

# 基于三分类支持向量机的船用逆变器故障诊断

崔博文, 陶成蹊, 田 维

(集美大学轮机工程学院, 福建 厦门 361021)

**[摘要]** 针对电力推进船舶逆变器存在的开关器件开路故障诊断问题, 提出一种基于三分类支持向量机的故障诊断方法。利用对称分量分析方法获得逆变器输出正序瞬时值分量, 通过对信号进行小波包分解, 得到不同开关元件故障下的小波能量, 规范化后作为对应开关器件故障特征。根据开关器件位置和逆变器输出波形特点对开关器件进行分组, 利用三分类支持向量机实现故障分类。仿真分析结果表明, 该三分类支持向量机故障分类正确率 94.29%, 诊断方法有效。

**[关键词]** 逆变器; 故障诊断; 支持向量机; 三分类

**[中图分类号]** TM 464

## Tri-Class Support Vector Machines Based Fault Diagnosis of Marine Inverter

CUI Bowen, TAO Chengxi, TIAN Wei

(School of Marine Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** Aimed at fault diagnosis of power switch with the marine inverter of electric propulsion ship, the paper presents a tri-class support vector machines(SVM) based fault diagnosis algorithm. Instantaneous positive symmetrical component is obtained by using theory of symmetrical components, wavelet energy of faulty power switch is gotten by using wavelet packet decomposition. After normalizing these energies, the fault features are obtained. According to the power switch position in the inverter and the characteristics of the output waveform, power switch are grouped, and the power switch faults are isolated by using tri-class SVM. The simulation results show that the accuracy of fault classification is 94.29% using the method proposed in the paper, it also shows that the method is effective.

**Keywords:** inverter; fault diagnosis; support vector machines; tri-classification

## 0 引言

传统舰船的动力系统和电力系统是相对独立的, 动力系统通常由常规的热机和其他机械装置构成, 电力系统一般是作为辅助能源, 与舰船推进并没有直接的关联。将电力系统与推进系统结合是近20年来新发展的舰船电力推进新技术, 电力作为舰船推进动力逐步成为现代舰船推进系统明晰的发展方向<sup>[1]</sup>。电力电子器件及变换器的引入, 使舰船电能的生产、输配及利用发生了根本性的改变, 并由此出现了全电舰船(all-electric ship, AES)<sup>[2]</sup>。逆变器作为全电船中的关键核心器件, 主要用于将船上发电机产生的定频、定幅值交流电转换成不同频率不同电压幅值的交流电, 用于驱动推进船

[收稿日期] 2020-10-02

[基金项目] 国家自然科学基金项目(51779102)

[作者简介] 崔博文(1966—), 男, 博士, 教授, 从事电力电子系统故障检测与诊断研究。

舶电机及其他辅机。虽然逆变器使用已经非常成熟,但逆变器自身由于结构复杂且长期承受高应力作用,导致逆变器更易于发生故障<sup>[2]</sup>。因此,为了确保船舶电力驱动系统高效、连续、可靠运行,逆变器故障诊断问题引起了国内外众多研究者的关注。研究发现,逆变器中的功率半导体器件及其驱动电路是最容易发生事故的薄弱环节。逆变器中的功率半导体器件故障一般分为开路故障和短路故障。短路故障不仅导致逆变器损坏,往往还会造成不正常过流,进一步导致其他器件损坏。为了快速检测器件短路故障,需要设置专用的硬件保护电路,惯常的处理办法是利用快速熔断器实现器件短路故障保护,在这种情况下,器件短路故障就等同于开路故障<sup>[3]</sup>。功率半导体器件开路故障往往会引起转矩脉动,同时会引起其他器件二次损坏,甚至导致驱动系统停机<sup>[4]</sup>。因此,逆变器故障诊断对于提高驱动系统可靠性具有重要价值。

