DOI：10.13890/j.issn.1000-128X.2023.01.013
文章编号：1000-128X(2023)01-0097-07

基于ICEEMDAN-FE和支持向量机的三电平逆变器的故障诊断技术

曹瑞钧，郭其一
（同济大学 电子与信息工程学院，上海 201804）

摘 要：为了提高三电平逆变器复杂开路故障诊断的准确率，提出了一种应用“改进自适应噪声完备集合经验模态分解–模糊熵（ICEEMDAN–FE）”和“支持向量机（SVM）”结合的三电平逆变器故障诊断方法。首先，检测信号选取三相负载电压，为降低特征向量的维数，对三相负载电压进行Concordia变换，转换为α-β相电压；然后，通过ICEEMDAN算法提取α-β相电压的特征，得到不同尺度的内禀模态函数（IMF），再利用主成分分析（PCA）降维剔除IMF虚假分量；最后，计算优选的IMF的模糊熵均值作为特征向量，输入到多分类SVM中进行训练分类，进而实现对二极管中点箝位型（NPC）三电平逆变器的故障诊断。仿真试验结果表明，该方法能够有效识别多种开路故障模式，具有抗噪性能强，诊断速度快，诊断精度高等优点。

关键词：三电平逆变器；ICEEMDAN-FE；主成分分析；支持向量机；特征提取；故障诊断；仿真
中图分类号：TM464　　**文献标识码：**A

Fault diagnosis technology for three-level inverter based on ICEEMDAN-FE and SVM

CAO Ruijun, GUO Qiyi

(College of Electronic and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: In order to improve the accuracy to diagnose complex open-circuit faults for three-level inverters, a new fault diagnosis method of three-level inverters was proposed, combining improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise-fuzzy entropy (ICEEMDAN-FE) and support vector machine (SVM). First, the detection signal is supplied at three-phase load voltage, which was converted into α-β phase voltage by Concordia to reduce the dimension of the eigenvector. Second, the characteristics of the α-β phase voltage were extracted by the ICEEMDAN algorithm to generate the intrinsic modal functions (IMFs) at multiple scales. Then the principal component analysis (PCA) was conducted for dimensionality reduction to remove the false component of IMFs. Finally, the optimized mean FE of the IMFs was used as the eigenvector input into the multi-class SVM for training classification, to further enable fault diagnosis of the diode midpoint clamped (NPC) three-level inverters. The simulation results show that the proposed method can effectively identify a variety of open-circuit failure modes, and has the advantages of strong noise resistance, fast diagnosis and high diagnostic accuracy.

Keywords: three-level inverter; ICEEMDAN-FE; principal component analysis; support vector machine (SVM); characteristics extraction; fault diagnosis; simulation

0 引言

随着电力电子技术的不断发展，多电平拓扑结构的逆变器应用日益增多。其中，三电平的逆变器在大功率设备中应用尤为突出，与传统的两电平逆变器相比，三电平逆变器的各个功率开关承受的电压应力较

通信作者：曹瑞钧（1996—），男，硕士研究生，研究方向为多电平逆变器智能故障检测与诊断；E-mail: 854424609@qq.com
引用格式：曹瑞钧, 郭其一. 基于ICEEMDAN-FE和支持向量机的三电平逆变器的故障诊断技术[J]. 机车电传动, 2023(1): 97-103.
Citation: CAO Ruijun, GUO Qiyi. Fault diagnosis technology for three-level inverter based on ICEEMDAN-FE and SVM[J]. Electric Drive for Locomotives, 2023(1): 97-103.

小，输出电压和电流的谐波含量小。目前，三电平逆变电路主要包括中性点箝位型、级联型和飞跨电容型[1]。在这3类逆变器中，中性点箝位型（NPC）电路具有拓扑结构简单、负载容易控制、变频调速性能较好等优点。然而，由于三电平电路拓扑结构使用了更多的功率开关器件，如绝缘栅双极型晶体管（IGBT），导致故障发生率提高、系统可靠性下降。任何功率器件开关故障都可能导致输出波形失真和直流侧电压不平衡，甚至导致逆变器停止工作，造成巨大的经济损失[2]。在实际工程应用中，变流器驱动电路集成短路故障检测和过流/过压保护功能逐渐成为了标准配置，当发生短路故障时，短路保护装置会立刻将短路故障点切除，短路故障将在很短时间内转化为开路故障[3]。因此，本文的研究重点是功率器件的开路故障诊断。

