

基于小波包变换和 SVM 的三电平逆变器故障诊断*

时维国, 吴宁

(大连交通大学 电气信息工程学院, 辽宁 大连 116028)

摘要: 针对中性点箝位型(NPC)三电平逆变器开路故障诊断计算复杂、准确率低等问题,提出一种基于小波包变换和支持向量机(SVM)的故障诊断方法。采用小波包变换将具有各自时频特征的故障信号分解为若干个频段,并重构提取小波包能量作为故障特征向量;将该故障特征向量作为 SVM 的输入量,运用交叉验证径向基核函数,通过训练数据集得到多类 SVM 模型,将随机选取的测试集输入训练好的模型中。仿真试验结果表明,该方法可对 IGBT 开路故障进行诊断并具有更高的故障识别准确率。

关键词: 三电平逆变器; 小波包变换; 支持向量机; 故障诊断

中图分类号: TM 464 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2021)02-0091-05

doi: 10.12177/emca.2020.196

Fault Diagnosis of Three-Level Inverter Based on Wavelet Packet Transform and Support Vector Machine*

SHI Weiguo, WU Ning

(School of Electronics and Information Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China)

Abstract: A fault diagnosis method based on wavelet packet transform and support vector machine (SVM) is proposed to solve the problem of complex calculation and low accuracy in the open-circuit fault diagnosis of neutral point clamped (NPC) three-level inverter. The wavelet packet transform is used to decompose the fault signals with their time-frequency characteristics into several frequency bands, and the wavelet packet energy is extracted as the fault feature vector. The fault feature vector is taken as the input of SVM, the radial basis kernel function is used for cross-validation, and multiple SVM models are obtained through training the data set. Finally, the randomly selected test set is input into the trained model. Simulation results show that the method can diagnose the IGBT open-circuit fault and has higher fault recognition accuracy.

Key words: three-level inverter; wavelet packet transform; support vector machine; fault diagnosis

0 引言

中性点箝位型(NPC)三电平逆变器常用于大功率逆变场合,与两电平逆变器相比,不仅降低了开关的应力,而且提高了输出电压质量。此外,三

电平逆变器还具有开关损耗小、电压利用率高、电磁干扰小等优点,因此得到了广泛的应用^[1]。但是,三电平逆变器由更多的功率管和二极管组成,开关数量的翻倍会导致逆变器发生故障的概率更高,降低了系统的可靠性,甚至可能造成严重的事

收稿日期: 2020-10-18; 收到修改稿日期: 2020-12-23

* 基金项目: 辽宁省教育厅科学研究项目(JDL2019011)

作者简介: 时维国(1973—),男,博士,教授,研究方向为网络控制和电机驱动控制。

吴宁(1994—),男,硕士研究生,研究方向为多电平逆变器故障诊断。

故或经济损失,因此准确定位和识别逆变器中发生的故障至关重要^[2-3]。

对于 NPC 型三电平逆变器的故障诊断,需要解决 2 个关键问题:(1) 故障特征提取,即用信息分析和处理的方法提取不同类型故障的有效信息;(2) 故障识别,即根据提取的故障特征对故障位置进行定位。针对特征提取问题,文献[4]介绍了用于故障特征提取的频谱法,频谱法的实质是傅里叶变换,虽然方法简单,但会丢失分析信号的时域信息。文献[5]将经验模态分解(EMD)方法引入到故障诊断中,提取故障信号的特征信息,该方法属于递归式分解,存在模态混频和端部效应,易出现模态混叠,影响故障诊断的准确性。文献[6]提出复合故障特征提取技术,从故障信号中提取 2 种故障特征,该方法有效地提高了故障诊断的准确率,但是过于繁琐。文献[7-8]采用小波分析方法提取故障信号的特征信息,该方法是一种时频分析方法,可以同时获得信号的时域信息和频域信息,计算出重构信号的能量作为特征向量,克服了频谱法丢失分析信号时域特征信息的缺陷。

