

# 基于励磁电流时序特征的核电多相旋转整流器 二极管开路故障诊断

胡启昊<sup>1</sup>, 郝亮亮<sup>1</sup>, 周艳真<sup>2\*</sup>, 蔡宇昂<sup>1</sup>, 梁郑秋<sup>1</sup>, 段贤稳<sup>3</sup>, 王光<sup>4</sup>

(1. 北京交通大学电气工程学院, 北京市海淀区 100044; 2. 清华大学电机工程与应用电子技术系, 北京市海淀区 100084; 3. 中广核核电运营有限公司, 广东省 深圳市 518172; 4. 南京南瑞继保电气有限公司, 江苏省 南京市 211102)

## Diode Open-circuit Fault Diagnosis of Nuclear Multi-phase Rotating Rectifier Based on Timing Features of Field Current

HU Qihao<sup>1</sup>, HAO Liangliang<sup>1</sup>, ZHOU Yanzhen<sup>2\*</sup>, CAI Yu'ang<sup>1</sup>,  
LIANG Zhengqiu<sup>1</sup>, DUAN Xianwen<sup>3</sup>, WANG Guang<sup>4</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Haidian District, Beijing 100044, China; 2. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Haidian District, Beijing 100084, China; 3. China Nuclear Power Operations Co., Ltd., Shenzhen 518172, Guangdong Province, China; 4. NR Electric Co., Ltd., Nanjing 211102, Jiangsu Province, China)

**ABSTRACT:** It is of great significance to realize the fault diagnosis of multi-phase rotating rectifier for ensuring the safe and stable operation of nuclear power system. However, it is almost impossible to accurately identify the diode open-circuit fault modes of rotating rectifier by existing methods. First, the theoretical basis of taking field current as diagnostic variable is analyzed. Then, the Shapelet transform algorithm is introduced to extract and mine the most representative and identifiable sub-sequence of field current under different fault modes based on its advantages in interpretability and accuracy of local difference identification. Finally, combined with the machine learning classifier, the fault mode classification results are obtained and a complete fault diagnosis scheme is proposed. Through simulation model and model machine of 11-phase brushless excitation system to validate the proposed method, the results show that the method can directly and precisely characterize the local characteristics of different types of fault currents, and the difference of distribution of fault data is significantly improved after transformation. Simple classifiers can be combined to achieve fast and accurate fault diagnosis, which has practical application potential.

**KEY WORDS:** brushless exciter; multi-phase angular; rotating rectifier; fault diagnosis; field current; Shapelet transform

**摘要:** 实现多相旋转整流器的故障诊断对保障核电系统安全稳定运行至关重要。然而, 现有方法难以准确识别旋转整流

器的二极管开路故障模式。为此, 该文首先分析将励磁电流作为诊断变量的理论依据; 然后, 引入形状子特征(Shapelet)变换算法, 充分利用其在可解释性和局部差异识别准确性的优势, 提取和挖掘不同故障模式下励磁电流最具有代表性和辨识度的特征子序列; 最后, 结合机器学习分类器得到故障模式分类结果, 形成完整的故障诊断方案。通过 11 相无刷励磁系统仿真模型和动模样机实验进行验证。结果表明, 所提方法能够直观并精细表征不同类别故障电流的局部特征, 变换后不同故障数据分布的差异性明显提升, 仅需结合简单分类器即可实现快速、准确的故障诊断, 具有实际应用潜力。

**关键词:** 无刷励磁机; 多相环形; 旋转整流器; 故障诊断; 励磁电流; 形状子特征变换

## 0 引言

发展清洁高效的核电, 可以在满足我国能源需求的同时缓解碳排放压力<sup>[1]</sup>, 推动“碳达峰”、“碳中和”目标的实现<sup>[2-3]</sup>。目前, 多相环形无刷励磁系统逐渐成为核电机组应用的主流趋势, 其电枢绕组独特的环形结构减少了无效谐波磁动势, 提升了系统的运行效率和容错能力<sup>[4-5]</sup>, 成为了大容量核电励磁系统的典范<sup>[6]</sup>。

