基于多特征融合的 APF 中 IGBT 开路故障特征提取*

孙曙光,丁铭真,田 朋,王佳兴

(河北工业大学控制科学与工程学院 天津 300130)

摘 要:为可靠地进行有源电力滤波器中 IGBT 开路故障诊断,提出一种基于多特征融合的有源电力滤波器 IGBT 故障特征提 取方法。该方法采集三电平 APF 主电路中钳位二极管桥臂电压作为测试信号,对其进行小波分解,提取各频段的能量系数、功 率谱熵、奇异谱熵以组成多特征参数矩阵,然后进行特征降维构成特征向量矩阵。在理论分析的基础上,进行了相应的实验分 析,首先基于该测试信号得到不同工作状态下测量波形,并与其他测试信号波形进行比较;既而,利用核模糊 C 均值聚类方法 对所提取特征对故障类型的区分性能进行分析,并对三相整流桥谐波源在负载突变和触发角变化时做了特征提取适应性实验; 最后,搭建 APF 实验平台进行测试。实验结果表明,基于二极管端电压的测量方法可以有效区分不同工作状态,所采用的多特 征融合提取方法克服了单特征的片面性,各种工况下的区分性能良好。

关键词:有源电力滤波器;IGBT;故障诊断;多特征融合;核模糊 C 均值 中图分类号: TH17 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.2099

Feature extraction of IGBT open circuit fault in active power filter based on multi-feature fusion

Sun Shuguang, Ding Mingzhen, Tian Peng, Wang Jiaxing

(School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: In order to reliably diagnose the open circuit fault of IGBT in active power filter, a fault feature extraction method of IGBT in active power filter is proposed based on multi - feature fusion. The method acquires the voltage across the clamped diode bridge arm in the three-level APF main circuit as the measurement signal, to which wavelet decomposition is conducted. The energy coefficient, power spectrum entropy and singular spectrum entropy of each frequency band are extracted to compose the multi-feature parameter matrix. Then, the feature dimension reduction is conducted to compose the eigenvector matrix. On the basis of theoretical analysis, corresponding experimental analysis was performed. Firstly, the measurement waveforms under different working states were obtained based on the above measurement signals, which were compared with those of other measurement signals; then, the kernel fuzzy *C*-means clustering method was used to analyze the distinguishing performance of the extracted features for the fault type, and the adaptive experiment of feature extraction on a three-phase rectifier bridge harmonic source under load mutation and triggering angle change was conducted. Finally, the voltage across the diode can effectively distinguish different working states, and the adopted multi-feature fusion extraction method overcomes the one-sidedness of single feature extraction method, and has good distinguishing performance under various working conditions.

Keywords: active power filter; IGBT; fault diagnosis; multi-feature fusion; kernel fuzzy C-means

0 引 言

随着非线性设备的大量应用,大量谐波和无功的注

入严重威胁电网的安全运行和电力设备的正常使用,有 源电力滤波器以其卓越的谐波补偿效果得到了广泛的应 用。当前有源电力滤波器(active power filter, APF)主电 路结构以三电平居多,与传统的两电平电路相比,由于输

收稿日期:2017-06 Received Date: 2017-06

^{*}基金项目:河北省教育厅资助科研项目(ZD2016108)、天津市科技特派员项目(16JCTPJC51700)资助

出电压电平数增加,使得输出电压波形更接近指令信号,同时降低了每个开关器件所承受的电压应力,也致使电路的可靠性相应降低^[13]。APF中 IGBT 存在短路和开路两种故障类型,短路故障容易发现,并且已有成熟的解决方案,因此,学者现多针对开路故障进行研究。

目前,针对 IGBT 的故障诊断已经有所研究,其中测 试信号分为电流和电压两大类。文献[4]采集逆变器三 相电流信息;文献[5]在研究有源电力滤波器的 IGBT 故 障诊断时采用 APF 网测电流为测试信号;文献[6]在逆 变器的 IGBT 故障诊断中根据直流侧电流来进行判断;文 献[7]在对逆变器中 IGBT 做故障诊断时测量二极管桥 臂上两端电压作为测试信号;文献[8]在逆变器 IGBT 故 障诊断中以中桥臂电压为主测试信号,以上、下桥臂电压 作为辅助测试信号;文献[9]取逆变器半个基波周期的 电容电压平均值为原始信号。由故障信息进行特征提取 的方法也不尽相同,文献[4]利用小波变换后的粗系数 进行 Concordia 变换,对得到的电流运行轨迹进行特征提 取;文献[5]依据小波包分析提取故障信号各频段能量 为特征向量;文献[8]利用频谱分析提取桥臂电压的谐 波幅值和相位作为故障特征信息。

上述方法对 IGBT 的故障诊断,大多仅依靠某一种特征诊断,存在准确率低、可靠性差等问题。为进一步提高故障识别的精度与稳定性,本文考虑数据融合的方法进行测试。

数据融合包括数据级融合、特征级融合和决策级融合,应用在电力电子的故障诊断领域大多为异类信息的特征级融合。异类信息融合可以划分为两类,一类是不同故障信号的信息融合,另一类是一个故障信号的不同角度的故障信息的融合^[10]。异类信息具有很强的互补性,相比

