

DOI: 10.7667/PSPC170596

基于相空间重构的高压断路器机械故障诊断研究

李自强, 魏磊, 韩大鹏, 滕文涛

(许继电气股份有限公司, 河南 许昌 461000)

摘要: 针对现有时频分析方法提取断路器振动信号特征时存在的不足, 引入相空间变换对一维振动观测序列进行重构, 并提取有效特征信息用于断路器机械故障诊断。基于互信息法和 G-P 算法计算延迟时间和嵌入维数, 对振动信号进行相空间重构。根据重构得到的振动模型, 分别计算相点分布因数(PPDC)及振动信号的网格维数。为了增强特征对信号描述的差异性, 结合常用时域特征参数, 构成一种新的故障特征描述向量。最后应用支持向量机进行特征分类, 实现了对断路器操作机构卡涩和基座螺丝松动等常见机械故障类型的有效识别, 具有良好的应用价值。

关键词: 断路器; 振动信号; 故障诊断; 相空间重构; 支持向量机

Research on mechanical fault diagnosis of high voltage vacuum circuit breaker based on phase space reconstruction

LI Ziqiang, WEI Lei, HAN Dapeng, TENG Wentao
(XJ Electric Co., Ltd, Xuchang 461000, China)

Abstract: Classical time-frequency analysis method meets great troubles while extracting efficient fault features from vibration signal of circuit breaker. This paper takes advantage of phase space transformation to extract effective features for mechanical fault diagnosis of circuit breaker by the reconstruction of one-dimensional vibration observation sequence. Firstly, it calculates the embedding dimension by G-P algorithm and delay time by mutual information method to reconstruct the phase space of vibration signals. Then it calculates the Phase Space Distribution Coefficient (PPDC) and the signal's grid dimension of the new obtained vibration model respectively. In order to enhance the discrimination of the description of vibration signal, a novel fault feature description vector is constructed by combining the commonly used time-domain feature parameters. Finally, support vector machine is employed to classify the mechanical fault, which demonstrates that the proposed method could efficiently recognize the common mechanical faults such as operating device jamming and screws loosening, so it has good application value.

This work is supported by Industry-University-Research Collaborative Project of Henan Province (No. 132107000027) and Open Laboratory for Control Engineering Key Discipline of Henan Higher Education (No. KG2014-17).

Key words: circuit breaker; vibration signal; fault diagnosis; phase space reconstruction; support vector machine

0 引言

高压断路器运行过程中, 振动信号蕴含了丰富的机械状态信息, 有效提取信号特征并加以分析和判断, 能够及时评估断路器机械结构健康状态, 识别故障类型, 为实现状态检修、提高电网智能化运行水平提供技术基础^[1-2]。

由于振动信号的特征提取效果在很大程度上影响故障分类器性能, 近年来, 国内外学者针对特征提取方法进行了大量研究。断路器振动信号是典型的瞬变非平稳信号, 目前信号特征提取多集中在时频分析方法^[3-7], 主要有短时傅里叶变换、小波分解、小波包分解、经验模态分解(EMD)、集合经验模态分解(EEMD)等。

文献[3]提取振动信号的小波包特征熵, 并采用神经网络进行典型机械故障诊断取得了一定的效果, 但由于小波基函数的选取和分解尺度固定, 在

基金项目: 河南省产学研合作项目(132107000027); 河南省高等学校控制工程重点学科开放实验室基金(KG2014-17)

对振动信号进行分解时没有自适应性,同时又存在频带能量泄漏问题。文献[4]基于经验模态分解法将信号分解为若干个固有模态函数(IMF),每个 IMF 所包含的频率只与本身相关,不受采样频率的影响,适合分析处理非线性非平稳的振动信号。但原始信号极值点的分布情况会影响 IMF 的合理性,例如极值点不足,分解将停止,而若极值点分布不均匀,依据极值点拟合产生的包络线也将产生误差,造成模态混叠现象^[5-6]。集合经验模态分解方法是在信号中加入白噪声,使信号在不同尺度上具有连续性,能够在一定程度上解决模态混叠问题^[7]。