国内外针对逆变器故障诊断问题的研究已经开展多年，并取得了一些进展，诊断技术可划分为基于解析模型、基于信号处理和基于知识的3种方法。文献[4]基于解析模型的方法，提出一种非侵入式的诊断方法，这种方法无需复杂计算即可提取出故障特征向量，半实物仿真试验表明该方法具有较高的可靠性和鲁棒性。文献[5]基于知识的方法，对三电平逆变器输出的负载电压进行谐波分析，将谐波分析后所得的参数作为神经网络的输入，但是该方法需要分别建立主神经网络和辅助神经网络，算法相对复杂。文献[6-8]结合基于信号处理和基于知识这2类诊断方法开展研究，其中文献[6]对逆变器输出的负载电流信号进行Concordia变换，再利用小波函数分解，获得逆变器在不同状态下的故障特征，构建支持向量机（Support Vector Machine，SVM）多分类器判断故障类型，并测试诊断效率；文献[7]提出一种基于经验模态分解和决策树分类算法向量机的三电平逆变器故障诊断策略，该方法不需要人为设定参数，结构简单，训练时间短，故障诊断速度快且精度较高；文献[8]通过集合经验模态分解（EEMD）法进行故障特征提取，采用遗传算法优化BP神经网络进行故障诊断，以辅助逆变器三相半波电压值作为测量数据，实现了故障诊断的目的。

针对NPC型三电平逆变器中非典型故障难以分类的问题，本文提出一种基于“改进自适应噪声完备集合经验模态分解–模糊熵（ICEEMDAN–FE）”和SVM结合的方法对其进行故障识别。该方法从仿真中获得不同工况下的三相输出电压，经Concordia坐标变换后获得α-β相电压的数据集，用于训练和测试开发的故障诊断系统；利用ICEEMDAN来提取α-β相电压信号特征；再用FE和主成分分析（Principal Component Analysis，PCA）方法处理分解后的内禀模态函数（intrinsic modal function，IMF）分量，将其输入到SVM中进行训练和测试；利用SVM算法对三电平逆变器的故障进行诊断，并确定功率开关管的故障类型和位置。在故障诊断精度满足要求的情况下，验证了基于SVM的故障诊断模型的准确性和可靠性。

1 三电平逆变器故障分析

三电平逆变器主电路拓扑如图1所示，由三相桥臂组成，每个相桥臂的组件包括4个IGBT器件（K_{x1}~K_{x4}）、4个续流二极管（D_{x1}~D_{x4}）和2个箝位二极管（D_{x5}~D_{x6}）。续流二极管与IGBT反向并联，为电流提供反向导通回路，箝位二极管连接IGBT和直流侧电容中点。

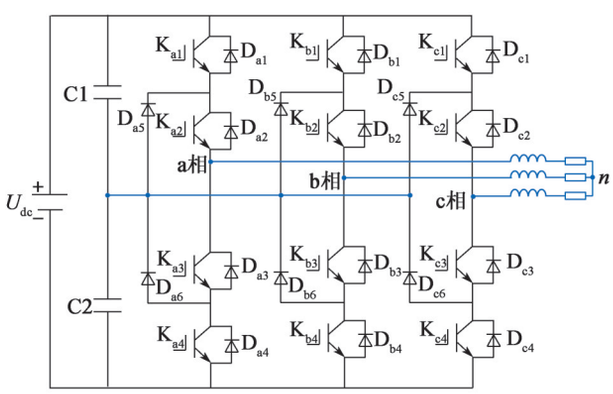


图1 NPC三电平逆变器主电路拓扑结构

Fig. 1 Topology of main circuit for NPC three-level inverter

本文采用空间矢量脉宽调制技术（SVPWM）控制逆变器开关状态，每相桥臂都有3种工作状态。以A相桥臂为例，表1显示了桥臂状态与开关状态之间的关系。在表1中，“T_{an} = 1”（n = 1, 2, 3, 4）表示IGBT器件K_{an}处于“导通”状态，“T_{an}=0”表示IGBT器件K_{an}处于“关闭”状态 。

表1 NPC型逆变器开关状态

Table 1 Switching status of NPC-type inverter

T_{a1}	T_{a2}	T_{a3}	T_{a4}	工作状态	输出电压
1	1	0	0	P	$U_{dc}/2$
0	1	1	0	O	0
0	0	1	1	N	$-U_{dc}/2$