逆变器故障诊断方法一般分为基于模型的故障诊断方法、基于信号的故障诊断和基于知识的故障诊断方法。基于模型的故障诊断方法依赖系统模型,由于电机参数的不确定性很难精确建模,而建模误差往往会造成误诊断<sup>[5]</sup>。基于知识的故障诊断方法需要建立完备知识库,而知识库的建立难以考虑系统存在的各种工况,对于系统新工况下发生的故障就难以识别<sup>[6]</sup>。基于信号处理的故障诊断方法无需准确的数学模型,仅仅依赖于逆变器输出的三相电压或电流信号,开关器件发生故障后,逆变器输出的三相电压或电流就由原来的对称信号变为非对称信号,因此对逆变器输出信号进行处理就可以获得与故障开关器件对应的故障特征。文献 [7] 提出了一种基于谱分析和快速傅里叶变换 (FFT) 的故障诊断方法,利用 FFT 对逆变器输出电流信号进行处理,利用获得的谐波分量进行开路故障诊断。文献 [8] 利用 FFT 获得特定阶次谐波幅值作为故障特征,然后建立一个复杂的故障分类算法,实现故障定位。由于逆变电路故障模式过多,传统的故障分类算法方法过于复杂。另外,由于信号存在谐波影响,现有的传统 FFT 很难实现整周期同步采样,会造成谱泄露、栅栏效应以及谱估计误差,进而引起误诊断。因此,本文在现有研究基础上,利用小波对逆变器输出的电流信号进行处理,获得故障特征,结合支持向量机实现故障分类。

## 1 三分类支持向量机基础

支持向量机是一种监督学习算法,早期主要用于二分类问题。虽然多分类问题可分解为多个二分类问题,采用一对一 (one-against-one) 或一对多 (one-against-all) 策略的二分类支持向量机实现分类<sup>[9-10]</sup>。然而,多分类支持向量机的分类机器仅考虑需要分类的这两类数据,而忽略了其他类型数据,造成分类错误<sup>[11]</sup>。同时,随着分类总数的增加,采用这些策略进行分类往往会增加更多的运算量,且分类精度也不高<sup>[12-13]</sup>。为提高分类效果,改善泛化性能,文献 [12] 利用所有样本数据构建分类平面,提出了  $K$  分类支持向量机 (support vector classification-regression for  $K$ -class classification purposes,  $K$ -SVCR), 并进一步提出了三分类支持向量机 (tri-class support vector machines)<sup>[11]</sup>。 $K$  分类支持向量机和三分类支持向量机在多分类问题上已经表现出良好的性能。三分类支持向量机作为一种多分类支持向量机,也是在二分类 SVM (support vector machine) 基础上发展起来的一种分类算法,其具体算法如下。

对于训练集  $Z = (x, y) = ((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n))$ ,  $x_i \in \mathbf{R}^m \subset \Omega$  为分类数据,  $y_i \in \{+1, -1, 0\}$  为数据类别标记。为实现数据分类,定义特征空间为  $F$ , 该特征空间数据由核函数  $k(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle$  通过内积生成,  $\varphi$  为非线性映射函数,实现将输入空间数据映射到高维特征空间。通过在特征空间  $F$  中构建一个超平面  $h(x, \omega) = \langle \omega, \varphi(x) \rangle + b$ , 该超平面将特征数据分为三类,并寻找超平面决策函数  $f(x, \omega) = \text{sign}(h(x, \omega))$ , 使超平面决策函数输出<sup>[11]</sup>满足式 (1):

$$f(x_p) = \begin{cases} +1, & p = 1, \dots, l_1; \\ -1, & p = l_1 + 1, \dots, l_1 + l_2; \\ 0, & p = l_1 + l_2 + 1, \dots, l_o. \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $p = 1, 2, \dots, l$ ;  $l$  为样本数据总数;  $l_1$  为决策函数输出值为  $+1$  的样本数据总数;  $l_2$  为决策函数输出值为  $-1$  的样本数据总数;  $l - l_1 - l_2$  为决策函数输出值为  $0$  的第 3 类样本数据总数。

为了使超平面具有正确、良好的数据分类功能, 就必须确保最优分类超平面距离最近的样本点的距离最大, 这样的问题最终转化为在特定约束条件下的二次规划形式的优化问题, 即

$$\min W(\omega, b, \xi, \varphi, \varphi^*) = \|\omega\|_F^2/2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i + D \sum_{i=1}^l (\varphi_i + \varphi_i^*).$$

(2)

约束条件为

$$\begin{cases} y_i \cdot (\langle \omega, \varphi(x_i) \rangle + b) \geq 1 - \xi_i, & i = 1, 2, \dots, l_{12}; \\ -\delta - \varphi_i^* \leq \langle \omega, \varphi(x_i) \rangle + b \leq \delta + \varphi_i, & i = l_{12} + 1, \dots, l_o. \end{cases}$$

(3)

式中: 松弛变量  $\xi_i, \varphi_i, \varphi_i^* \geq 0$ ;  $l_{12} = l_1 + l_2$ ;  $\omega, b$  为超平面系数;  $C > 0, D > 0$ , 为平衡分类误差的加权参数。为避免松弛变量为零时各类之间发生重叠, 通常取  $\delta \leq 1$ 。

