            | 27.38        |
| 8~9   | 14.97      | 14.13           | 18.14            | 19.24        |
| 9~10  | 12.64      | 10.97           | 17.35            | 13.78        |
| 10~11 | 13.53      | 8.36            | 17.07            | 11.55        |
| 11~12 | 10.48      | 8.49            | 15.67            | 11.73        |
| 12~13 | 8.14       | 7.02            | 14.45            | 11.21        |
| 13~14 | 8.71       | 5.55            | 16.34            | 7.24         |
| 14~15 | 8.36       | 6.49            | 12.92            | 10.54        |
| 15~16 | 7.40       | 5.94            | 8.99             | 9.62         |
| 16~17 | 5.73       | 5.10            | 9.66             | 9.17         |
| 17~18 | 5.98       | 4.37            | 9.40             | 9.75         |
| 18~19 | 5.64       | 4.86            | 8.33             | 9.60         |