由于断路器振动结构本身是一个非常复杂的非线性动力学系统,独立变量的个数无法确切获得,因此,系统的维数难以确定。信号采集系统仅能够从一个或者部分变量的角度,对系统进行观测。表面上看,单变量或少数变量的时间序列似乎只能提供十分有限的信息,但是非线性动力学的研究表明:时间序列包含着较为丰富的信息,蕴藏了参与系统动态变化的全部其他变量的痕迹,而时间序列的相空间重构,为从单变量的时间序列中获取维数的信息,提供了一个简单且行之有效的办法。当前,采用混沌系统的特征参数对时变非线性、非平稳系统进行评价分析越来越受到研究人员的重视,并在机械、电力等领域得到广泛应用^[8-10]。文献[8]提出一种基于双层相空间相似度分析的滚动轴承故障类型和故障程度的综合辨识方法,文献[9]在相空间重构基础上,建立了分析风电功率时间序列波动特性与预测误差关系的方法。目前,相空间重构方法在断路器振动信号特征重构领域应用有限,文献[11]通过相空间重构获得的相空间图对断路器振动特征进行定性和定量分析,初步展示了相空间重构方法分辨断路器机械机构运行状态的有效性。

本文研究基于相空间重构的断路器振动特征向量提取方法。针对断路器操作机构卡涩和基座螺丝松动等常见机械故障类型,对观测到的一维时间序列,首先计算出嵌入维数和延迟时间,对振动信号进行相空间重构。通过计算相空间分布系数(PPDC)、网格维数和相关时域特征参数,构建有效的特征向量。在此基础上,利用支持向量机进行特征分类,从而实现断路器常见机械故障的有效识别,取得了良好的效果。

1 ZN63A-12型断路器操作振动相空间重构

1.1 基本原理

相空间重构的基本思想:系统中每个分量的变化是由与之相互作用的其他分量决定的,相关分量

的信息隐藏在任意一个分量的发展过程中。为了重构系统的状态空间,可利用任意一个分量提取和恢复数据的状态信息。具体方法为将分量固定时间延迟点上的数据作为新的坐标,其与原信号共同确定状态空间的点。

对于给定的时间序列,有

$$x(i) = x(t_0 + i\Delta t) \quad i = 1, 2, \dots, N$$

式中: t_0 代表系统采样的起始时间; Δt 代表采样间隔; N 为数据长度。

其重构的相空间可表示为

$$\begin{cases} X(1) = \{x(1), x(1 + \tau), \dots, x[1 + (m - 1)\tau]\} \\ X(2) = \{x(2), x(2 + \tau), \dots, x[2 + (m - 1)\tau]\} \\ \vdots \\ X(k) = \{x(k), x(k + \tau), \dots, x[k + (m - 1)\tau]\} \end{cases} \quad (1)$$

式中: τ 为延迟时间; m 为嵌入维数。

根据 Takens 定理^[12],对于理想的无限长和无噪声一维时间序列,嵌入维数和延迟时间可取多个值。但实际的振动信号长度有限且存在噪声,需要计算合适的 m 和 τ 来实现相空间的重构。本文以中压配电系统常用的 ZN63A-12 型高压真空断路器作为研究对象,选用 YD37 压电式振动传感器配 GD21 恒流源放大信号,通过 ZLG PCI8192 数据采集卡采集振动信号。考虑到不破坏断路器本体结构、减少电磁干扰,传感器以金属固持胶粘合方式固定于接近断路器传动主轴的底座处。采集得到的断路器合闸动作信号如图 1 所示,以该信号作为断路器振动观测序列,阐述针对该振动系统的相空间延迟时间和嵌入维数的计算方法。

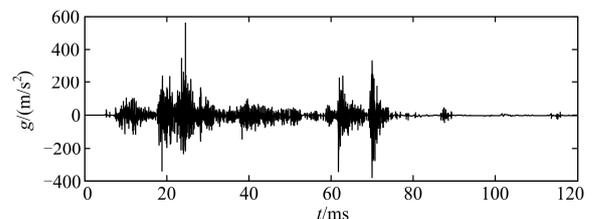


图 1 ZN63A-12 型断路器振动信号时间序列

Fig. 1 Time sequence of vibration signals of ZN63A-12 breaker

1.2 延迟时间的确定

延迟时间的大小确定了振动信号各个分量之间的相关性。 τ 过小会导致重构的相空间信号被压缩,过大会导致重构的相空间信号弥散。有效确定 τ 的方法主要有自相关函数法^[13]和互信息法^[14]。自相关函数法严格意义上只是描述变量间线性相关程度的一种方法,不适于分析非线性问题。互信息法选取表述一个时间序列相继点之间一般依赖关系的互信