同类信息融合,由其产生的融合信息更具有实用价值,另 外,特征级融合^[11]比数据级融合具有更强的通用性,比决 策级融合保留了更多原始信息^[12],因此,本文采用异类信 息的特征级融合进行 IGBT 开路故障诊断。分别提取测试 信号小波分解后各频段的能量系数^[13]、功率谱熵^[14-15]、奇 异谱熵^[16-17]来综合分析,并用主成分分析^[18-19]降维,实现 故障特征信息的有效融合,进而建立特征向量。

基于上述分析,本文的研究对象为三电平有源电力 滤波器,以钳位二极管桥臂端电压为测试信号,对其进行 小波分解,采用多特征融合的方法进行 IGBT 开路故障特 征向量提取,将该测试信号与其他测试信号的结果进行 对比,对所提取特征对故障类型的区分性能进行分析,并 在不同工况下进行特征提取方法的有效性测试,最后搭 建 APF 实验平台进行验证分析。

1 IGBT 开路故障模式及测试信号分析

三电平有源电力滤波器主电路拓扑结构如图 1 所示。IGBT 的故障模式可以分为单管故障和双管故障两类。其中单管故障有 T_{a1}、T_{a2}、T_{a3}、T_{a4}共4 种典型故障类型,考虑到电路的对称性,本文仅研究 T_{a1}、T_{a2}的开路情况。双管故障有两种情况:一种是两个 IGBT 共处同一个桥臂,如图 1 中 T_{a1}和 T_{a2};另一种是两个 IGBT 处在不同的桥臂上,如图 1 中 T_{a1}和 T_{b1},分别属于 A 相桥臂和 B 相桥臂,其等效于桥臂上的单个器件开路^[8],因此双管故障仅需分析第 1 种情况,考虑到电路的对称性,研究 T_{a1}和 T_{a2}、T_{a1}和 T_{a3}、T_{a1}和 T_{a4}、T_{a2}和 T_{a3}共4 种故障类型,因此本文研究 7 种运行状态,包括正常和上述 6 种故障状态,分别以标签 0 和 1~6 表示。



图 1 三电平有源电力滤波器主拓扑结构 Fig. 1 Main topology structure of three-level active power filter

如引言中所述,针对有源电力滤波器中 IGBT 的故障 诊断有多个测试信号可选取作为故障信息源,如中桥臂 电压^[8],在T_{a2}故障和T_{a1}、T_{a2}同时发生故障时测试信号波 形相似,另外电源侧电流和逆变输出侧相电压的测试信 号,经测试分析也存在相应问题,针对此问题,文献[8] 协同使用上、中、下桥臂电压解决了这一问题,但是使用 测试信号过多,增加了诊断方法的复杂程度;文献[20] 中的故障诊断方法不能区分以上两种故障类型。本文基 于以上考虑,以二极管 VD_{a1}和 VD_{a2}两端电压为测试信 号,记为 V_{ab},如图 2 所示。



图 2 主电路单桥臂简化图 Fig. 2 The simplified diagram of a single bridge arm in main circuit

以 V_{ab}为测试信号可以区分上述两种故障类型,并且 不需要增加其他的测试信号辅助。文献[8] 主测试信号 的中桥臂电压即逆变输出侧电压,以及电源侧电流的测 试信号不能区分上述两种故障类型,以A相为例,结合 图 3的 A 相桥臂电流路径可以发现,当 T 。发生开路故障 时,电路中补偿电流 i a <0 的路径1 和路径2 将不再导 通,T。故障与否均不会形成回路,因此对于以上两种故 障类型,逆变输出电压 Vov波形相似,不易区分,而基于有 源电力滤波器的工作原理,经逆变输出电流补偿后,使电 源侧电流为正弦,如前述因为两种故障类型下对补偿电 流的影响一致,因而最终对电源侧电流的影响也是类似 的,所以基于电源侧电流的测量对以上两种故障类型也 不能有效区分。而以 V_{ab}为测量信号,现以 a 点电压测量 为例,在T_{a1}、T_{a2}同时发生故障时,路径1整体上不再导 通,在仅 T_a 发生故障时路径1中N至a点是可以导通 的,因而在以上两种情况下 a 点的电压波形不同,因而基 于V。的测量可以区分上述两种故障类型。



图 3 A 相桥臂电流路径 Fig. 3 Current path of A-phase bridge arm

2 多特征融合的 IGBT 开路故障特征提取 过程理论分析

在 IGBT 开路故障检测中,由于单一特征的提取中包含的故障信息有限,为进一步提高故障诊断的精度与稳定性,同时考虑到电压信号 V_{ab} 为非线性、非平稳信号,本文选择时频方法中的小波变换对 IGBT 故障信号进行分解,对各频带子信号进行基于能量特性、不确定性、复杂性的多特征提取。将测试电压信号进行4 层分解,采用3阶 Daubechies 小波基,得到近似信号 a_4 与细节信号 $d_1 \sim d_4$ 共5个子频带信号。通过对信号不同频段内3 种特征的主成分分析,提取出能够表征运行状态的有效特征向量。