针对故障识别问题,国内外学者进行了深入研究。文献[9]采用决策树的故障诊断方法,实现了多模式逆变器故障诊断,但故障情况分析不全面,仅实现少部分故障分类。文献[10-12]提出了逆变器故障诊断的反向传播(BP)神经网络辨识方法,该方法具有较强的学习能力和非线性逼近能力,在模式识别和分类中得到了广泛的应用,然而 BP 神经网络收敛速度慢,算法效率低。支持向量机(SVM)在解决小样本、非线性和高维问题方面具有独特的优势,文献[13-15]采用 SVM 的故障诊断方法对故障类型进行了准确识别,仿真证明,该方法提高了诊断的精度,但高维特征值的输入需要大量的存储空间,因此提取有效特征值、寻找高效的分类器并调节合适的超参数是故障诊断的关键所在。

综上所述,为了特征提取简单且有效,本文引入小波包变换法(WPT)对三相电流进行特征提取,将原始信号分解到不同的频段上,再进行重构信号作为故障特征向量,从时域中的故障信息提取出 24 维特征值,构成三电平逆变器的故障特征向量,并采用 SVM 方法用于故障识别。与决策树

和梯度提升树进行对比分析,结果表明 SVM 故障识别率最高。

1 三电平逆变器故障分析

图 1 为 NPC 三电平逆变器的电路拓扑结构。逆变器由 A、B、C 三相桥臂组成,以 A 相桥臂为例,包括 4 个电源开关 Sa1~Sa4、4 个二极管和 2 个箝位二极管,每个二极管与电源开关反并联连接,为电流提供反向传导回路。钳位二极管用于连接电源开关和直流侧电容器的中点,逆变器输出的三相电压信号经 LC 滤波器滤波后为负载供电。三相桥臂由 12 个电源开关组成,每个电源开关的状态由相应的门信号控制,当门信号为 1(高电平)时,电源开关打开;当门信号为 0(低电平)时,电源开关关闭。逆变器的开关模式由调制策略决定,常用的调制策略有脉宽调制(PWM)、正弦脉宽调制(SPWM)、空间矢量脉宽调制(SVPWM)等,其中 SVPWM 策略具有谐波分量小、直流利用率高等优点,因此本文采用 SVPWM 调制策略来控制门极信号。

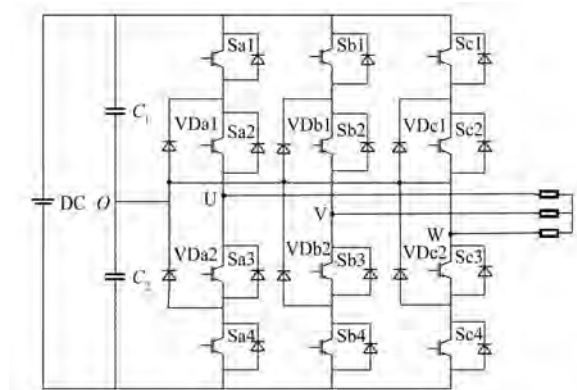


图 1 NPC 型三电平逆变器电路拓扑结构图

在实际运行过程中,NPC 三电平逆变器的功率开关在高频开关和复杂环境条件下容易发生故障,大多数故障与电源开关故障有关,包括电源开关开路故障和短路故障。一般来说,电路中存在保护电路可以避免短路故障的发生,一旦电源开关发生短路故障,保护电路将迅速断开,最终将短路故障转换为开路故障,由于短路故障持续时间短,可以很快转化为开路故障。本文仅针对 NPC 三电平逆变电源开关的开路故障进行诊断。

NPC 三电平逆变电源开关由 12 个绝缘栅双

极晶体管(IGBT)器件,由于故障电源开关的位置和数量均是随机的,因此可能存在多种类型的开路故障。除系统正常工作的模式外,3个或3个以上的电源开关同时发生断路故障的可能性很小,单管故障的情况下有12种故障类型,双管故障情况下有66种故障类型,其中同一桥臂相同半桥2个发生故障的情况有6种,三相电流特征与单个IGBT故障情况相同,因此本文不对这6种情况进行诊断。另外,将正常的工作模式定义为一种特殊故障类型。因此整个样本集共有73种故障类型。

2 基于小波包的三电平逆变器故障特征提取

小波包分解是目前故障特征提取技术中较为常用的一种方法,其思想是将故障信号利用小波包分解法在频域上分解为若干个频段。由于开路故障的位置不同会产生具有各自的时频特征的故障波形,经过小波包分解后,不同原始故障信号的频段能量不同,因而故障特征向量可以由小波包分解后的各节点能量构成。图2为3层小波包分解示意图。