息函数的第一个局部极小值点所对应的时间作为延迟时间, 该方法对非线性问题同样适用, 为本文所采用。

设振动信号为 $S = \{x(i)\} (i = 1, 2, \dots, N)$, 经延迟后信号变为 $Q = \{x(i + \tau)\}$, 则信号 S 和 Q 的互信息 $I(Q, S)$ 为

$$I(Q, S) = H(Q) + H(S) - H(S, Q) \quad (2)$$

$$H(Q) = -\sum_j P_q(q_j) \log P_q(q_j) \quad (3)$$

$$H(S) = -\sum_i P_s(s_i) \log P_s(s_i) \quad (4)$$

$$H(S, Q) = -\sum_i \sum_j P_{sq}(s_i, q_j) \log \left[\frac{P_{sq}(s_i, q_j)}{P_s(s_i) P_q(q_j)} \right] \quad (5)$$

式中: s_i 为原始振动信号在第 i 时刻的采样值; q_j 为振动信号延迟后在第 j 时刻的采样值; $P_s(s_i)$ 为采样值为 s_i 的点在整个数据段内出现的概率; $P_q(q_j)$ 为采样值为 q_j 的点在整个数据段内出现的概率; $P_{sq}(s_i, q_j)$ 为原始信号中采样值为 s_i 且延迟信号采样值为 q_j 的概率。

根据式(2)画出互信息值随延迟时间变化的曲线, 如图 2 所示。根据互信息法准则, 应选取该曲线的第一个极小值点对应延迟时间。

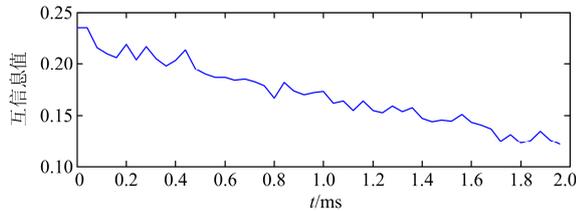


图 2 互信息值随延迟时间变化曲线

Fig. 2 Curve of mutual information value changing with delay time

由图 2 得知, 当 τ 的值取 0.16 ms 时, 振动信号出现第一个极小值点, 本文选取延迟时间为 $\tau = 0.16$ ms。

1.3 嵌入维数的选取

嵌入维数指使重构信号能够表征状态空间最小的维数, 确保空间完全展开, 没有交叉。为了保证该空间能够重现原来的动力特性, 嵌入空间的维数应该足够大。本文采用 G-P 算法^[15], 计算步骤如下。

1) 为确定合适的嵌入维数 m , 首先估计嵌入维数的范围 $m \in [m_0, m_{\max}]$, 对每个嵌入维数使用式(1)重构, 得到相应的重构空间。

2) 计算出重构相空间内任意两点的欧氏距离

R_{ij} 为

$$R_{ij} = \|X_n(t_i) - X_n(t_j)\|, i \neq j \quad (6)$$

3) 计算关联函数 $N(\varepsilon)$ 为

$$N(\varepsilon) = \lim_{x \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N \theta(R - R_{ij}) \quad (7)$$

$$\theta(\varepsilon - R_{ij}) = \begin{cases} 1, & R_{ij} \leq \varepsilon \\ 0, & R_{ij} > \varepsilon \end{cases} \quad (8)$$

找出空间距离矩阵中的最大值 R_{\max} 和最小值 R_{\min} , 使 ε 在区间 $[R_{\min}, R_{\max}]$ 中均匀取值, 得到 $N(\varepsilon)$ 随 ε 变化关系。

4) 画出 $\ln(N(\varepsilon))$ 随 $\ln(R)$ 变化的曲线, 在其线性部分, 令 $D = \ln(N(\varepsilon)) / \ln R$, 得到 m_0 对应的关联维数估计值 $D(m_0)$ 。