1)能量系数特征提取

有源电力滤波器逆变主电路的作用是参照谐波补偿 指令信号输出相应补偿电压,当 IGBT 故障时会造成输出 电压 V_{ab}不同频段内的能量发生变化,文中第 *j* 个频带分 量的能量系数定义为:

$$E_{j} = \frac{\sum_{k=1}^{n} |d_{j}(k)|^{2}}{\sum_{j=1}^{n} \sum_{k=1}^{N} |d_{j}(k)|^{2}}$$
(1)

式中: *d_j*(*k*) 为小波分解子频带信号, *n* 为小波分解的阶数, *N* 为电压信号的采样点数。

2) 功率谱熵特征提取

功率谱熵是对信号的频域特征的提取,表征故障信 号的小波分解各频带成分的构成情况,是对信号输出信 息不确定的定量评价^[15]。具体是将 IGBT 故障时电压信 号的各频带分量 $\{d_j(k)\}$ 通过离散傅里叶变换为 $D_j(w)$,进而推导出其功率谱为:

$$S_{j}(w) = \frac{1}{2\pi N} |D_{j}(w)|$$
 (2)

由此可以定义功率谱熵,记作 H_j(f),其中f 表示频 域。

$$H_{j}(f) = -\sum_{w=1}^{N} p_{j}(w) \operatorname{lgp}_{j}(w)$$
(3)

式中: $p_j(w) = S_j(w)/S(w)$,表示第 w 个功率谱占整体 功率谱的比重,其中,S(w)的计算公式为 $S(w) = S_1(w) + S_2(w) + \cdots + S_j(w)$,表示故障信号中所有成分 功率谱之和。

3) 奇异谱熵特征提取

基于衡量信号序列复杂性的角度,奇异谱熵专注于 挖掘信号本质的特征,不受小波系数的影响,能够减小噪 声干扰,是信号小波分析的一种有效提取特征向量方 法^[16],表征信号各频带成分的稀疏程度。

小波分解子频带信号为 $D_j = \{d_j(k)\}, 将 D_j$ 中的 $d_j(1), d_j(2), \dots, d_j(n)$ 作为n维相空间第1个矢量, 然 后右移1步, 依次得到一个矢量, 构造出一个(N-n+1)×n维的矩阵 A_o

对矩阵 $A_{(N-n+1)\times n}$ 进行奇异值分解,得到 $A = U_{(N-n+1)\times l}A_{l\times l}V_{n\times l}^{T}$,其中 $A_{l\times l}$ 的非零对角元素 λ_{ji} 为($i = (1,2,\dots,l), l = \min((N-n+1),n)$)第 $j \in A$ 的奇异值。

根据信息熵理论,定义信号奇异谱熵为:

$$H_{j} = -\sum_{i=1}^{l} p_{ji} \log(2p_{ji})$$
(4)

式中: $P_{ji} = \lambda_{ji} / \sum_{i=1}^{j} \lambda_{ji}$ 。

分别对各运行状态下的测量波形进行小波分解,将 得到的5个子频带信号进行上述特征提取后,构成5×3 阶多特征参数矩阵 \mathbf{x}_{pq} 。在故障特征提取过程中,由于特 征参数矩阵为对同一信号的多角度特征提取,各特征之 间存在相关性,利用主成分分析方法消除冗余信息,得到 1×3阶特征向量矩阵 \mathbf{x}'_{pq} ,具体过程如下。

采用 z-score 法对特征参数矩阵 **x**_{pq} 进行标准化处理,以消除量纲及数值差异产生的影响。

 $z_{pq} = \frac{x_{pq} - x_{q}}{s_{q}} \quad p = 1, 2, \dots, n; \ q = 1, 2, \dots, m \quad (5)$

式中: m 为特征变量个数, n 为小波分解的阶数, z_m 为标准化后的特征矩阵。

$$\bar{\boldsymbol{x}}_{q} = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^{n} \boldsymbol{x}_{pq}$$
(6)

$$s_{q} = \frac{1}{n-1} \sum_{p=1}^{n} (x_{pq} - x_{q})^{2}$$
(7)

式中: \bar{x}_{q} 为样本均值, s_{q} 为相应样本标准差。

计算相关系数矩阵 R:

$$\boldsymbol{R} = \left\{ \boldsymbol{r}_{pq} = \frac{\sum_{t=1}^{n} \boldsymbol{z}_{tp} \cdot \boldsymbol{z}_{tq}}{n-1} \right\}_{m \times m} \quad p, q = 1, 2, \cdots, m \quad (8)$$

式中:R 为实对称矩阵, $r_{pp} = 1$, $r_{pq} = r_{qp}$, r_{pq} 为原数据 z_p 与 z_q 的相关系数。

计算相关系数矩阵 \mathbf{R} 中特征值 λ_q 对信号的贡献率 b_q :

$$b_q = \frac{\lambda_q}{\sum_{t=1}^m \lambda_t} \tag{9}$$

提取各频段内能量系数、功率谱熵、奇异谱熵各特性 中信息贡献率最大者构成1×3阶特征向量 x'_m。

基于上述理论分析,本文的 IGBT 开路故障特征提取 流程如下:

1)对不同故障类型的电压信号进行小波分解;

2) 对各子频带信号分别提取多特征参数,其中奇异 谱熵 A 矩阵为 925 × 102 维;

3)利用主成分分析方法对多特征参数矩阵降维,并 将多特征融合信息作为故障特征向量。

3 基于测试信号 V_{ab}的运行状态波形分析

在 MATLAB 环境下利用 Simulink 对 APF 建立 IGBT 的故障仿真模型,直流侧参考电压 1 000 V;直流侧上、下 电容各为4 000 μF;系统采样频率设为 25.6 kHz;公共谐 波源为三相全控整流桥带阻感负载:电阻为 2 Ω,电感为 1 mH,触发角为0°;在A、B 相之间并联一个 10 Ω 电阻模 拟三相不平衡负载。本文中所有 IGBT 故障均是通过移 除其对应的驱动信号实现。

基于以上模型可以得到正常以及 T_{a1}、T_{a2}故障状态 下测试信号 V_{ab}的电压波形,分别如图 4 所示。





图 4 单管故障时 V_{ab}波形

Fig. 4 V_{ab} waveform diagram for single IGBT fault

图 4(a) 中当三电平有源电力滤波器逆变系统在正 常状态下运行时,产生的电压信号平稳,几乎没有杂波干 扰。结合图 3 逆变系统的主电路 A 相运行状态可知,当 T_{a1} 发生开路故障时,由于电路中的电流不会立即中断, 迫使 VD_{a1}导通,即电路由 $i_{ca} < 0$ 的路径 1 变换为 $i_{ca} < 0$ 的路径 2,造成在一个周期内电压 V_{ab} 有突变,如图 4(b) 所示。当 T_{a2} 发生开路故障时,电路中 $i_{ca} < 0$ 的路径 1 和 路径 2 将不再导通,此时电路中只有 $i_{ca} > 0$ 的路径即 T_{a1} 和 T_{a2} 并联的二极管导通,由此可得到其波形如图 4(c) 所示。而根据三电平主电路的对称原理,同样可以分析 T_{a3} 和 T_{a4} 的开路故障状态。

对单个桥臂上两个 IGBT 同时开路的故障进行仿真, 可以得到各故障状态下 V_a的波形如图 5 所示。





Fig. 5 V_{ab} waveform diagram for double IGBT fault

由图 4 和 5 分析得出,二极管桥臂两端电压 V_{ab}在 7 种运行状态下的幅值分布各异,T_{a2}故障和 T_{a1}、T_{a2}同时发 生故障时测试电压 V_{ab}区别明显,验证了第 1 节中的测试 原理分析。为进一步表明其优势,对比逆变输出电压测 试信号 V_{QN}和电源侧电流 I_{sa},给出上述两种故障状态下 波形,分别如图 6 、7 所示。

图 6、7 中两种故障状态波形类似,难以区分故障类型,为后续特征提取与故障类型识别增加难度,因而本文测试信号具有优势。



Fig. 6 Comparison waveform diagram of test signal V_{ON}









4 多特征融合的故障特征提取分析

4.1 所提特征对故障类型的区分性能分析

将各运行状态下的 V_{ab}进行小波分解,给出单管 T_{a2} 故障和双管 T_{a1}、T_{a2}故障下分解结果图,如图 8 所示。





结合图 8 可以得到,不同故障类型的小波分解后各 子频带信号中成分和稀疏程度也不相同,因此,基于信号 的能量特性、不确定性及复杂性分别选择能量系数、功率 谱熵和奇异谱熵对故障信号进行特征提取。表 1 ~ 3 分 别为反映信号运行状态的特征数据。

对表1~3进行分析可以发现,不同 IGBT 故障时,由 于均会导致测试电压信号发生变化,从而在特征向量上 表现出差异,表1~3的特征提取方法可在一定程度上表 征 IGBT 的故障类型,但是存在不足,如在表1中将各运 行状态特征之间进行对比,虽然状态间的特征参数不同 可以分开各运行状态,但是故障类型4和6之间的特征 参数较相近,容易出现误分类,即仅提取能量系数特征具 有片面性,因此,本文进行多特征提取是合理的。

	表 I 能重系数特征	
Table 1	Energy coefficient characteristic	:s

八日				运行状态			
汀里	0	1	2	3	4	5	6
a4	0.437 2	0.4804	0.5808	0.563 5	0.783 5	0.5196	0.747 4
d1	0.180 6	0.166 6	0.145 9	0.141 4	0.047 3	0.1614	0.068 3
d2	0.204 8	0.1602	0.132 2	0.145 8	0.0504	0.154 3	0.064 3
d3	0.102 9	0.118 0	0.079 3	0.095 6	0.056 5	0.113 1	0.055 5
d4	0.074 4	0.074 7	0.0617	0.053 6	0.062 2	0.075 2	0.064 3