2 开关器件开路故障及故障特征提取

2.1 开关器件开路故障分析

逆变器供电的电机驱动系统如图 1 所示。为防止该系统因开关器件短路引起逆变器损毁, 在硬件设计上, 确保每个开关器件 ( $VT_1 \sim VT_6$ ) 与快速熔断器 ( $F_1 \sim F_6$ ) 串联, 这样因各种原因引起开关器件短路就等同于器件开路故障。本文所研究的开关器件开路故障指任何时候只有一个开关器件发生开路故障, 而其他开关器件正常工作, 与故障开关元件并联的续流二极管是否工作取决于该相电流极性。比如, 当开关器件  $VT_1$  发生开路故障时, 如果  $a$  相电流  $i_a > 0$ , 则与开关器件  $VT_4$  并联的二极管续流, 当  $a$  相电流  $i_a < 0$  时, 与开关器件  $VT_1$  并联的二极管续流。为便于研究, 开关器件  $VT_1, VT_2, VT_3, VT_4, VT_5, VT_6$  开路故障分别表示为  $F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6$ , 无故障模式表示为  $F_0$ 。

2.2 逆变器故障特征提取

任一开关器件发生开路故障都会直接影响三相电流波形, 因此逆变器输出三相电流包含着丰富的故障特征, 通过对逆变器不同开关器件故障下的三相电流分析与处理, 可获得不同故障状态下的故障特征。由于故障后逆变器输出三相电流就不再平衡, 而对称分量方法则认为不平衡的三相电压或电流系统可分解为三相对称的正序、负序及零序对称分量, 这就为故障状态下的三相电流分析与处理提供了极大的方便。

利用对称分量变换三相电压或电流系统,  $u_a, u_b, u_c$  可分解为零序、正序和负序对称分量。

$$\begin{bmatrix} u_0 \\ u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & \alpha & \alpha^2 \\ 1 & \alpha^2 & \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_a \\ u_b \\ u_c \end{bmatrix} / 3.$$

(4)

式中:  $\alpha = e^{j2\pi/3}$ ;  $u_0, u_1, u_2$  分别为正序、负序和零序对称分量。

正序瞬时值分量是一个复数, 由于其实部包含了三相电压, 因此取其实部进行小波分析就足以反映整个系统特性。利用小波对故障后系统正序瞬时值实部进行一维 12 层分解, 获得各频带子信号, 然后对各频带子信号进行重构, 得到各频带重构系数  $D_j (j = 1, 2, \dots, 12)$ , 计算各频带小波包能量

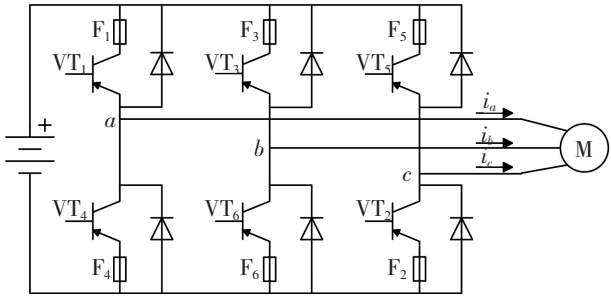


图 1 逆变器供电的电动机驱动系统  
Fig. 1 Topology of Inverter-fed motor drive system

$ED_j(j = 1, 2, \cdots, 12)$ ，对小波包能量按式（5）进行归一化处理，并将其作为故障特征，即

$$A = [ED_1/E, ED_2/E, \cdots, ED_{12}/E]。 \tag{5}$$

式中： $E = \sum_{j=1}^{12} ED_j$ 。

3 基于三分类 SVM 的逆变器故障分类实现

对于图 1 所示的驱动系统，其具体参数为：角频率  $\omega = 100 \pi \text{rad/s}$ ；载波比  $R = 18$ ；调制系数  $M = 0.85$ ；输入直流电压  $U = 632 \text{ V}$ 。电机参数为： $R_s = 2.15 \Omega$ ； $R_r = 2.33 \Omega$ ； $L_m = 0.2025 \text{ H}$ ； $L_r = 0.025 \text{ H}$ ； $J = 0.008 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ；负载转矩  $T_L = 20 \text{ N} \cdot \text{m}$ 。