5) 按照步骤 1) 中所述, 将 m 的取值不断增加, 重复步骤 2) 一步骤 4), 直到 D 的值不再变化为止。此时的 m 取值即为最佳嵌入维数。

按照上述步骤, 对振动信号进行处理画出 $\ln(N(\varepsilon))$ 关于 $\ln(R)$ 的曲线, 如图 3 所示。求取各条曲线在其近似线性区的变化率, 当 $m = 9$ 时, D 值更稳定, 其对应的曲线线性度更佳, 选取本系统的嵌入维数 $m = 9$ 。

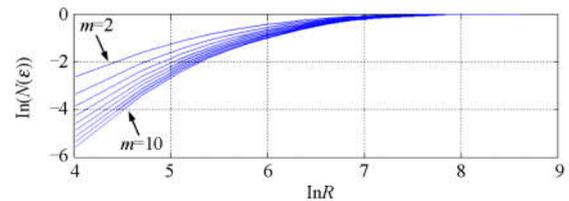


图 3 $\ln(N(\varepsilon))$ 随 $\ln R$ 变化曲线

Fig. 3 $\ln(N(\varepsilon))$ curve along with $\ln R$

2 特征向量提取

2.1 点分布因数(Phase Point Distribution Coefficient, PPDC)

通过分析现场实验结果可以发现, 断路器正常操作过程中, 同一个振动事件的相轨图中相点分布基本位于相空间同一区域内^[16], 这为区分断路器状态模式提供了明确有效的手段。本文采用一种求取相轨图中所有相点与相空间中某一选定区域内点之间的平均几何距离的方法, 并以之作为多维空间坐标下振动模式的几何特征。该特征能够在一定程度上反映相点在相空间内的分布特性。当开关操作振动模式相对稳定时, 特征值保持相对稳定; 一旦该值发生较大变动, 可以认为开关操作的振动模式出现异常。具体求取步骤如下。

在重构的多维空间中选取一个坐标作为超球的球心 R_c ，其坐标为 $(\bar{x}, \bar{x}, \bar{x}, \bar{x})$ ，其中

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \quad (9)$$

式中： \bar{x} 为振动时间序列 $\{x(i)\}$ 的均值； N 为离散采样点数；定义相空间中吸引子半径为

$$R_a = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (x(n) - \bar{x})^2} \quad (10)$$

为求取相轨图中的点与相空间区域 V 的平均几何距离，在区域 V 均匀选择 L 个点，设 m 维超球面上的点的直角坐标系为 (x_1, x_2, \dots, x_m) ，超球体半径为 r ，角坐标为 $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{m-1})$ ，则空间坐标与直角坐标之间的变换公式为

$$\begin{cases} x_1 = r \sin \alpha_1 \sin \alpha_2 \cdots \sin \alpha_{m-2} \sin \alpha_{m-1} \\ x_2 = r \cos \alpha_1 \sin \alpha_2 \cdots \sin \alpha_{m-2} \sin \alpha_{m-1} \\ \vdots \\ x_{m-1} = r \cos \alpha_{m-2} \sin \alpha_{m-1} \\ x_m = r \cos \alpha_{m-1} \end{cases} \quad (11)$$

为使在超球体内均匀取点，现将 r 的值取为 $r/6, r/3, \dots, r$ ， α 的值取为 $\alpha/6, \alpha/3, \dots, \alpha$ ，计算相轨图中所有相点与区域内点的平均几何距离，其可以反映相轨图中所有相点对于吸引子的分布特性，计算公式为

$$R_m = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \left\{ \frac{1}{M} \sum_{l=0}^{L-1} \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i(n) - x_i(l))^2} \right\} \quad (12)$$

为使求取的特征参数具有可比性，将平均几何距离 R_m 与吸引子半径 R_a 的比值作为相点分布因数，即

$$PPDC = R_m / R_a \quad (13)$$

2.2 振动信号的网格维数计算

在工程实际应用中，齿轮系、变压器^[17]等非线性系统的振动信号时域波形在一定时域长度下存在自相似性，可以用分形理论来描述其时间序列的不规则度。分形理论研究的对象是由非线性系统产生的不光滑和不可微的几何形体，对应的参数是分维。网格维数可以反映信号的特性，设备在不同状态下网格维数不同，可将其作为特征参数。