表 2 功率谱熵特征 Table 2 Power spectrum entropy characteristics

八旦				运行状态			
汀里	0	1	2	3	4	5	6
a4	1.615 8	1.708 1	1.4497	1.226 8	1.5067	1.586 4	1.663 5
d1	3.034 7	2.895 0	2.863 0	2.929 5	2.970 3	2.8794	2.959 1
d2	2.937 6	3.022 2	3.062 0	3.005 3	3.113 5	3.081 0	3.173 5
d3	2.945 4	3.030 9	3.091 1	3.046 1	3.079 2	3.137 6	3.2017
d4	3.003 1	3.089 2	2.935 1	3.013 3	2.915 9	3.005 7	3.079 2
ai	5.005 1	5.007 2	2.955 1	5.015 5	2.915 9	5.005 /	5.017 2

表 3 奇异谱熵特征 Table 3 Singular spectral entropy characteristics

八旦				运行状态			
汀里	0	1	2	3	4	5	6
a4	0.079 5	0.079 5	0.079 5	0.079 5	0.079 5	0.158 8	0.079 5
d1	2.641 1	2.1977	2.537 9	2.332 0	2.763 5	2.930 6	2.663 2
d2	1.059 3	1.442 1	1.718 8	1.585 5	1.9790	2.259 1	2.342 1
d3	1.365 7	1.459 0	1.514 1	1.498 2	1.465 5	1.610 1	1.526 9
d4	0.8119	0.787 5	0.897 0	0.916 6	0.807 1	0.962 3	0.962 3

依据上述分析,在对测试信号不同特征的分析基础 上同时提取小波分解各分量的3种不同角度的特征参 数。虽然可避免单一特征参数的随机性与低准确率,但 却造成特征参数增加,同时特征间存在高维相关性,为避 免过多维数特征导致的过拟合现象^[21],将5×3阶特征 参数矩阵通过主成分分析得到各故障类型的1×3阶信 号特征向量矩阵,达到降低特征向量维度同时有效保留 故障特征的目的。表4所示为将表1~3进行主成分分 析后的特征分布情况。

reduction					
运行状态	能量系数	功率谱熵	奇异谱熵		
0	0.203 0	2.939 6	1.056 7		
1	0.1602	3.031 0	1.442 1		
2	0.132 2	3.084 7	1.719 1		
3	0.145 8	3.046 2	1.535 5		
4	0.0504	3.074 2	1.979 0		
5	0.154 3	3.132 6	2.259 1		
6	0.060 5	3.217 0	2.342 1		

表 4 降维后特征分布 Table 4 Characteristic distribution after dimension reduction

表1~3和表4对比可知,主成分分析方法能够简化 特征参数矩阵复杂性,有效地降低了维数,简化后的特征 向量分布情况如图9所示。图9中样本分布的离散性即 代表故障类型的可分性,可以看出,各故障类型间均存在 一定距离,故障特征以3维形式体现,不同角度会有不同 的相对位置,图9为正视角度下特征分布图,图中各个角 度各故障类型间均不存在距离过近不易区分的现象。因 此,本文方法所提取的故障特征可以有效的表示故障特 点。



图 9 运行状态特征分布 Fig. 9 Characteristic distribution under operating state

为了进一步验证本文方法所提出的特征向量的有效 性,现用核模糊 C 均值(kernel fuzzy C-means, KFCM)聚 类方法将得到的特征向量进行聚类分析^[22],每种故障类 型取 15 组样本得到相应特征向量,聚类分析后得到 7 种 类型的聚类中心。核模糊 C 均值算法中,预定聚类数目 C=7;加权指数 z=2;高斯核参数 ε =10;算法终止条件 为相邻两次迭代步数间隶属度值差的绝对值小于0.001。 样本特征向量集聚类结果如图 10 所示,得到的 7 种运行 状态的聚类中心如表 5 所示。



图 10 IGBT 不同运行状态聚类效果 Fig. 10 clustering effect diagram under different IGBT operating states

表 5 七种状态信号的聚类中心 Table 5 Clustering centers for seven signal statuses

运行状态	聚类中心
0	(0.1941,2.9288,1.0518)
1	(0.1607,3.0369,1.4206)
2	(0.1334,3.0865,1.7389)
3	(0.0738,3.2448,1.5310)
4	(0.0542,3.0743,1.9725)
5	(0.1527,3.1524,2.2533)
6	(0.061 3,3.249 9,2.353 3)

图 10 中 7 种运行状态的特征向量分别紧密分布在 其聚类中心附近,每个聚类中心附近的数据点特性高度 相似,且不同故障状态的特征向量分布无混叠,各种运行 状态在空间上清晰可分,由此进一步验证了所提出的基 于多特征融合的特征提取方法可以准确地对各种运行状 态进行分类。

聚类效果的评定可以通过分类系数 F 和平均模糊熵 P 两个指标来进行^[23]。

分类系数为:

$$F = \frac{1}{N} \sum_{q=1}^{C} \sum_{i=1}^{N} u_{qi}^{2}$$
(10)

$$P = -\frac{1}{N} \sum_{q=1}^{C} \sum_{i=1}^{N} u_{qi} \ln u_{qi}$$
(11)