多相旋转整流器是连接多相无刷励磁系统与发电机的关键环节, 但是其与主发电机转子同轴, 长期处于高速旋转状态, 承受过电压、过电流、离心力等的影响, 二极管故障时有发生<sup>[7]</sup>。在实际运

行中，熔断器过流保护使得二极管短路故障会在短时间内转化为开路故障，因此本文仅研究二极管开路故障。实际工程中常采用二极管非导通检测系统对旋转整流器进行故障检测，但由于霍尔元件存在失效风险，常引发保护误动或拒动，可能导致机组发生转子振荡、转子损坏和失步等更严重的故障<sup>[8]</sup>，造成重大经济损失，威胁设备和人身安全。此外，不同类型的旋转整流器故障背后的物理机制不同，对励磁系统造成的危害程度也各不相同。为降低二极管开路故障的危害，迫切需要能够精细、可靠识别出各类旋转整流器故障的方法，为后续制定控制措施提供依据，确保多相环形无刷励磁系统的安全经济运行。

目前，在多相旋转整流器故障诊断的研究领域，公开发表的文献较少。文献[9]应用张量电网络理论建立无刷励磁机通用仿真模型，对 11 相旋转整流器进行正常和故障工况的仿真分析和实验研究。文献[10]基于一种新型磁阻网络建立了 39 相无刷励磁系统仿真模型，发现二极管开路对整流输出电压影响很小，但增加了二极管的电流应力和热应力，电枢电流也明显变化。准确且高效的仿真或数学模型是上述研究开展系统分析和优化诊断策略的基础，但是由于多相环形无刷励磁系统拓扑结构复杂，旋转整流器故障机理分析非线性强，建模和解析计算的难度很大，实际应用和推广时面临诸多困难。文献[11]分析了 11 相环形旋转整流器在发生一管开路和两相开路故障时的励磁电流谐波特征，并利用谐波幅值进行故障分类。这类利用时域或频域特征的分类方法简单有效，是故障诊断领域常用的解决方法<sup>[12-13]</sup>，但是当旋转整流器故障的相数增多或故障相的相对位置发生变化时，励磁机的励磁电流时域特征和频域特征均存在混叠的现象，这使得传统的信号处理方法难以实现对所有故障模式的准确区分。

人工智能方法不受解析计算复杂度高的局限，在模式分类问题中具有较高的识别精度<sup>[14]</sup>，有望解决多相旋转整流器故障模式分类问题。目前，包括深度学习在内的人工智能算法已经应用于三相旋转整流器故障诊断<sup>[15-19]</sup>，能够为多相旋转整流器的故障诊断提供借鉴价值。但是，深度学习等方法训练得到的故障识别网络结构往往过于复杂，对计算机软硬件性能要求较高；另一方面，由于故障识别网络常常是“黑箱”的形式，使得原本具有物理意

义的实际问题转化成了难以理解的数学变换，很难得到现场人员的认可。更重要的是，与现有三相旋转整流器的相关研究相比，核电多相旋转整流器的故障模式更多、故障特征更微弱，能够用于监测和分析的输入变量只有励磁电流，无疑对现有人工智能算法的应用提出了更高的要求。

多相旋转整流器的故障诊断可以建模为以励磁电流时间序列为输入的多分类问题。而形状子特征(Shapelet)变换作为一种能够比较时间序列特征子序列相似度的机器学习技术，在有效准确地识别出时间序列中最具代表性的时序特征的同时，兼具可解释性<sup>[20]</sup>，与本文所关注的基于励磁电流时序特征的故障诊断问题相契合，满足核电厂对算法可靠性和可理解性的实际需求，有望真正应用到实际大容量核电机组中。