断路器在机械传动机构上具有典型的非线性系统特征，本文将分形网络维数的概念和计算方法引入断路器振动特征描述。

振动信号为 $x(i) = x(t_0 + i\Delta t)$ ， $i = 1, 2, \dots, N$ ，采样时间为 Δt ，定义信号的网格维数为

$$d_j = -\frac{\ln(\sum |x_{i+1} - x_i|) / \Delta t}{\ln \Delta t} \quad (14)$$

2.3 振动信号时域特征参数的求取

当设备发生故障时，时域信号的幅值会发生变化，可以通过描述信号的时域特性，反映出断路器状态。由于断路器故障和正常振动信号差别较小，选用能够反映信号统计特性的时域特征参数，分别为方根幅值、均方根值和平均幅值。此类参数的变化能更好地观察其差异，为后续的模式识别提供方便。参数的定义分别如式(15)~式(17)所示。

$$x_r = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|} \right]^2 \quad (15)$$

$$x_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (16)$$

$$|\bar{x}| = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (17)$$

3 基于支持向量机(SVM)的模式分类

支持向量机可利用核函数将样本的特征向量映射到高维空间，在高维空间中构造超平面对样本特征向量进行分类，比较适合于小样本分类应用。

以两类特征向量分类为例，假定 m 个样本的训练集 $D = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, l\}$ ， $x_i \in R^n$ ， $y_i \in \{\pm 1\}$ 能被一个超平面 $H: \omega \cdot x + b = 0$ 没有错误地分开，要求超平面满足约束条件式(18)。

$$y_i[(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1, i = 1, 2, \dots, l \quad (18)$$

式中： ω 为权重向量； b 为分类阈值。计算出分类间隔为 $2/\|\omega\|$ ，构造超平面的问题转化为在约束条件下求式(19)。

$$\min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 = \min_{\omega, b} \frac{1}{2} (\omega^T \cdot \omega) \quad (19)$$

式(19)可转化为求解拉格朗日函数，即

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \omega^T \omega - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i [(\omega \cdot x_i) + b] - 1\} \quad (20)$$

式中， α_i 为拉格朗日乘子。

将式(20)问题转化为二次规划问题，即

$$\begin{cases} \max Q(a) = \sum_{j=1}^m a_j - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ \text{s.t.} \sum_{j=1}^m a_j y_j = 0, a_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (21)$$

SVM 常用的核函数有：线性核函数、多项式核函数、径向基核函数。选用径向基核函数。

使用 SVM 时，参数的选择直接影响最终的识

别率。基于径向基函数的参数主要有 (c, g) , c 的取值过小会导致拟合精度太小, 从而影响识别率; c 的取值过大则增加了训练时间, 且违背结构风险最小化的要求。为选择出合适的 (c, g) 参数, 采用试算的方法, 即在一定范围内选取不同的 (c, g) 参数, 求出识别率最高的参数作为最终参数。寻优范围为 $2^{-4} \sim 2^4$ 和 $2^{-8} \sim 2^8$, 步长为0.5。

4 实验设计与结果分析

4.1 断路器振动信号采集及特征提取

本文主要分析研究断路器传动机构卡涩故障(故障 I, 使用软硬不同的木块模拟故障程度的大小)和基座螺丝松动故障(故障 II, 使用螺丝刀逆时针旋转角度不同模拟故障程度的大小)的模拟、数据采集和识别方法。实验采集了 36 组正常振动信号, 30 组故障 I 信号, 27 组故障 II 信号。三种典型振动信号如图 4 所示。