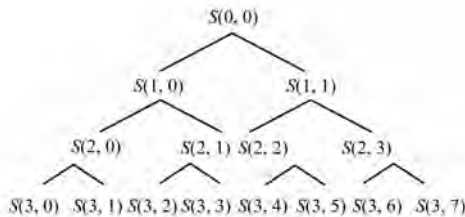


图2 3层小波包分解示意图

图2中, $S(0,0)$ 为原始信号, $S(i,j)$ ($i=0,1,2,3; j=0,1,\dots,7$)为分解树第*i*层的第*j*个节点,利用小波包对故障原始信号进行特征提取的步骤如下:

(1) 采集发生故障时三电平逆变器的相电流,并进行*p*层小波包分解,提取信号特征,小波包分解的递推公式为

$$\begin{cases} d_k^{j+1,2n} = \sum_{k \in Z} d_p^{j,n} h_{(2p-k)} \\ d_k^{j+1,2n+1} = \sum_{k \in Z} d_p^{j,n} g_{(2p-k)} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $d_p^{j,n}$ 、 $d_k^{j+1,2n}$ 、 $d_k^{j+1,2n+1}$ 为小波包分解系数; $h_{(2p-k)}$ 、 $g_{(2p-k)}$ 分别为小波包分解低通、高通滤波器系数。

(2) 重构小波包分解系数,提取第*p*层各频带的小波系数,其重构递推公式为

$$d_p^{j,n} = \sum_{k \in Z} d_k^{j+1,2n} h_{(p-2k)} + \sum_{k \in Z} d_k^{j+1,2n+1} g_{(p-2k)} \quad (2)$$

式中: $h_{(p-2k)}$ 、 $g_{(p-2k)}$ 分别为小波重构的低通、高通滤波器系数。

(3) 求各频带信号的能量,令 $E_{p,j}$ 为第*p*层*j*节点小波包分解系数序列 $S_{(p,j)}$ 的能量,那么:

$$E_{p,j} = \int |S_{(p,j)}^m(t)| dt = \sum_{k=1}^n |d_{j,k}|^2 \quad (3)$$

式中: $d_{j,k}$ ($j=0,1,2,\dots,7; k=1,2,\dots,n$) 为节点 $S_{(p,j)}$ 的小波包系数。

(4) 利用所求能量构造故障特征向量作为SVM的输入量,即:

$$E = [E_{p,0}, E_{p,1}, \dots, E_{p,2^p-1}] \quad (4)$$

3 基于SVM的故障识别

在提取信号的特征信息后,需要根据提取的特征信息准确识别故障类型,本文采用SVM来进行故障识别。SVM具有鲁棒性和良好的泛化能力,在分类和回归问题中得到了广泛的应用,其基本思想是构造一个超平面作为决策面,将2类数据样本之间的分离距离最大化,如图3所示。

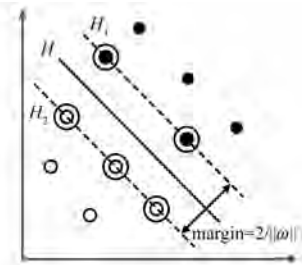


图3 最优分类超平面

假设给出一组线性可分的样本集:

$$\{(x_i, y_i) \mid x_i \in R^n, y_i \in \{+1, -1\}, i = 1, 2, \dots, l\} \quad (5)$$

则有分类超平面:

$$(\omega \cdot x) + b = 0, \quad x \in R^n, \quad b \in R \quad (6)$$

使得训练集中的2种样本分别位于超平面的两侧,即满足下面不等式:

$$y_i [(\omega \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (7)$$

此时分类间隔为 $2/\|\omega\|$,为使分类结果最优,必须找到 $\|\omega\|$ 的最小值,在线性不可分情况下,引入松弛变量 ξ_i ,使训练样本被准确划分,得到广义

最优分类面:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b} & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i, \\ \text{s. t. } & y_i [(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \\ & \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $C > 0$ 为对错误样本的惩罚系数, C 可以调控被错误分类的训练样本个数。

由于本文的原始故障信号属于非线性信号, 对于非线性问题, 引入核函数:

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \quad (9)$$

式中: $\varphi(x_i)$ 、 $\varphi(x_j)$ 分别代表输入量变量 x_i 、 x_j 到高维 Hilbert 空间中的映射。

此时非线性 SVM 的目标函数为

$$\begin{aligned} \max & \sum_{i=0}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j), \\ \sum_{i=0}^l \alpha_i y_i & = 0, \quad 0 \leq \alpha \leq C, \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (10)$$

常用的核函数主要有多项式核函数、径向基核函数和 Sigmoid 核函数。核函数的选择目前还没有理论依据, 径向基核函数的通用性最好, 因此选用径向基核函数:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\|x - x_j\|/\sigma^2) \quad (11)$$

式中: σ 为核函数的宽度参数, 其作用是控制函数的径向作用范围, 影响样本在高维空间分布的复杂程度。

基于小波包变换和 SVM 的 NPC 三电平逆变器故障诊断步骤如下: (1) 建立 NPC 三电平逆变器仿真模型, 模拟各种故障类型; (2) 对三相电流信号进行采样; (3) 使用小波包变换提取能量特征; (4) 按比例分配训练样本与测试样本; (5) 用训练样本训练 SVM 得到多类 SVM 模型; (6) 利用测试样本进行预测, 比较 SVM 的实际输出和预测输出, 分析故障诊断的正确率。

故障诊断流程如图 4 所示。

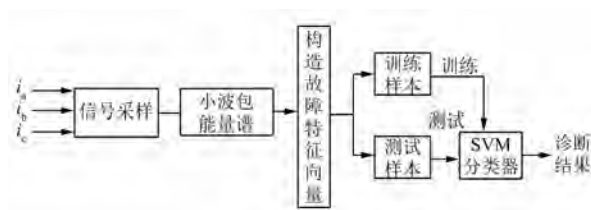


图 4 故障诊断流程图

4 仿真分析

基于 Simulink 建立了 NPC 三电平逆变器的仿真模型, 负载为三相对称阻感负载, $P = 50 \text{ kW}$, $f_N = 50 \text{ Hz}$, $T = 0.2 \text{ s}$ 。

正常运行时, NPC 三电平逆变器输出端的相电流为正弦信号, 相位差为 120° , 如果电源开关发生故障, 逆变器输出端的电流信号将发生改变, 不同类型的故障会产生不同的相电流信号, 相电流信号包含反映故障特征的重要信息, 通过对三相电流信号的分析, 可以间接诊断故障。本文采用三相电流信号作为特征信号, 利用小波包变换提取三相电流信号在不同故障类型下的故障特征信息, 用 SVM 方法进行故障识别, 对逆变器的故障进行诊断。

4.1 故障特征提取

故障信息采集中的每组样本由 A 相电流 I_a 、B 相电流 I_b 、C 相电流 I_c 3 种样本数据构成, 一个样本有 2 000 个数据点, 为了验证故障诊断的有效性, 将三相电流的样本数据进行 60 次蒙特卡洛分析, 得到 60 组按概率分布的电流参数。

对采集的三相电流 I_a 、 I_b 和 I_c 进行 db3 3 层小波包分解, 分别提取第 3 层从低频到高频 8 个频带成分的小波包分解系数。A 相电流信号经过 db3 小波 3 层分解后的结果如图 5 所示。