目前，对于三电平逆变器典型的单管故障及其同一桥臂双管故障已有大量学者做了深入研究[9]，故本文对NPC三电平逆变器非典型故障进行重点研究，将故障分为以下3类：

①对于位于不同桥臂的上半桥且不同位置的2个IGBT，存在12种不同组合的故障；

②对于位于不同桥臂的下半桥且不同位置的2个IGBT，存在12种不同组合的故障；

③对于不同桥臂、不同半桥和不同位置的2个IGBT，存在24种不同组合的故障。

3类故障合计有48种不同组合，如表2所示。

表2　三电平逆变器开路故障类型

Table 2　Open circuit fault type three level inverter

类型	划分依据	故障器件
1	对于不同桥臂的上半桥且不同位置的2个IGBT	$K_{a1}K_{b1}$, $K_{a1}K_{b2}$, $K_{a1}K_{c1}$, $K_{a1}K_{c2}$, $K_{a2}K_{b1}$, $K_{a2}K_{b2}$, $K_{a2}K_{c1}$, $K_{a2}K_{c2}$, $K_{b1}K_{c1}$, $K_{b1}K_{c2}$, $K_{b2}K_{c1}$, $K_{b2}K_{c2}$
2	对于位于不同桥臂的下半桥且不同位置的2个IGBT	$K_{a3}K_{b3}$, $K_{a3}K_{b4}$, $K_{a3}K_{c3}$, $K_{a3}K_{c4}$, $K_{a4}K_{b3}$, $K_{a4}K_{b4}$, $K_{a4}K_{c3}$, $K_{a4}K_{c4}$, $K_{b3}K_{c3}$, $K_{b3}K_{c4}$, $K_{b4}K_{c3}$, $K_{b4}K_{c4}$
3	对于不同桥臂、不同半桥和不同位置的2个IGBT	$K_{a1}K_{b3}$, $K_{a1}K_{b4}$, $K_{a1}K_{c3}$, $K_{a1}K_{c4}$, $K_{a2}K_{b3}$, $K_{a2}K_{b4}$, $K_{a2}K_{c3}$, $K_{a2}K_{c4}$, $K_{b1}K_{a3}$, $K_{b1}K_{a4}$, $K_{b1}K_{c3}$, $K_{b1}K_{c4}$, $K_{b2}K_{a3}$, $K_{b2}K_{a4}$, $K_{b2}K_{c3}$, $K_{b2}K_{c4}$, $K_{c1}K_{a3}$, $K_{c1}K_{a4}$, $K_{c1}K_{b3}$, $K_{c1}K_{b4}$, $K_{c2}K_{a3}$, $K_{c2}K_{a4}$, $K_{c2}K_{b3}$, $K_{c2}K_{b4}$

对于表2中的NPC三电平逆变器48种非典型故障状态，本文采用MATLAB/Simulink建立NPC三电平逆变器系统模型，并进行仿真结果分析，NPC三电平逆变器Simulink仿真模型如图2所示。在正常工况下，设定直流侧输入电压为800 V，输出端接三相对称阻性负载，无故障工况以及非典型故障模式下的负载电压波形如图3所示，为方便起见，故障状态下只给出了“K_{a1}、K_{b1}”“K_{a1}、K_{b3}”“K_{a3}、K_{b4}”同时开路故障时的三相电压波形。

2　信号特征提取方法

2.1　故障信号诊断流程

图4为本文提出的三电平逆变器故障诊断方法的流程图。

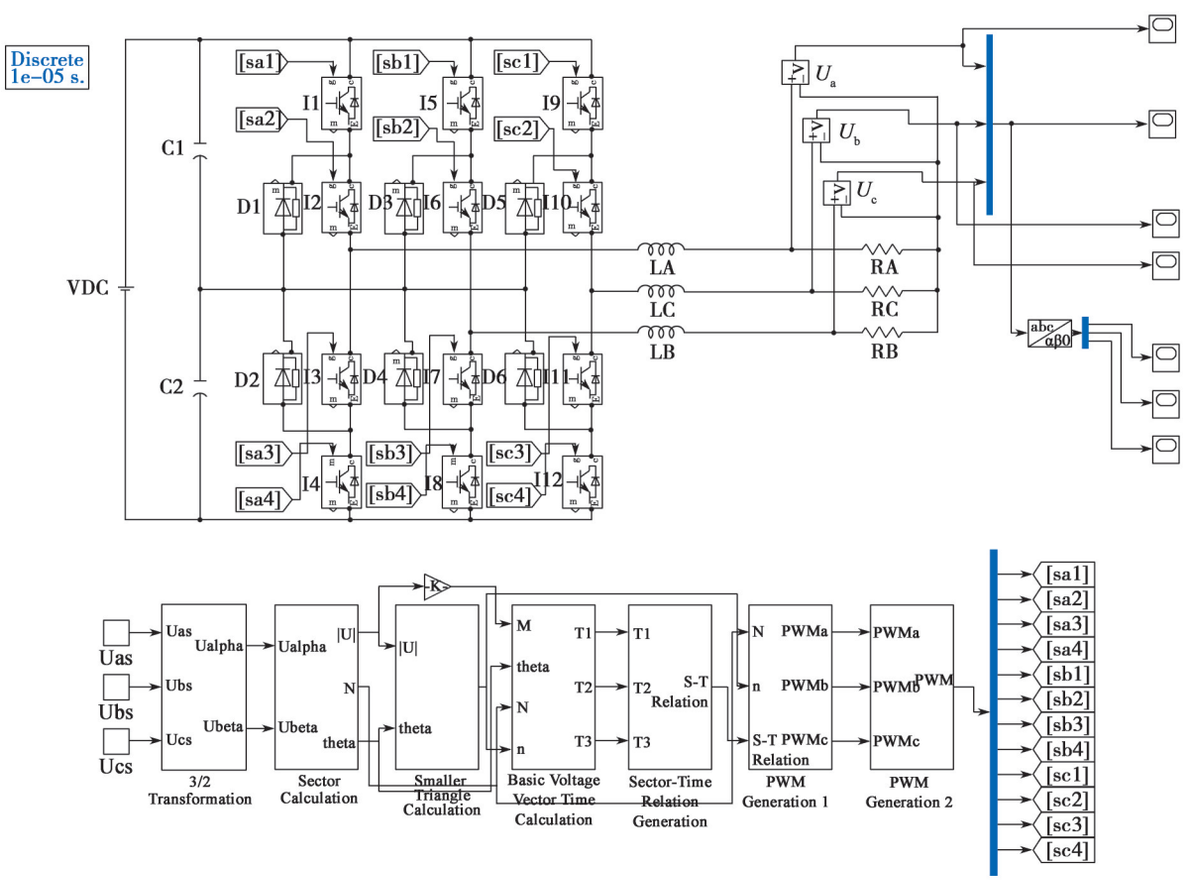
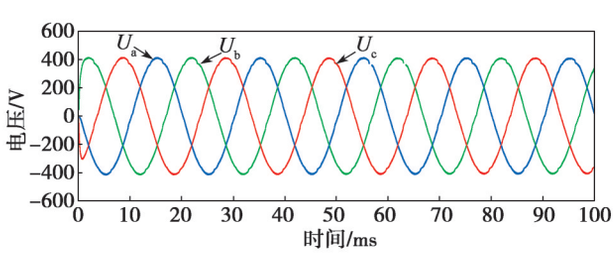
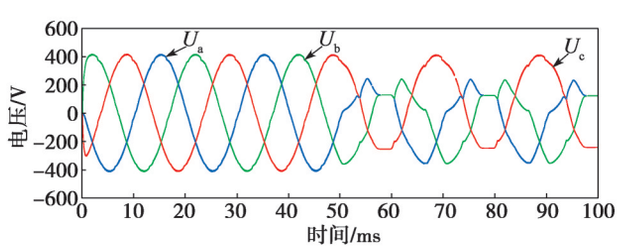