式中:*u_{qi}*表示第*i*个样本对第*q*类的隶属度矩阵,*N*为样本点个数,*C*为故障类型个数。其中,分类系数*F*值越靠近1,聚类效果越好;相反的是,平均模糊熵*P*值越靠近0,聚类效果越好。

为了显示本文特征提取方法的优越性,以 V_{ab}为测试 信号,将不同特征提取方法的聚类效果进行对比,如表 6 所示。

表 6 特征提取方法对比 Table 6 Comparison of the feature extraction methods

F		
特征提取方法	分类系数 F	平均模糊熵 P
能量 + 功率谱	0.92	0.18
能量 + 奇异谱	0.90	0.15
功率谱 + 奇异谱	0.91	0.16
本文方法	0.96	0.09

从表6可以看出,本文方法与两种特征结合方法相 比,分类系数 F 值更接近于1,平均模糊熵 P 值更接近 于0,聚类效果最好,又由于单特征提取方法的特征向量 存在相似数据,故障类型区分性差,所采用的特征提取方 法优于单特征和两种特征结合的方法。

在以上分析的基础上,为进一步说明降维处理的必要性。取正常和6种故障类型下各30组样本,共210组 样本,其中每种状态选择20组作为训练样本,其余10组 作为测试样本,采用支持向量机^[10]的识别方法,将15维 原始特征与降维后特征进行对比,如表7所示。

表7 降维效果分析

Table 7 Dimension reduction effect analysis

方法	时间/s	分类准确率/%
多特征 15 维	1.293 48	87.14
主成分分析降维	3.653 48	93.75

由表7可以得出加入降维处理会增加复杂度,造成 运行时间加长,但是分类准确率却得到明显提高。多特 征原始数据分类准确率降低是因为过多的特征导致出现 了过拟合现象,其在训练集上表现良好,但是分类器在对 新数据进行预测时将会出现错误。因此,本文选择采用 主成分分析来降维,以提高分类准确率。

4.2 特征提取方法的适应性分析

考虑到 APF 工作的特殊性,其补偿输出受谐波源变 化的影响,当谐波源变化时,谐波检测指令信号发生变 化,相应的 APF 输出发生改变,从而可以补偿变化的谐 波,因此,有必要分析在谐波源变化时本文方法的适应 性。共仿真6种工况,利用模型模拟三相公共负载突变 和加入不平衡负载,三相公共谐波源负载突增设置为直 流侧电阻由2Ω变为1Ω,突减设置为由2Ω变为4Ω, 负载突变均在触发角为0°下进行,同时分别研究了系统 在30°、60°、90°这3个典型触发角度下的工况。表8所 示为正常状态下谐波源变化时经本文所提出方法得到的 特征向量。

表 8 不同工况正常状态下特征向量 Table 8 The eigenvector under different working conditions at normal state

工况	能量系数	功率谱熵	奇异谱熵
谐波源负载突增	0.1987	2.969 6	1.059 3
谐波源负载突减	0.1990	2.804 2	1.058 9
加入不平衡负载	0.198 0	2.945 5	1.0567
30°	0.193 0	2.957 3	1.062 0
60°	0.205 0	2.923 4	1.047 9
90°	0.198 0	2.939 4	1.063 6

将表4和8的特征向量进行对比可得,在不同的工 况下,用本文提出的方法得到的特征向量与表4中正常 状态下的特征向量有很强的相似性。其他6种故障状态 下均有此类特性。将各故障状态样本进行聚类分析,结 果如图11所示,0~6运行状态标签的下标+对应谐波 源变化时的情况。可以看出,谐波源变化时不同工况下 故障样本均分布在其聚类中心附近,验证了本文所提出 的特征提取方法的良好适应性。



Fig. 11 Clustering effect of harmonic source change

5 实验验证

构建三电平有源电力滤波器的实验平台,有源电力滤波器实验系统如图 12 所示,其中 IGBT 采用英飞凌公司的 F3L200R07PE4 模块。由电压传感器 CHV-25P 得到测试电压信号 V_{ab} ,连接泰克公司示波器 MDO3024 完成数据采集,并通过 MATLAB 完成数据处理。实际实验中,谐波源为三相全控整流桥带阻感负载,设置电阻为4 Ω ,电感为1mH,三相电源电压经调压器调节输出为40 V,相应直流侧电压约为180 V^[24],直流侧电容采用两个5 600 μ F、耐压 450 V 的电解电容串联,系统的主控制器为 TMS320F28335 DSP 芯片,其余

参数与仿真模型一致。基于以上实验环境给出正常状态和 T_{a2}故障状态下采集的测试电压信号 V_{ab},分别如图 13、14 所示。



图 12 APF 实验设备 Fig. 12 Test equipment of APF



图 13 正常状态下 Vab 波形

Fig. 13 V_{ab} waveform diagram at normal state



图 14 T_{a2} 故障状态下 V_{ab} 波形 Fig. 14 V_{ab} waveform diagram at T_{a2} fault state