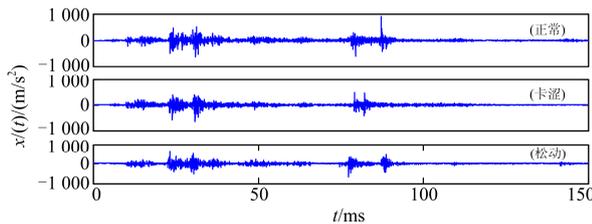


图 4 三种振动信号对比

Fig. 4 Comparison of three kinds of vibration signals

振动信号的基本特性是由其自身固有动态特性与激励信号特征共同决定的。由于自身固有动态特性与激励信号 50 Hz 的工频信号相比所用时间是极其小的, 可以略去不计, 所以根据激励信号将振动信号分为五段: 0~20 ms, 20~40 ms, 40~70 ms, 70~85 ms, 85~150 ms。对每段振动信号进行相空间重构, 然后求出每段的相点分布因数特征(PPDC) $T_1 = [T_{11}, T_{12}, T_{13}, T_{14}, T_{15}]$; 具体分布如图 5 所示。

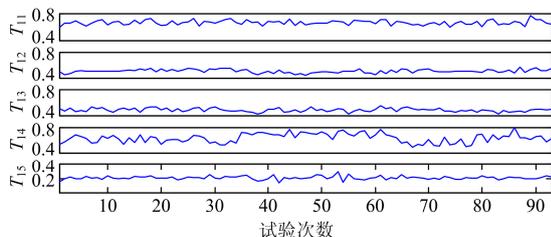


图 5 振动信号特征向量 T_1 分布

Fig. 5 Vibration signal feature vector T_1 distribution

PPDC 在一定程度上描述了所有相点在相空间内的分布特性, 一旦其发生重大变动, 表示相空间分布发生变化, 表明断路器的振动发生某种模式变

化, 预示着断路器机械状态可能发生变化, 可作为断路器机械故障诊断的一个特征向量分量。

同样对于上述五段振动信号, 每段振动信号计算网格维数特征 $T_2 = [T_{21}, T_{22}, T_{23}, T_{24}, T_{25}]$, 结果分布如图 6 所示。

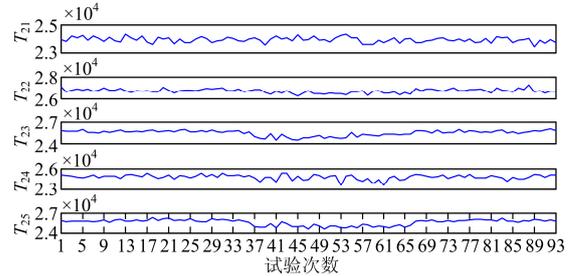


图 6 振动信号特征向量 T_2 分布

Fig. 6 Vibration signal feature vector T_2 distribution

网格维数在一定程度上可反映出系统的状态, 如特征向量 T_{25} 中三种特征向量有所不同, 故障 I 的特征向量值比正常和故障 II 的特征向量值较小。

利用式(15)一式(17)计算出振动信号的特征向量 $T_3 = [T_{31}, T_{32}, T_{33}]$ 。具体分布如图 7 所示。

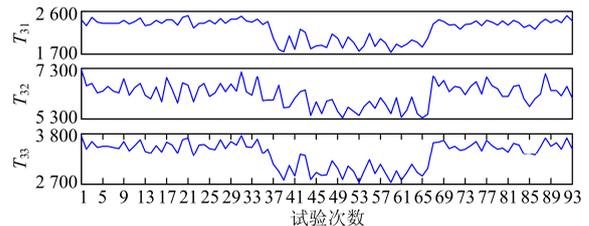


图 7 振动信号特征向量 T_3 分布

Fig. 7 Vibration signal feature vector T_3 distribution

观察该图可知, 在特征向量 T_3 中, 故障 I 的特征向量参数比正常和故障 II 的特征参数小很多, 因此可以明确判别出故障 I 的状态。

4.2 实验结果及分析

将特征向量 $T = [T_1, T_2, T_3]$ 用支持向量机进行模式识别, 将 30 个正常振动信号、24 个故障 I 信号和 21 个故障 II 信号的特征向量进行训练, 每种状态剩下的 6 组特征向量进行测试, 利用交叉验证方求取最优参数 c 和 g , 结果如图 8 所示。