图2　NPC三电平逆变器仿真模型

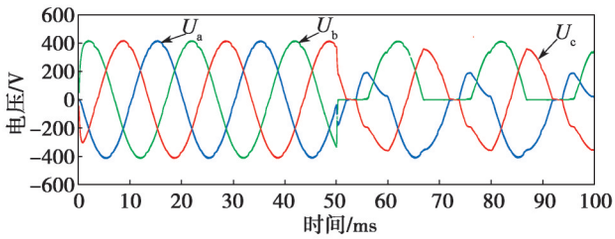
Fig. 2　Simulation model for NPC three-level inverter



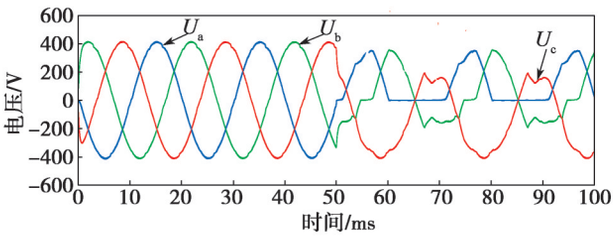
(a) 正常状态



(b) K_{a1}、K_{b1}开路故障



(c) K_{a1}、K_{b3}开路故障



(d) K_{a3}、K_{b4}开路故障

图3 不同情形下的三相负载电压波形

Fig. 3 Three-phase load voltage waveforms under different conditions

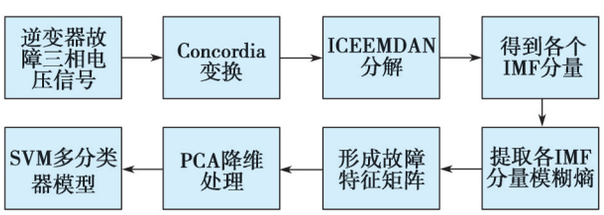


图4 逆变器故障诊断策略框图

Fig. 4 Block diagram of fault diagnosis strategy for inverter

2.2 ICEEMDAN算法

ICEEMDAN算法由学者Colominas提出，该算法的主要目的是解决完全自适应噪声集合经验模态分解（CEEMDAN）中残留噪声和伪模态的问题。传统的CEEMDAN的方法在每次迭代中利用多个添加自适应噪声的原始信号或残余分量进行EEMD分解，从而得到多个IMF，然后对多个IMF做平均处理得到最终的IMF。相比于CEEMDAN，ICEEMDAN采用了上一步计算的残差与本次计算的多个添噪信号残差平均值的差作为本次迭代的IMF，可以进一步解决模态混合问题，减少分解结果中的IMF虚假分量。试验结果证明，ICEEMDAN方法对白噪声信号处理效果更好，能够解决经验模态分解（EMD）模态混叠问题和CEEMD计算用时长的问题，分解效率显著提高[10]。ICEEMDAN算法计算步骤如下：