首先根据电路的性质和电流波形特点对逆变器功率开关元件进行分组，把  $VT_1$ 、 $VT_3$ 、 $VT_5$  设为一组， $VT_2$ 、 $VT_4$ 、 $VT_6$  设为二组， $VT_1$ 、 $VT_2$  设为 a 组， $VT_3$ 、 $VT_4$  设为 b 组， $VT_5$ 、 $VT_6$  设为 c 组。利用两个三分类支持向量机对故障进行定位，诊断流程如图 2 所示。以定位  $F_0$ 、 $F_1$ 、 $F_6$  为例进行说明。定位  $F_0$ ：当支持向量机 SVM01 输出标签为 1 时，可以定位  $F_0$ 。定位  $F_1$ ：当支持向量机 SVM01 输出标签为 2 时，测试数据继续进入支持向量机 SVM02，当 SVM02 输出标签为 4 时，可以结合标签 2 和标签 4，定位  $F_1$ 。定位  $F_2$ ：当支持向量机 SVM01 输出标签为 3 时，测试数据继续进入支持向量机 SVM02，当 SVM02 输出标签为 6 时，可以结合标签 3 和标签 4，定位  $F_6$ 。

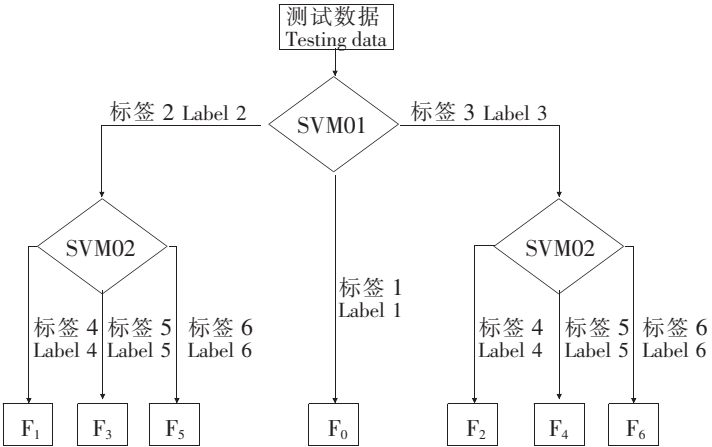


图 2 故障三分类 SVM 流程图

Fig. 2 Flow chart of tri-class SVM for fault diagnosis

基于三分类 SVM 的多故障分类流程图如图 2 所示。SVM01 对 a 组故障、b 组故障和 c 组故障进行分类。其中：a 组故障包括  $VT_1$ 、 $VT_2$  单管故障；b 组故障包括  $VT_3$ 、 $VT_4$  单管故障；c 组故障包括  $VT_5$ 、 $VT_6$  单管故障。a 组故障类别标签为 4，b 组故障类别标签为 5，c 组故障类别标签为 6。每种标签所对应的训练数据为 20 组，测试数据为 20 组。标签 4 对训练数据和测试数据是  $VT_1$ 、 $VT_2$  单管故障的特征值，训练集数据 20 组， $VT_1$  故障和  $VT_2$  故障各取 10 组；测试集数据 20 组， $VT_1$  故障和  $VT_2$  故障各取 10 组。标签 5 对训练数据和测试数据是  $VT_3$ 、 $VT_4$  单管故障的特征值，训练集数据 20 组， $VT_3$  故障和  $VT_4$  故障各取 10 组；测试集数据 20 组， $VT_3$  故障和  $VT_4$  故障各取 10 组。标签 6 对训练数据和测试数据是  $VT_5$ 、 $VT_6$  单管故障的特征值，训练集数据 20 组， $VT_5$  故障和  $VT_6$  故障各取 10 组；测试集数据 20 组， $VT_5$  故障和  $VT_6$  故障各取 10 组。具体故障定位规则参见表 1，表 1 中 0 代表定位该故障类别不需此标签，其他标签表示定位该故障类别需要此标签。以定位  $F_5$  为例：如果 SVM01 输出标签 2，而 SVM02 输出标签 6，则定位  $F_5$ 。