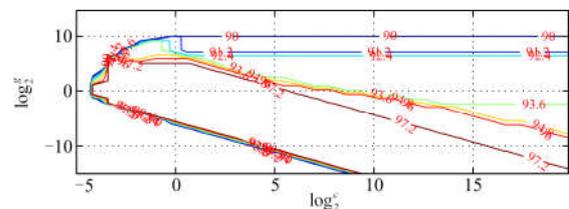


图 8 参数 c 和 g 取不同值时的正确率

Fig. 8 Accuracy when parameters c and g take different values

由图 8 可知在 $c=0.0544$, $g=0.6598$ 时建立模型的正确率为 97.333 3%, 具有可靠性, 此时将测试样本代入模型测试结果如图 9 所示。

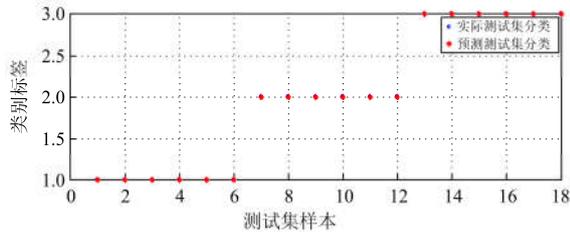


图 9 支持向量机判别结果

Fig. 9 Discriminant results of support vector machine

由识别结果可知, 使用支持向量机进行故障识别时, 18 个测试样本全部分类正确, 整体数据样本正确率为 97.85%, 因而此方法用于识别断路器状态取得了良好的效果。

4.3 实验分析

文章对断路器三种状态共采取 93 组数据, 采用本文方法进行故障诊断, 其中 91 组数据判断正确, 两组正常数据误判为松动故障, 可能是由于对断路器松动故障进行模拟时, 螺丝的松动处理没有做好造成的, 总体来说, 应用文章所述方法处理断路器振动信号, 可以较好地实现对断路器机械状态的识别, 其精确度达到实验要求。

5 总结

本文根据高压断路器操作过程中振动信号的特性, 通过模拟典型故障, 在对断路器振动信号实测的基础上, 提出了基于相空间重构和支持向量机相结合的高压断路器机械故障诊断方法。研究结果表明:

1) 使用互信息法确定信号的延迟时间, G-P 算法确定嵌入维数重构振动信号, 保留了原始振动信号的特性, 计算出相空间因数作为振动信号的特征向量能够很好地表征振动信号的特性。

2) 支持向量机针对少量样本的振动信号有较好的分类效果, 可为识别其他电压等级更高, 操作动作更为复杂的断路器的振动模式提供一种新的思路。

3) 本文研究对象、实验数据和结果分析均针对配电系统中广泛使用的真空断路器, 鉴于此类断路器和高压、超高压等级断路器在机械结构上的差异型, 实现结果并不适用于其他类型断路器, 但方法可作为借鉴。

参考文献

[1] 冯英, 武建文, 王承玉. 基于振动信号识别的断路器

故障诊断研究[J]. 高压电器, 2017, 53(2): 1-7.

FENG Ying, WU Jianwen, WANG Chengyu. Research of fault diagnosis of circuit breaker based on vibration signal recognition[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(2): 1-7.

[2] 胡佳琳, 张炜, 操丹丹, 等. 基于模糊理论的电力系统健康状况的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(13): 61-66.

HU Jialin, ZHANG Wei, CAO Dandan, et al. Research on health status of power system based on fuzzy theory[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(13): 61-66.

[3] 陈伟根, 邓帮飞. 小波包能谱熵与神经网络在断路器故障诊断中的应用[J]. 重庆大学学报, 2008, 31(7): 744-748.

CHEN Weigen, DENG Bangfei. Applying wavelet packet energy entropy and neural networks to diagnose circuit breaker faults[J]. Journal of Chongqing University, 2008, 31(7): 744-748.

[4] 黄建, 胡晓光, 巩玉楠. 基于经验模态分解的高压断路器机械故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(12): 108-113.

HUANG Jian, HU Xiaoguang, GONG Yunan. Machinery fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on empirical mode decomposition[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(12): 108-113.

[5] 孙一航, 武建文, 廉世军, 等. 结合经验模态分解能量总量法的断路器振动信号特征向量提取[J]. 电工技术学报, 2014, 29(3): 228-236.

SUN Yihang, WU Jianwen, LIAN Shijun, et al. Extraction of vibration signal feature vector of circuit breaker based on empirical mode decomposition amount of energy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(3): 228-236.