因此，本文在 Shapelet 变换的基础上，提出一种基于励磁电流时序特征的多相旋转整流器二极管开路故障诊断方法。首先，从多相环形无刷励磁机和旋转整流器出发，分析旋转整流器运行特性及励磁电流基本变化规律，给出选择励磁电流作为时序特征识别故障诊断变量的理论依据。然后，介绍 Shapelet 变换算法，提取励磁电流中最具有类别代表性的特征子序列，并进一步基于特征子序列的识别结果和机器学习分类算法实现故障类别的准确判断，建立故障诊断模型。最后，结合仿真模型和动模样机进行算例分析，验证故障诊断方案的有效性。

## 1 基于励磁电流进行故障诊断的理论基础

多相环形无刷励磁机在实际运行中能够被直接采集和监测的电气量是励磁电流。发现励磁电流中的代表性特征并加以分析利用，是当前实现多相旋转整流器高效准确故障诊断的唯一手段。本文以核电工程中的 11 相环形无刷励磁系统为例进行理论分析，推论励磁电流的一般性变化规律，为基于励磁电流的故障诊断提供理论基础。

5 对极 11 相环形无刷励磁机及旋转整流器结构如图 1 所示。励磁机为旋转电枢式凸极同步电机，11 相电枢绕组首尾相连形成环形结构，每相电枢绕组的两端经过熔断器与一对反向并联二极管相连接，构成全波桥式整流电路。负载为主发电机的励磁绕组，近似等效为恒定的电阻和电感。

对励磁电流变化规律进行理论分析，需要重点关注旋转整流器在不同运行状态时电枢电流的变

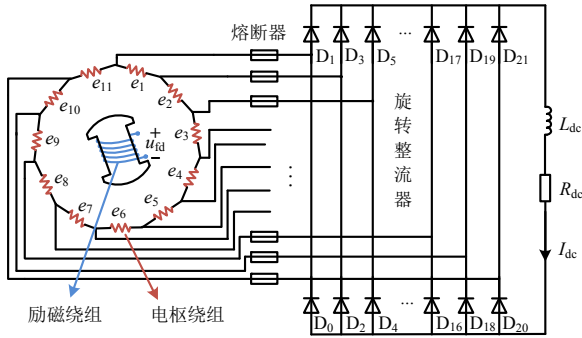


图 1 11 相环形无刷励磁机及旋转整流系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of 11-phase angular brushless exciter and rotating rectifier system

化,在不影响分析结果正确性和普适性的情况下可以做出如下假设:二极管的导通和关断都是瞬间完成的;电枢回路的电感足够大,电枢电流为矩形波;电枢绕组内电势的谐波分量远小于基波分量,内电势是正弦的<sup>[21]</sup>。

某实际运行的 5 对极 11 相环形无刷励磁机电枢绕组连接方式见附表 A1。可知,电机相邻两相电枢绕组相差  $8\pi/11$  机械角度,即  $4\pi/11$  电角度,则旋转整流器正常运行时的第  $a(a=1,2, \dots, 11)$  相电枢绕组内电势和电流(一周期)可分别表示为式(1)和式(2),其内电势的相量图和电枢电流波形(第 1、2 相)如图 2 所示。对电枢电流进行傅里叶分解,则可进一步表示为式(3)。

$$e_a(t) = E \sin[\omega t - \frac{4\pi}{11}(a-1) + \beta] \quad (1)$$

$$i_a(t) = \begin{cases} I, & \frac{4\pi}{11}(a-1) \leq \omega t < \pi + \frac{4\pi}{11}(a-1) \\ -I, & \pi + \frac{4\pi}{11}(a-1) \leq \omega t < 2\pi + \frac{4\pi}{11}(a-1) \end{cases} \quad (2)$$

$$i_a(t) = \sum_{\mu=1}^{\infty} I_{\mu} \cos\{\mu[\omega t - \frac{4\pi}{11}(a-1)]\} \quad (3)$$

式中:  $E$  为电枢绕组内电势幅值;  $\omega$  为同步转速;  $\beta$  为内电势超前电枢电流的电角度;  $I$  为电枢电流幅值;  $\mu$  为电流谐波次数;  $I_{\mu}$  为谐波电流幅值。