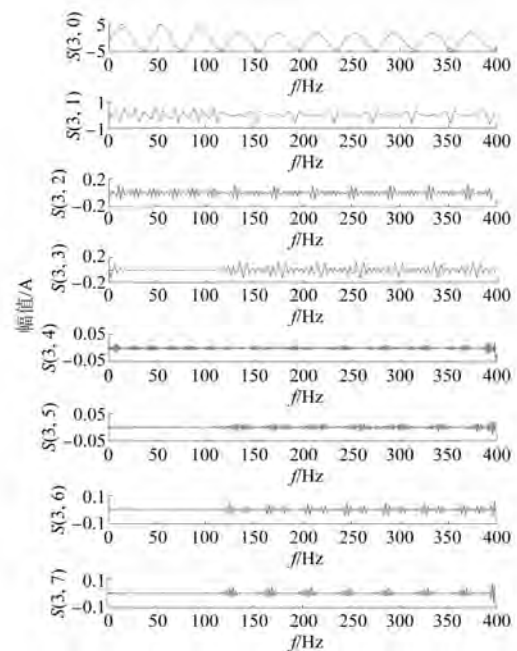


图 5 Sa1 发生故障 A 相电流信号小波包分解结果

对分解后的电流信号进行重构,提取各频带的能量并进行归一化处理,部分故障能量如表 1 所示。部分故障之间的能量区分度较小,因此由能量谱组成特征向量进行训练。

使用小波包变换分别提取出 8 个频带的能量特征,将每种故障模式下的三相电流能量特征组合在一起,构成 24 维故障特征向量,将其作为故障分类模型输入向量。

4.2 训练与测试

使用 SVM 对 NPC 三电平逆变器进行故障诊断,需要对核函数参数 g 及惩罚因子参数 C 进行参数优化,本文采用交叉验证法(CV)验证分类器

性能。将原始数据分成 2 组,一组作为训练集,对分类器进行训练,通过训练学习得到最佳的模型参数;另一组作为验证集,验证训练得到的模型,最后分类结果作为评价分类器的性能指标。

构造多类分类器后,利用多类 SVM 进行故障类型识别。SVM 的输入为故障特征向量,即对原始信号进行小波包变换,输出为故障类型标签。首先,将数据集分为训练样本和测试样本。然后,利用训练样本对 SVM 进行训练,得到训练模型。最后,利用该模型对测试样本进行预测,将预测的标签与实际的标签进行比较,得到故障诊断的正确率。

表 1 部分故障能量

开关	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	E_6	E_7	E_8
Sa1	0.122 1	0.993 6	0.277 7	0.099 4	0.098 3	0.062 4	0.061 4	0.085 2
Sa2	0.504 4	0.948 2	0.237 7	0.140 8	0.542 2	0.314 7	0.341 2	0.336 2
Sa3	0.115 1	0.143 0	0.278 0	0.250 7	0.099 6	0.063 5	0.074 7	0.120 1
Sa1Sa2	0.115 1	0.104 1	0.287 6	0.091 3	0.089 3	0.055 9	0.0492	0.075 2

SVM 的输入端为故障信号的特征向量,即小波包变换提取的 24 维能量值,73 种故障标签分别设定为 1,2,3,⋯,73。每类故障有 60 组数据,数据集总数为 4 380 组,随机抽取总数据的 2/3 设定为训练集,剩余的 1/3 设定为测试集,设置 SVM 核函数的类型为 RBF,采用交叉验证的方法得到的参数 C 和 g 分别为 891.443 8 和 0.010 309。SVM 仿真结果如图 6 所示。

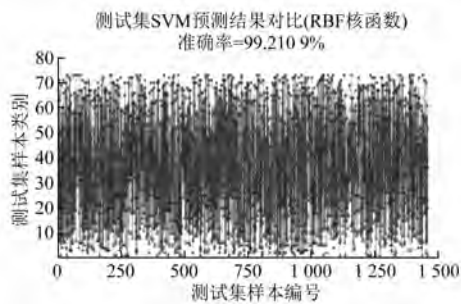


图 6 SVM 仿真结果

从图 6 可以看出,故障识别率为 99.21% (1 445/1 460),结果表明小波包变换提取出的 24 维特征向量可以达到很好的辨识效果,交叉验证寻找最优参数的方法能够取得理想的结果,是目前应用较为普遍的一种方法,该方法易于实现,但是计算量大,尤其对于大样本问题。

在仿真试验中,使用决策树、梯度提升树与 SVM 进行对比分析,输入同样是小波包变换提取出的 24 维特征向量,数据集中的 2/3 设定为训练集,剩余的 1/3 设定为测试集,不同故障诊断方法的诊断结果如表 2 所示。

表 2 诊断结果对比

诊断方法	诊断精度/%
决策树	87.6
梯度提升树	94.7
SVM	99.2

通过对不同方法的比较,发现小波包变换与 SVM 相结合的方法对 NPC 三电平逆变器的故障诊断具有最高的准确性。

5 结 语

本文针对 NPC 三电平逆变器开路故障诊断问题,提出了一种基于小波包变换和 SVM 的故障诊断方法。采用 3 层小波包变换对故障原始数据进行分解、重构得到 24 维故障特征向量作为 SVM 的输入量,运用交叉验证的方法获得最优参数,通过训练数据集得到多类 SVM 模型,方法简单易于实现。结果表明,采用小波包变换的故障数据处

(下转第 100 页)