将图 13、14 分别与图 4(a)、(c)对比可得到,实际实验与仿真波形图基本一致。考虑到工业现场的用电环境,需经中值滤波算法平滑脉冲噪声,并结合小波分解软硬阈值结合去噪方法^[25]剔除掉电压信号中存在的白噪声干扰。取每种故障类型 5 组样本得到相应特征向量,分析后得到特征分布聚类效果如图 15所示。





由图 15 与 10 对比可以看出,实际实验特征分布聚 类较仿真聚类效果离散度偏大,但是相同故障类型聚集, 仍可以区分故障类型。

6 结 论

本文提出了一种基于多特征融合的有源电力滤波器 IGBT 开路故障特征提取方法。通过对 IGBT 开路运行状态的仿真和实际实验分析,得到如下结论:

1)本文以二极管 VD_{a1} 和 VD_{a2} 两端电压 V_{ab} 为测试信 号,不同故障类型间区分性好,不需要增加其他的辅助信 号;

2)在 IGBT 开路故障检测中,提出的基于信号能量 系数、功率谱熵、奇异谱熵的特征提取方法,分别从能量 特性、不确定性及复杂性3个角度对信号进行分析,克服 了单特征提取的片面性,更全面地反映故障状态;

3)根据主成分分析方法,将多特征参数矩阵降维后 各故障特征向量之间区分性良好,虽然特征提取方法的 运行时间有所增加,但是分类准确率得到提高;

4) 对谐波源适应性分析表明本文所提方法针对三电 平 APF 在补偿整流型谐波源负载时具有良好的故障特 征提取以及区分效果,不受谐波源变化的影响。

参考文献

- [1] CHOI U M, LEE J S, BLAABJERG F, et al. Open-circuit fault diagnosis and fault-tolerant control for a gridconnected NPC inverter [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31(10):7234-7247.
- [2] CASEIRO L M A, MENDES A M S. Real-time IGBT open-circuit fault diagnosis in three level neutral-pointclamped voltage-source rectifiers based on instant voltage error [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(3):1123-1127.

 [3] 高宏伟,苏健勇,杨贵杰.基于极电压误差标准化的 五相逆变器开路故障诊断方法[J].中国电机工程学 报,2016,36(3):784-793.
 GAOHW,SUJY,YANGGJ. A diagnosis method for open-circuit faults in five-phase inverters based on stand-

ardized pole voltage error [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36 (3):784-793.

- [4] 崔江,王强,龚春英.结合小波与 Concordia 变换的逆 变器功率管故障诊断技术研究[J].中国电机工程学 报,2015,35(12):3110-3116.
 CUI J, WANG Q, GONG CH Y. Inverter power switch fault diagnosis technique research based on wavelet and concordia transform [J]. Proceedings of the CSEE, 2015,35(12):3110-3116.
- [5] 马立新, 吴兴锋, 穆清伦. 基于特征提取的有源电力 滤波器故障诊断方法[J]. 电测与仪表, 2015, 52(15):124-128.
 MALX, WUXF, MUQL. Fault diagnosis method for active power filter based on feature extraction[J]. Electrica Measurement & Instrumentation, 2015, 52(15):124-128.
- [6] 杨忠林,吴正国,李辉.基于直流侧电流检测的逆变 开路故障诊断方法[J].中国电机工程学报,2008, 28(27):18-22.

YANG ZH L, WU ZH G, LI H. Inverter fault diagnose based on detecting DC side current [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(27): 18-22.

 [7] 廖俊勃,帕孜来·马合木提,支婵,等.三电平逆变器
 IGBT 的开路故障诊断研究[J].电测与仪表,2015, 52(20):35-40.

LIAO J B, MAHEMUTI P, ZHI CH, et al. Study on open-circuit fault diagnosis of the IGBT in three-level inverter [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(20):35-40.

[8] 陈丹江,叶银忠.基于多神经网络的三电平逆变器器 件开路故障诊断方法[J].电工技术学报,2013, 28(6):120-126.
CHEN D J, YE Y ZH. Fault diagnosis of three level In-

verter based on multi neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(6): 120-126.

[9] 杨晓冬,王崇林,史丽萍. H桥逆变器 IGBT 开路故 障诊断方法研究[J]. 电机与控制学报, 2014, 18(5):112-118.

YANG X D, WANG CH L, SHI L P. Study of IGBT open-circuit fault diagnosis method for H-bridge

inverter[J]. Electric Machines and Control, 2014, 18(5): 112-118.

[10] 张佩,赵书涛,申路.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.

2898

ZHANG P, ZHAO SH T, SHEN L. 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.

 [11] 史静,朱虹,邢楠,等.一种多尺度时频纹理特征融合的场景分类算法[J]. 仪器仪表学报,2016, 37(10):2333-2339.

> SHI J, ZHU H, XING N, et al. Multi-scale time-frequency texture feature fusion algorithm for scene classification [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10):2333-2339.

 [12] 李学军,李平,蒋玲莉,等.基于异类信息特征融合的异步电机故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2013, 34(1):227-233.

> LI X J, LI P, JIANG L L, et al. Fault diagnosis method of asynchronous motor based on heterogeneous information feature fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(1):227-233.