第  $a$  相电枢绕组  $\mu$  次谐波电流产生的  $\nu$  次空间谐波磁势可表示为式(4)。电机的电枢反应磁势是  $m$  相绕组磁势的合成,如式(5)所示。

$$F_{a,\mu,\nu}(\varphi, t) = \frac{2NI}{\pi\nu} k_{dp\nu} \cos\{\nu[\varphi - \gamma \frac{4\pi}{11}(a-1)]\} \cdot \cos\{\mu[\omega t - \frac{4\pi}{11}(a-1)]\} \quad (4)$$

$$F(\varphi, t) = \sum_{a=1}^{11} \sum_{\mu=1}^{\infty} \sum_{\nu=1}^{\infty} F_{a,\mu,\nu}(\varphi, t) \quad (5)$$

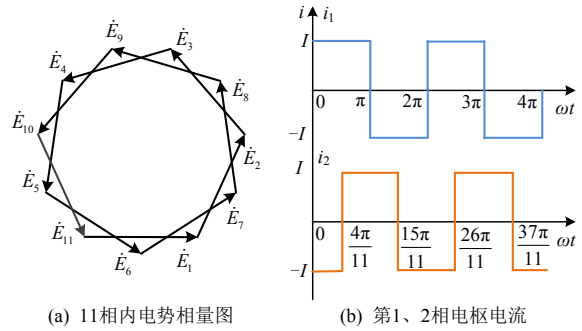


图 2 电枢绕组的内电势和电流

Fig. 2 Internal potential and current of the armature windings

式中:  $N$  为每相串联匝数;  $\nu$  为谐波磁势次数,等于谐波极对数;  $k_{dp\nu}$  为  $\nu$  对极谐波绕组系数;  $\varphi$  为沿气隙圆周的空间位置角度;  $\gamma$  为大于 1 的整数,是考虑励磁机采用分数槽绕组后引入的常数。

正常运行时如图 2 所示,由于电枢绕组的空间对称关系和电枢电流的时间对称关系,电枢反应磁势中只存在与相数有关的空间谐波分量<sup>[11]</sup>。当发生不同类型的二极管开路故障后,电枢电流不再具有时间对称关系,使得电枢谐波电流的次数和幅值都出现不同程度的变化,进而电枢反应磁势中出现不同幅值的各次空间谐波分量,最终导致励磁绕组中感应出的谐波电流幅值和次数存在差异。

尽管不同故障模式下励磁电流的谐波特征不尽相同,但传统基于机理和信号处理的方法只能区分简单的二极管一管开路和单相开路故障。随着工程实践对保护需求的不断提高,例如,11 相无刷励磁系统需要区分单相开路和不同相对位置的 5 种两相开路故障,现有故障诊断方法已不能满足实际应用需求,迫切需要一种更准确和直观的方法来精细区分更多类型的开路故障模式。若能利用数据驱动的时序特征识别方法挖掘励磁电流的时序变化特征及规律,充分利用不同故障模式下励磁电流时间序列之间微小的局部差异,就可能实现对不同二极管故障模式的精确诊断。下文将利用 Shapelet 变换综合学习多个故障模式下的励磁电流时序特征,建立基于特征子序列 Shapelet 的故障诊断模型。

## 2 基于 Shapelet 变换的励磁电流时序特征识别

### 2.1 Shapelet 变换

Shapelet 是时间序列中最具有类别代表性的特征子序列,是具有高度辨识性的局部特征。2014 年, Hills 等<sup>[20]</sup>提出 Shapelet 变换,将 Shapelet 提取过程

与分类过程分离，优化特征子序列的选择过程，可以灵活结合各种分类器进行应用。本文采用 Shapelet 变换提取和分析多相旋转整流器故障模式下的励磁电流时序特征。算法步骤如下。