第1步：在初始信号$X^{(i)}$的基础上构造N个可控噪声信号$E_1(\omega^{(i)})$

$$X^{(i)}=x+\beta_0 E_1(\omega^{(i)}),\quad i=1,2,3,\cdots,N \tag{1}$$

式中：$X^{(i)}$为第i个构造信号，；β_0为一次分解时信号的噪声标准偏差；$\omega^{(i)}$为第i个被添加的零均值单位方差白噪声；$E_1(\,)$为计算信号第一个IMF算子。

第2步：计算每一个$X^{(i)}$的局部平均值，得到第1个残余分量r_1

$$r_1=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}M\left(x(i)\right) \tag{2}$$

式中：$M(\,)$为局部均值函数。

第3步：将原信号X减去第1个残差r_1，得到原信号的第1个内涵模态分量I_{IMF1}

$$I_{\mathrm{IMF1}}=X-\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}M\left(x(i)\right) \tag{3}$$

第4步：构造第2个分解信号$r_1+\beta_1 E_2\left(\omega^{(i)}\right)$，计算第1个内涵模态分量，记为$I_{\mathrm{IMF2}}$

$$I_{\mathrm{IMF2}}=r_1-r_2=r_1-\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}M\left(r_1+\beta_1 E_2\left(\omega^{(i)}\right)\right) \tag{4}$$

第5步：计算第k次分解后的残差$r_k(k\geqslant 2)$

$$r_k=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}M\left(r_{k-1}+\beta_{k-1}E_k\left(\omega^{(i)}\right)\right) \tag{5}$$

第6步：将上一次计算的残差r_{k-1}减去本次计算的残差r_k，得到第k个内涵模态分量$I_{\mathrm{IMF}k}$

$$I_{\mathrm{IMF}k}=r_{k-1}-r_k \tag{6}$$

第7步：计算第$k=k+1$个模态，返回到第5步，直到残差项小于2个局部极值，迭代分解停止。

2.3 模糊熵

熵是一个广义的概念，它被用来衡量一个系统或一条信息的不确定性。近似熵和样本熵都是衡量时间序列的复杂性的方法，二者的定义都使用阶跃函数来测量2个向量之间的相似度，单位阶跃函数具备二态分类器的性质。然而，在实际应用中，这2个类之间的边界较模糊，比较难以确定输入样本的类别。为了解决这一难题，模糊熵（Fuzzy Entropy，FE）被提出，模糊度是描述模糊集程度的一个定量指标。FE用高斯函数代替了阶跃函数，具有指数函数的连续性，可以有效地克服样本熵和近似熵的缺点[11]。由于不同故障信号在不同特征频段的复杂度各不相同，因此可以用FE作为信号的故障特征，区分不同类别的故障信号。

对NPC三电平逆变器的三相负载电压信号通过Concordia变换转化成α-β两相电压信号，对α-β每一相电压信号分别进行ICCEMDAN分解，产生n个IMF分量，计算各IMF分量的FE，构成1个n维向量，即故障特征向量S为

$$S=\left[\mathrm{Fuzzy}\,E_{n1},\mathrm{Fuzzy}\,E_{n2},\cdots,\mathrm{Fuzzy}\,E_{nN}\right] \tag{7}$$

FE算法如下：

第1步：将ICCEMDAN算法IMF分量序列$U_i=\{u_1,u_2,\cdots,u_N\}$状态空间重构，具体如下：

$$X_i^m=\{u(i),u(i+1),\cdots,u(i+m+1)\}-u_0(i) \tag{8}$$

$$u_0(i)=\frac{1}{m}\sum_{k=0}^{m-1}u(i+k) \tag{9}$$

第2步：计算任意2个不同样本X_i^m和X_j^m之间的距

离 $d\left[X_i^m, X_j^m\right]$

$$d\left[X_i^m, X_j^m\right] = \max_{k\in(0,m-1)}\left\{\left|\left(u(i+k)-u_0(i)\right)-\left(u(i+k)-u_0(j)\right)\right|\right\} \tag{10}$$

第3步：通过模糊函数，定义向量 X_i^m 和 X_j^m 的相似度 D_{ij}^m

$$D_{ij}^m = \mu\left(d_{ij}^m, n, r\right) = \mathrm{e}^{-\ln 2\left(\frac{d_{ij}^m}{r}\right)^n} \tag{11}$$

式中：n 为模糊函数梯度；r 为相似容限。

第4步：定义样本平均相似度函数 $\varphi_m(r)$

$$\varphi_m(r) = \frac{1}{N-M}\sum_{i=1}^{N-M}\left[\frac{1}{N-M-1}\sum_{j=1,j\neq i}^{N-M} D_{ij}^m\right] \tag{12}$$

第5步：原始信号的FE为

$$\text{Fuzzy } E_n(m\cdot n, r, N) = -\ln\frac{\varphi_{m+1}(r)}{\varphi_m(r)} \tag{13}$$