[13] 胡清,王荣杰,詹宜巨.基于支持向量机的电力电子
电路故障诊断技术[J].中国电机工程学报,2008,28(12):107-111.
HU Q, WANG R J, ZHAN Y J. Fault diagnosis technol-

ogy based on SVM in power electronics circuit[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(12): 107-111.

[14] 汪亮,王红军.基于多域熵与 FCM 聚类的故障诊断
 模型[J].组合机床与自动化加工技术,2016,8(4):
 64-66.

WANG L, WANG H J. Fault diagnosis model based on multi-domain entropy and fuzzy C-means clustering [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2016, 8(4):64-66.

 [15] 宋金波,王德平,刘 霞.基于 EMD 瞬时功率谱熵的 神经网络滚动轴承故障诊断[J].化工自动化及仪 表,2016,43(8):793-796.

SONG J B, WANG D P, LIU X. PNN fault diagnosis for rolling bearing based on EMD and instantaneous power spectral entropy [J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2016, 43(8):793-796.

[16] 朱艳伟,石新春,李鹏.多分辨率奇异谱熵和支持向

量机在孤岛与扰动识别中的应用[J]. 中国电机工程 学报, 2011, 31(7):64-70.

ZHU Y W, SHI X CH, LI P. Classification of islanding and grid disturbance based on multi-resolution singular spectrum entropy and SVM [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(7):64-70.

- [17] 郭谋发,徐丽兰,缪希仁,等.采用时频矩阵奇异值 分解的配电开关振动信号特征量提取方法[J].中国 电机工程学报,2014,34(28):4990-4997.
 GUO M F, XU L L, MIU X R, et al. A vibration signal feature extraction method for distribution switches based on singular value decomposition of time -frequency matrix [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(28): 4990-4997.
- [18] 刘晓明,赵洋,曹云东,等.基于多特征融合的交流 系统串联电弧故障诊断[J].电网技术,2014, 38(3):795-801.
 LIU X M, ZHAO Y, CAO Y D, et al. Multi-feature fusion based diagnosis of series arc faults in AC system [J]. Power System Technology, 2014, 38(3): 795-801.
- [19] RIIZVI S Z, MOHAMMADPOUR J, TOTH R. A kernelbased PCA approach to model reduction of linear parameter-varying systems [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 24(5):1883-1891.
- [20] 张晓,孙传达,刘娟. 三相四线制有源电力滤波器开路故障诊断[J]. 电网技术, 2016, 40(2):571-578.
 ZHANG X, SUN CH D, LIU J. Open-circuit fault diagnosis in three-phase four-wire active power filters[J].
 Power System Technology, 2016, 40(2): 571-578.
- [21] 吕忠,周强,周琨. 基于遗传算法改进极限学习机的 变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2015, 51(8):49-53.
 LV ZH, ZHOU Q, ZHOU K. Fault diagnosis of transformer based on extreme learning machine optimized by genetic algorithm [J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(8): 49-53.
- [22] 王振威. 基于变分模态分解的故障诊断方法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2015.
 WANG ZH W. Research on fault diagnosis method based on variation mode decomposition [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2015.
- [23] 许凡,方彦军,张荣. 基于 EEMD 模糊熵的 PCA-GG 滚动轴承聚类故障诊断[J]. 计算机集成制造系统,2016,22(11):2631-2642.
 XU F, FANG Y J, ZHANG R. PCA-GG rolling bearing

2899

clustering fault diagnosis based on EEMD fuzzy entropy[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(11):2631-2642.

[24] 朱宁辉,白晓民,董伟杰.空间矢量脉宽调制下有源 电力滤波器直流侧电压设定值研究[J].电网技术, 2013, 37(2):568-574.

ZHU N H, BAI X M, DONG W J. Research on setting value of DC-side voltage for active power filter under space vector pulse width modulation control [J]. Power System Technology, 2013, 37(2):568-574.

[25] 俞昆,谭继文,李善.基于小波改进阈值去噪与 LMD 的滚动轴承故障诊断研究[J].组合机床与自动化加 工技术,2016,10(10):62-66.

> YU K, TAN J W, LI SH. Fault diagnosis of rolling element bearing based on improved wavelet threshold de-noising method and LMD[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2016, 10 (10): 62-66.

作者简介



孙曙光(通讯作者),2009 年于河北工业 大学获得博士学位,现为河北工业大学副教 授,主要研究方向为谐波抑制以及无功补偿。 E-mail:sunshuguang_2000@163.com

Sun Shuguang (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Hebei University of Technology in 2009. Now he is an associate professor in Hebei University of Technology. His main research interests include harmonic suppression and reactive power compensation.



丁铭真,2014年于河北工业大学获得学 士学位,现为河北工业大学硕士研究生,主 要研究方向为计算机智能控制与工程应用。 E-mail:634620219@qq.com

Ding Mingzhen received her B. Sc. degree

from Hebei University of Technology in 2014. Now she is a M. Sc. candidate in Hebei University of Technology. Her main research interests include computer intelligent control and engineering application.