[6] 孙曙光, 于晗, 杜太行, 等. 基于振动信号样本熵和相关向量机的万能式断路器分合闸故障诊断[J]. 电工技术学报, 2017, 32(7): 20-30.

SUN Shuguang, YU Han, DU Taihang, et al. Diagnosis on the switching fault of conventional circuit breaker based on vibration signal sample entropy and RVM[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(7): 20-30.

[7] 张佩, 赵书涛, 申路, 等. 基于改进 EEMD 的高压断路器振声联合故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(8): 77-81.

ZHANG Pei, ZHAO Shutao, SHEN Lu, et al. Research on vibration and acoustic joint mechanical fault diagnosis method of high voltage circuit breaker based on improved EEMD[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(8): 77-81.

[8] 刘永斌, 何兵, 刘方, 等. 基于双层相空间相似度的滚

- 动轴承故障模式与故障程度的综合辨识[J]. 振动与冲击, 2017, 36(4): 178-184.
- LIU Yongbin, HE Bing, LIU Fang, et al. Comprehensive recognition of rolling bearing fault pattern and fault degrees based on two-layer similarity in phase space[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(4): 178-184.
- [9] 杨茂, 齐玥. 基于相空间重构的风电功率波动特性分析及其对预测误差影响[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(24): 6304-6314.
- YANG Mao, QI Yue. Volatility of wind power sequence and its influence on prediction error based on phase space reconstruction[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(24): 6304-6314.
- [10] 顾熹, 廖志伟. 基于相空间重构和高斯过程回归的短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(5): 73-79.
- GU Xi, LIAO Zhiwei. Short-term load forecasting based on phase space reconstruction and Gaussian process regression[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(5): 73-79.
- [11] 吴振升, 王玮, 黄梅, 等. 基于相空间重构的高压断路器振动信号特征分析[J]. 现代电力, 2006, 23(1): 10-14.
- WU Zhensheng, WANG Wei, HUANG Mei, et al. Analysis of characteristics of vibration signals in high-voltage circuit breakers based on phase space reconstruction[J]. Modern Electric Power, 2006, 23(1): 10-14.
- [12] 陈铿, 韩伯棠. 混沌时间序列分析中的相空间重构技术综述[J]. 计算机科学, 2005, 32(4): 67-70.
- CHEN Keng, HAN Botang. A survey of state space reconstruction of chaotic time series analysis[J]. Computer Science, 2005, 32(4): 67-70.
- [13] ABARBANEL H D I, BROWN R, SIDOROWICH J J, et al. The analysis of observed chaotic data in physical systems[J]. Review of Modern Physics, 1993, 65(4): 1331-1388.
- [14] 张菁, 樊养余, 李慧敏, 等. 相空间重构中延迟时间选取的新算法[J]. 计算物理, 2011, 28(3): 469-474.
- ZHANG Jing, FAN Yangyu, LI Huimin, et al. An improved algorithm for choosing delay time in phase space reconstruction[J]. Computational Physics, 2011, 28(3): 469-474.
- [15] GRASSBERGER P, PROCACCIA I. Characterization of strange attractors[J]. Physical Review Letters, 1983, 50(5): 346-349.
- [16] 赵彤, 张黎, 李庆民. OLTC 振动信号的多维空间相轨图几何特征[J]. 高电压技术, 2007, 33(8): 102-105.
- ZHAO Tong, ZHANG Li, LI Qingmin. Feature analysis methodology for phase portrait structure of mechanical vibration signals of on-load tap changers in multidimensional space[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(8): 102-105.
- [17] 李剑, 王小维, 金卓睿, 等. 变压器局部放电超高频信号多尺度网格维数的提取与识别[J]. 电网技术, 2010, 34(2): 159-163.
- LI Jian, WANG Xiaowei, JIN Zhuorui, et al. Multi-scale grid dimension extraction and recognition of ultra-high frequency signals of transformer partial discharge[J]. Power System Technology, 2010, 34(2): 159-163.

收稿日期: 2017-04-23; 修回日期: 2017-12-25

作者简介:

李自强(1986—), 男, 通信作者, 在读硕士研究生, 工程师, 研究方向为电力系统自动化。E-mail: liziqiang1986@126.com

(编辑 周金梅)