相比于样本熵方法，FE方法通过均值运算，去除了基线漂移的影响，并且向量的相似性不再由绝对幅值差确定，而由指数函数确定的模糊函数形状决定，从而将相似性度量模糊化[12]。由于FE评估了不规则信号的模糊不确定性，FE方法具有更好的抗噪声鲁棒性，对信号噪声不敏感，对信号的动态变化非常敏感[13]。

2.4　主成分分析法PCA

对NPC逆变器三相负载电压信号进行Concordia坐标变换后通过ICCEMDAN分解并提取均值FE后，生成的故障特征向量维数较高，而高维的故障特征输入SVM训练会导致训练网络复杂度变大，训练时间变长，训练模型的泛化性变差，降低了故障诊断模型性能。PCA能够将提取的故障特征向量降维，筛选出无关冗余分量和干扰信息，去除故障数据之间的共线性来优化诊断模型，在时间和识别准确率上可以取得良好的效果。本文故障特征矩阵维数为14，经过PCA降维，将累计方差贡献率超过80%的前10维特征输入到SVM中。

3　故障分类方法

SVM是数据挖掘的研究领域之一，也是基于结构风险最小化的最流行的工具之一。SVM对数据进行分类的主要思路为：将原始非线性数据映射到1个高维特征空间中，在这个空间中构建1个最优超平面分割训练样本中的点，使训练样本集中点的位置尽可能地远离该平面。核函数用于在不同类之间的最大距离中找出数据的优化分离边界，并将非线性映射执行到特征空间。因此，SVM被广泛应用于模式识别、非线性系统识别、建模、预测和控制等方面[14]。

SVM的常用核函数包括Sigmoid核函数、多项式核函数、径向基核函数、感知器核函数。本文选择径向基核函数训练多分类器SVM来判断逆变器故障类型。

4　ICEEMDAN-SVM故障诊断

为了验证ICEEMDAN和SVM的故障诊断方法性能，本文在MATLAB/Simulink仿真平台中搭建NPC逆变器仿真模型采集数据。逆变器直流侧电压分别设置为700 V、800 V、900 V、1 000 V，每相对称阻性负载分别设置为20 Ω、15 Ω和10 Ω。试验共采集到588组数据样本，选择NPC三电平逆变器负载电压 U_a、U_b、U_c 经坐标变换后的 U_α、U_β 电压信号作为故障信号，经过ICEEMDAN分解并提取FE，得到1个14维的故障特征矩阵。由于故障类型较多，故仅展示4种状态下样本模糊熵原始数据，如表3所示。经过PCA对故障特征向量降维，将累计方差贡献率80%以上的前10维特征输入到SVM中。

表3　部分ICEEMDAN模糊熵值原始数据

Table 3　Raw data of partial ICEEMDAN fuzzy entropy

故障类型	α－β相电压	故障特征向量						
无故障	α相电压	1.914	1.170	0.793	0.358	0.218	0.109	0.048
	β相电压	1.551	1.172	0.788	0.269	0.159	0.075	0.033
K_{a1}、K_{b1}故障	α相电压	1.238	0.936	0.627	0.253	0.155	0.082	0.042
	β相电压	1.100	1.082	0.712	0.282	0.178	0.094	0.039
K_{a1}、K_{b3}故障	α相电压	1.667	1.029	0.725	0.305	0.180	0.098	0.031
	β相电压	1.485	1.045	0.646	0.208	0.115	0.060	0.034
K_{a3}、K_{b4}故障	α相电压	0.965	0.704	0.431	0.174	0.099	0.048	0.024
	β相电压	1.319	0.923	0.617	0.172	0.094	0.062	0.041

4.1　信号特征提取

选取仿真模型采集到的数据作为样本，12种工况下得到588组数据，每种工况49组样本信号，分别划分为训练集和验证集，其中75%的数据为训练集，25%的数据为验证集。以NPC三电平逆变器正常工况为例，使用ICEEMDAN对样本信号进行分解，ICEEMDAN分解NPC逆变器正常工况的IMF分量如图5所示。

计算IMF分量FE均值，模糊函数重构维数 m 取2，模糊函数阈值大小 r 取0.25，模糊函数边界宽度尺度因子取2。对电压信号FE提取完成后，再使用PCA对提取的故障特征向量进行降维，在压缩数据的同时让信息损失最小化，更好地表征故障特征信号。本文的故障特征矩阵为14维矩阵，经过PCA降维，将累计方差贡献率80%以上的前10维特征矩阵输入到