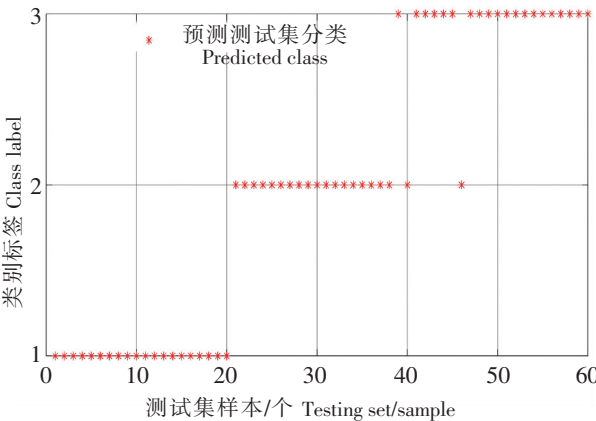


图 3 SVM01 训练结果

Fig.3 Train results of SVM01

图 3 是 SVM01 的训练结果图。SVM01 对无故障、上、下故障进行分类，其中上故障包括  $VT_1$ ，



$VT_3$ ,  $VT_5$ , 下故障包括  $VT_2$ ,  $VT_4$ ,  $VT_6$ 。无故障类别标签为 1, 上故障类别标签为 2, 下故障类别标签为 3。每种标签所对应的训练数据为 20 组, 测试数据为 20 组。标签 1 的训练数据和测试数据是无故障的特征值, 训练集数据 20 组, 测试集数据 20 组。标签 2 训练数据和测试数据是  $VT_1$ ,  $VT_3$ ,  $VT_5$  单管故障的特征值, 其中训练集数据:  $VT_1$  故障取 7 组;  $VT_3$  故障取 7 组;  $VT_5$  故障取 6 组。测试集数据:  $VT_1$  故障取 7 组;  $VT_3$  故障取 7 组;  $VT_5$  故障取 6 组。标签 3 训练数据和测试数据是  $VT_2$ ,  $VT_4$ ,  $VT_6$  单管故障的特征值, 其中训练集数据:  $VT_2$  故障取 7 组;  $VT_4$  故障取 7 组;  $VT_6$  故障取 6 组。测试集数据:  $VT_2$  故障取 7 组,  $VT_4$  故障取 7 组,  $VT_6$  故障取 6 组。由图 3 可知有 3 类的错分到 2 类两个, 仿真实验测试准确率为 96.67%。

表 1 故障定位规则  
Tab.1 Rule of fault locations

支持向量机 Support vector machines	标签 Label	$F_0$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$F_4$	$F_5$	$F_6$
SVM01	1	1	0	0	0	0	0	0
	2	0	2	0	2	0	2	0
	3	0	0	3	0	3	0	3
SVM02	4	0	4	4	0	0	0	0
	5	0	0	0	5	5	0	0
	6	0	0	0	0	0	6	6

图 4 是 SVM02 的训练结果图。每种标签所对应的训练数据为 20 组, 测试数据为 20 组。标签 4 对训练数据和测试数据是  $VT_1$ 、 $VT_2$  单管故障的特征值, 训练集数据 20 组,  $VT_1$  故障和  $VT_2$  故障各取 10 组; 测试集数据 20 组,  $VT_1$  故障和  $VT_2$  故障各取 10 组。标签 5 对训练数据和测试数据是  $VT_3$ 、 $VT_4$  单管故障的特征值, 训练集数据 20 组,  $VT_3$  故障和  $VT_4$  故障各取 10 组; 测试集数据 20 组,  $VT_3$  故障和  $VT_4$  故障各取 10 组。标签 6 对训练数据和测试数据是  $VT_5$ 、 $VT_6$  单管故障的特征值, 训练集数据 20 组,  $VT_5$  故障和  $VT_6$  故障各取 10 组; 测试集数据 20 组,  $VT_5$  故障和  $VT_6$  故障各取 10 组。由图 4 可知有 6 类的错分到第 5 类一个, 仿真实验测试准确率为 98.33%。

图 5 为故障测试结果。测试数据为每种故障模式各取 10 组故障特征值, 共 70 组数据。由图 5 可知  $F_5$  的错分 3 个到  $F_3$ ,  $F_6$  错分 1 个到  $F_5$ , 故障测试准确率为 94.29%。