效率提升了 35.75%, 生产运营成本降低了 26.21%, 不良品率下降了 75.8%, 能源综合利用率提高了 20.11%。

3 结 语

本文基于智能制造新模式的检测工艺, 设计研制了一种电机在线检测装备, 具有自动化程度高、信息交互能力强等特点, 装备运行稳定、测试数据准确、重复性好、维护简单方便, 保障了高强度、快速作业下的电机质量。装备的研制和应用为用户企业进行质量管理提供了设备支持和技术保障, 通过技术性降本增效提高了用户制造电机的竞争力。

(上接第 95 页)

理方法, 提升了故障类型的识别精度, 尤其适用于 NPC 三电平逆变器故障类型较多的情况, 能够很好地满足逆变器故障诊断的需要。

【参 考 文 献】

- [1] ABADI M B, MENDES A M S, CRUZ S M A. Method to diagnose open-circuit faults in active power switches and clamp-diodes of three-level neutral-point clamped inverters [J]. IET Electric Power Applications, 2016, 10(7): 623.
- [2] 万晓凤, 胡海林, 余运俊, 等. 光伏三电平逆变器故障检测和诊断技术研究进展 [J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(12): 1727.
- [3] 郑连清, 邹涛, 姜洪立. 电力电子主电路故障诊断方法研究 [J]. 高电压技术, 2006, 32(3): 84.
- [4] CAI B, ZHAO Y, LIU H, et al. A data-driven fault diagnosis methodology in three-phase inverters for PMSM drive systems [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2017, 32(7): 5590.
- [5] CHENG L, GAO J, ZHANG B, et al. Fault diagnosis of subway auxiliary inverter based on EEMD and GABP [C] // The 26th Chinese Control and Decision Conference (2014 CCDC), 2014.
- [6] 李浩洋, 郭源博, 张晓华. 采用复合特征提取和 SVM 的三电平 STATCOM 故障诊断方法 [J]. 电机与控制学报, 2019, 23(2): 53.
- [7] 王栋瑾, 丁云飞, 朱晨焜, 等. 基于小波包和改进核

【参 考 文 献】

- [1] 袁彩微, 付勇. 工业化和信息化融合影响产业转型升级的文献综述 [J]. 广西质量监督导报, 2018(12): 69.
- [2] 李廉水, 石喜爱, 刘军. 中国制造业 40 年: 智能化进程与展望 [J]. 中国软科学, 2019(1): 1.
- [3] 章鹏杰. 电机制造工艺现状及发展动向 [J]. 科技创新与应用, 2017(16): 158.
- [4] 阎阅, 尤德, 马四松. 电机智能制造信息化平台 [J]. 电机与控制应用, 2017, 44(12): 119.
- [5] 中国电器工业协会. GB/T 1032—2012: 三相异步电动机试验方法 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2012.
- 最近邻算法的风机齿轮箱故障诊断方法 [J]. 电机与控制应用, 2019, 46(1): 108.
- [8] 唐琛, 杨剑, 任兴, 等. 基于小波变换的开关磁阻电机系统功率变换器故障诊断 [J]. 电机与控制应用, 2018, 45(9): 125.
- [9] 陶洪峰, 周超超, 杨慧中. 基于 EMD-DTRVM 方法的三电平逆变器故障诊断 [J]. 控制工程, 2019, 26(12): 2291.
- [10] TALHA M, ASGHAR F, KIM S H. A novel three-phase inverter fault diagnosis system using three-dimensional feature extraction and neural network [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2019, 44: 1809.
- [11] 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.
- [12] 王福忠, 曹斌, 韩素敏, 等. 二极管钳位式三电平逆变器功率管开路故障诊断 [J]. 制造业自动化, 2019, 41(7): 17.
- [13] 李俊卿, 李忠徽, 全宗义. 基于支持向量机和 D-S 证据理论的双馈风机定子匝间短路故障诊断 [J]. 电机与控制应用, 2018, 45(5): 99.
- [14] 陶涛, 马小燕, 花良浩. 改进型 SVM 在轴向磁轴承转子位移自检测中的应用 [J]. 电机与控制应用, 2018, 45(10): 106.
- [15] 薛浩然, 张珂珩, 李斌, 等. 基于布谷鸟算法和支持向量机的变压器故障诊断 [J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(8): 8.