SVM 中。

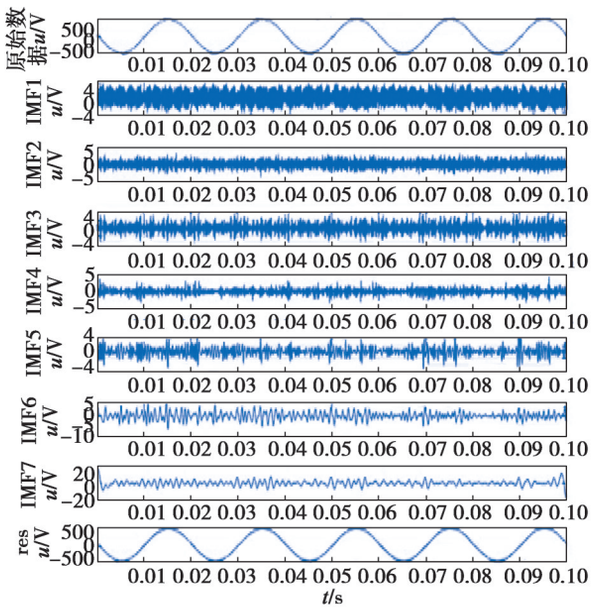


图 5　NPC 逆变器正常工况经 ICEEMDAN 分解结果

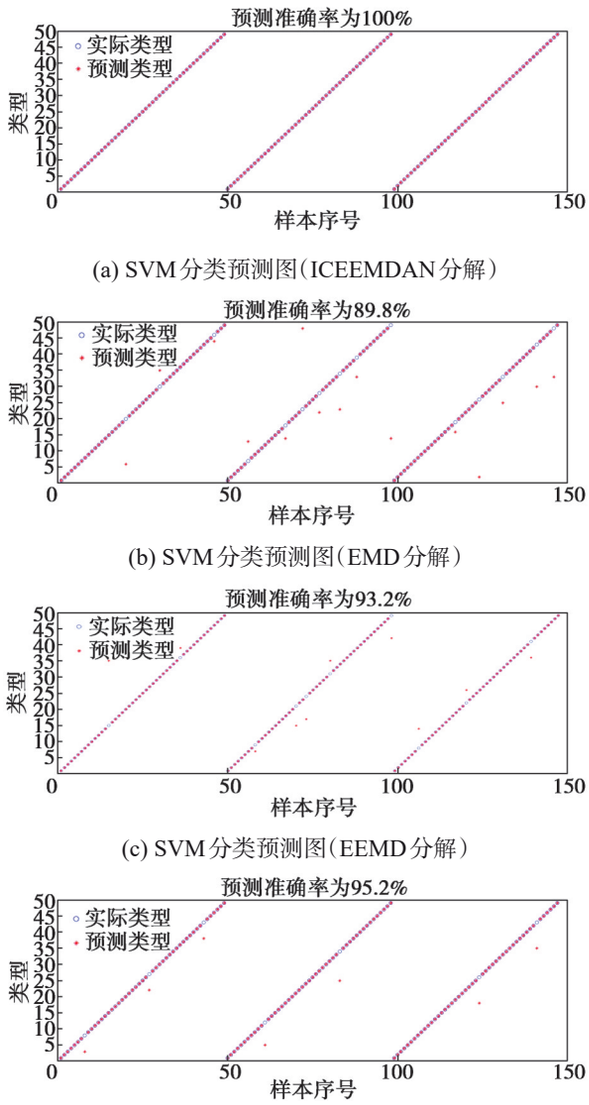
Fig. 5　Decomposition results of NPC inverter at normal operating conditions by ICEEMDAN

4.2　NPC 逆变器数据样本建立及故障分类

SVM 故障特征样本建立过程如下：将上述三相负载电压提取的 α 相和 β 相的故障特征向量合并作为 1 组数据样本，改变直流母线输入电压幅值和阻性负载大小，共得到 588 个故障特征样本，选取 441 个样本作为训练集，选取 147 个样本作为测试集，选用径向基核函数，核函数参数 g 为 $1/k$（k 为特征向量维数 10），惩罚因子 c 为 100，并将表 2 中的 49 组样本（包括正常和故障类型）依次编号，作为分类标签，分别对训练集和测试集进行分类，均得到了正确的分类结果，结果如图 6(a)所示。

本文还进行了不同分类方法的对比试验，分别把用 EMD、EEMD 和 CEEMDAN 方法提取的特征矩阵输入到 SVM 中进行分类，并与 ICEEMDAN 方法比较分类准确率，得到的分类结果如图 6(b)~图 6(d) 所示。由图 6 可知，当使用 ICEEMDAN 方法时，测试集 SVM 分类准确率为 100%；当使用 EMD 方法时，测试集 SVM 分类准确率为 89.8%，其中“正常工况+故障工况”有 15 组样本错分；当使用 EEMD 方法时，测试集 SVM 分类准确率为 93.2%，其中“正常工况+故障工况”中有 10 组样本错分；当使用 CEEMDAN 方法时，测试集 SVM 分类准确率为 95.2%，其中“正常工况+故障工况”有 7 组样本错分。

表 4 对比了 3 种方法的分类准确率，并统计了 3 种方法对每种工况提取 49 组特征向量的耗时。由表 4 可知，使用 ICEEMDAN 和 SVM 相结合的方法可以很好地兼顾分类准确率和计算耗时，能够更准确快速地解决 NPC 逆变器复合故障分类问题，证明了该方法的可行性和优越性。