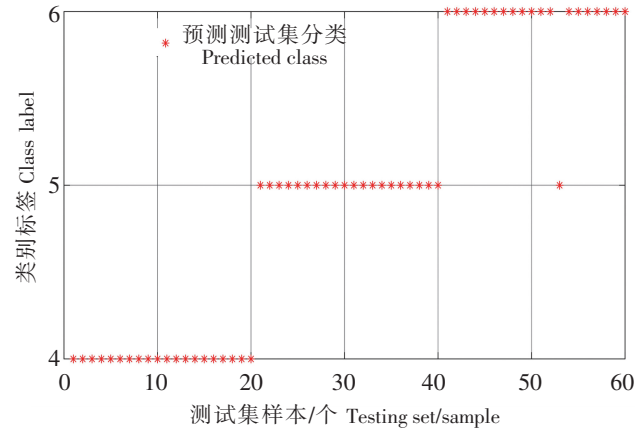


图 4 SVM02 训练结果  
Fig.4 Train results of SVM02

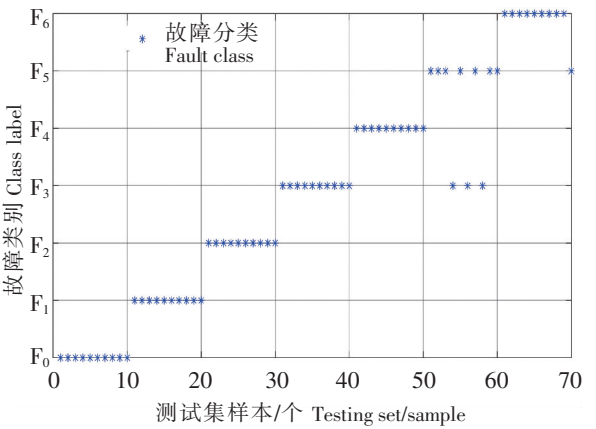


图 5 故障测试结果  
Fig.5 Test result of SVM

4 结论

本文研究了船用逆变器功率开关器件故障诊断问题。利用小波包分解对逆变器开关器件故障后的瞬时值对称分量进行分解, 小波包能量经规范化后作为故障特征, 然后利用三分类 SVM 对故障进行

分类, 实现了故障分离。研究表明, 相对于传统的二分类 SVM 分类方法, 三分类 SVM 能有效减少分类次数。通过选取相关度最高的特征值, 可有效提高故障诊断正确率。仿真结果验证了本文诊断方法的有效性。

### [ 参 考 文 献 ]

- [1] 马伟明. 船舶动力发展的方向——综合电力系统 [J]. 海军工程大学学报, 2002, 14(6): 1-6.
- [2] SULLIGOI G, VICENZUTTI A, MENIS R. All-Electric ship design: from electrical propulsion to integrated electrical and electronic power systems [J]. IEEE Trans on Transportation Electrification, 2016, 2(4): 507-521.
- [3] JIASSI I, ESTIMA J O, KHIL S K E, et al. A robust observer-based method for IGBTs and current sensors fault diagnosis in voltage-source inverters of PMSM drives [J]. IEEE Trans Ind Appl, 2017, 53(3): 2894-2905.
- [4] HUANG Z H, WANG Z H, ZHANG H. Multilevel feature moving average ratio method for fault diagnosis of the microgrid inverter switch [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2017, 4(2): 177-185.
- [5] BANDYOPADHYAY I, PURKAIT P, KOLEY C. Performance of a classifier based on time-domain features for incipient fault detection in inverter drives [J]. IEEE Trans Ind Inform, 2019, 15(1): 3-14.
- [6] KESKES H, BRAHAM A. Recursive undecimated wavelet packet transform and DAG SVM for induction motor diagnosis [J]. IEEE Trans Ind Inform, 2015, 11(5): 1059-1066.
- [7] KAMEL T, BILETSKIY Y, CHANG L. Real-time diagnosis for open-circuited and unbalance faults in electronic converters connected to residential wind systems [J]. IEEE Trans Ind Electron, 2016, 63(3): 1781-1792.
- [8] XIA X, NING P. Fault diagnosis of frequency control system based on FFT [J]. 22nd International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS), 2019(8): 11-14.
- [9] MATHUR A, FOODY G M. Multiclass and binary SVM classification: implications for training and classification users [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2008, 5(2): 241-245.
- [10] SAIGAL P, CHANDRA S, RASTOGI R. Multi-category ternion support vector machine [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2019(85): 229-242.
- [11] ANGULO C, RUIZI F J, GONZALEZ L, et al. Multi-classification by using tri-class SVM [J]. Neural Processing Letters, 2006(23): 89-101.
- [12] ANGULO C, PARRA X, CATAL A, et al. A support vector machine for multi-class classification [J]. Neurocomputing, 2003(55): 57-77.
- [13] 翟嘉, 胡毅庆, 成小伟. 基于三分类支持向量机的多分类算法的研究 [J]. 中北大学学报 (自然科学版), 2015, 36(5): 520-525.

(责任编辑 陈 敏 英文审校 郑青榕)