(a) SVM 分类预测图（ICEEMDAN 分解）

(b) SVM 分类预测图（EMD 分解）

(c) SVM 分类预测图（EEMD 分解）

(d) SVM 分类预测图（CEEMDAN 分解）

图 6　3 种方法测试集分类结果

Fig. 6　Classification results of test sets by three methods

表 4　3 种方法分类对比

Table 4　Comparison of classification among three methods

特征提取方法	分类准确率/%	分类用时/s
EMD	89.8	147.532
EEMD	93.2	274.318
CEEMDAN	95.2	683.064
ICEEMDAN	100.0	497.411

5　结论

针对 NPC 三电平逆变器非典型复合故障分类问题，本文通过 ICEEMDAN-FE 与 SVM 方法，利用 ICEEMDAN 算法对不同工况信号分解，改善了 CEEMDAN 方法造成的模态混淆和噪声干扰等问题，最后使用 SVM 对 NPC 逆变器非典型故障信号进行分类。试验结果表明，相比于 EMD、EEMD 和 CEEMDAN 这 3 类特征提

取方法，本文提出的方法能够有效快速诊断出多种故障模式，诊断准确率能够达到100%。

参考文献：

[1] RODRIGUEZ J, BERNET S, STEIME P K, et al. A survey on neutral-point-clamped inverters[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(7): 2219-2230.

[2] PENG Tao, TAO Hongwei, YANG Chao, et al. A uniform modeling method based on open-circuit faults analysis for NPC-three-level converter[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2019, 66(3): 457-461.

[3] SHEN Haolan, TANG Xin, AI Sheng, et al. Mixed-type open-circuit fault diagnosis for NPC inverters using a dual-input CNN[C]//IEEE. 2021 IEEE 4th International Electrical and Energy Conference (CIEEC). Wuhan, China: IEEE, 2021: 1-7.

[4] 成庶, 赵俊栋, 李凯迪, 等. 一种基于相电流轨迹的逆变器开路故障诊断方法[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(10): 2584-2593.
CHENG Shu, ZHAO Jundong, LI Kaidi, et al. An open-circuit fault diagnosis method for inverter based on phase current trajectory[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2019, 16(10): 2584-2593.

[5] HAN Pengcheng, HE Xiaoqiong, REN Haijun, et al. Fault diagnosis and system reconfiguration strategy of a single-phase three-level neutral-point-clamped cascaded inverter [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2019, 55 (4): 3863-3876.

[6] 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 Jiang, WANG Qiang, GONG Chunying. Inverter power switch fault diagnosis technique research based on wavelet and Concordia transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(12): 3110-3116.

[7] 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): 2291-2298.
TAO Hongfeng, ZHOU Chaochao, YANG Huizhong. Faults diagnosis of three-level inverter based on EMD-DTRVM[J]. Control Engineering of China, 2019, 26(12): 2291-2298.

[8] 蔡鹏飞, 郑树彬, 彭乐乐. 基于EEMD和GA-BP的列车辅助逆变器开路故障诊断研究[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(7): 25-31.
CAI Pengfei, ZHENG Shubin, PENG Lele. Research on open-circuit fault diagnosis of train auxiliary inverter based on EEMD and GA-BP[J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(7): 25-31.

[9] 曹茂琨, 帕孜来·马合木提. 基于CEEMD-SE的三电平逆变器复杂故障诊断[J]. 现代电子技术, 2022, 45(2): 73-78.
CAO Maokun, MAHEMUTI Pazilat. CEEMD-SE based complex fault diagnosis of three-level inverter[J]. Modern Electronics Technique, 2022, 45(2): 73-78.

[10] 吴娟. 三电平逆变器的故障诊断策略研究[D]. 无锡: 江南大学, 2016.
WU Juan. Research on fault diagonosis strategy of the three-level inverter[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2016.

[11] LI Yongbo, WANG Xianzhi, LIU Zhenbao, et al. The entropy algorithm and its variants in the fault diagnosis of rotating machinery: a review[J]. IEEE Access, 2018, 6: 66723-66741.

[12] 吴占涛. 自适应特征尺度分解方法及其在旋转机械故障诊断中的应用[D]. 长沙: 湖南大学, 2015.
WU Zhantao. Research on adaptive characteristic-scale decomposition and its application to rotating machinery fault diagnosis[D]. Changsha: Hunan University, 2015.

[13] ZHENG Jinde, PAN Haiyang, CHENG Junsheng. Rolling bearing fault detection and diagnosis based on composite multiscale fuzzy entropy and ensemble support vector machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 85: 746-759.

[14] 王浩楠, 崔宝珍, 彭智慧, 等. 应用ICEEMDAN和SVM的行星齿轮箱故障诊断[J]. 机械科学与技术, 2023, 42(1): 24-30.
WANG Haonan, CUI Baozhen, PENG Zhihui, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox using ICEEMDAN and SVM [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023, 42(1): 24-30.

收稿日期：2022-11-29
修回日期：2023-01-01