### 2.1.1 产生 Shapelet 候选集

时间序列集合  $T$  中包含  $n$  条时间序列， $T$  中任意一条序列  $T_i$  包含  $m$  个采样点和一个类别标签  $c_i$ 。用  $W_{l,i}$  表示  $T_i$  中所有长度为  $l$  的子序列，则  $T$  中所有长度为  $l$  的子序列可以表示为

$$W_l = \{W_{1,l}, W_{2,l}, \dots, W_{n,l}\} \quad (6)$$

设候选 Shapelet 长度  $l$  的上下限分别为  $l_{\max}$  和  $l_{\min}$  ( $3 \leq l_{\min} \leq l \leq l_{\max} \leq m$ )，则数据集  $T$  中所有的候选 Shapelet 可以表示为

$$W = \{W_{l_{\min}}, W_{l_{\min}+1}, \dots, W_{l_{\max}}\} \quad (7)$$

### 2.1.2 Shapelet 及其与时间序列的距离计算

计算每一个候选 Shapelet 与  $T$  中所有时间序列的距离。长度为  $l$  的候选子序列  $S_i$  与时间序列  $T_i$  的距离定义为  $S_i$  与  $T_i$  中所有等长子序列  $R_i$  的欧式距离最小值，即：

$$d_{S_i, T_i} = \min_{R_i \in W_{l,i}} \sum_{j=1}^l (S_{i,j} - R_{i,j})^2 \quad (8)$$

式中  $S_{i,j}$ 、 $R_{i,j}$  分别为  $S_i$  和  $R_i$  的第  $j$  个采样值。距离越小，则  $S_i$  与  $T_i$  属于同一类别的可能性越高，反之则越低。遍历计算所有时间序列，候选子序列  $S_i$  与数据集  $T$  的距离集合为

$$D_{S_i} = \{d_{S_i, T_1}, d_{S_i, T_2}, \dots, d_{S_i, T_n}\} \quad (9)$$

对所有候选子序列进行式(8)的运算，实现时间序列向距离空间的映射，再通过单因素方差分析的  $F$  检验统计量<sup>[22]</sup>定量描述距离集合之间分布差异，评估候选 Shapelets 类别表征能力：

$$F = [(u - v)g_{SSA}] / [(v - 1)g_{SSE}] \quad (10)$$

式中： $g_{SSA}$  表示组间平方和； $g_{SSE}$  表示组内平方和； $u$  表示距离集合中元素的个数； $v$  表示距离集合的个数。 $F$  越大，代表与总体均值的差异越大，组间区分能力越强。在有监督学习中，选取每一类别中  $F$  值最大的若干个候选 Shapelets 作为最终最具有类别代表性的特征子序列：

$$S_k = \arg \max F_{c_i} \quad (11)$$

式中  $S_k$  表示由  $k$  个 Shapelets 组成的集合。

### 2.1.3 数据集变换

在式(8)的基础上，利用  $S_k$  可对任意时间序列进

行距离变换，则每条时间序列都会被表示为具有  $k$  个距离属性的集合，而每个距离属性的值是序列与 Shapelet 之间的距离。

将以上筛选 Shapelet 候选集、提取 Shapelets、计算距离属性和数据集变换的过程统称为 Shapelet 变换。

## 2.2 励磁电流的时序特征识别

以图 3 所示的某段励磁电流为例，式(8)中最小欧式距离实际上表示子序列  $S_i$  从序列  $T_i$  的起始时刻开始水平滑动时，达到局部形状最相似时的欧式距离。该候选子序列若具有良好的类别代表性和辨识度，则可将任意励磁电流时间序列表征成与其距离的新的数据形式，由此构成的新的数据集与传统数据集并无本质差异<sup>[23]</sup>，但是以距离的形式继承原时间序列的时序特性，刻画局部特征与全局的匹配程度，保证特征选择的可解释性和特异性。后续可采用决策树、K 近邻等可解释性较好且性能优异的分类器，挖掘学习距离数据集的规律特征，构建模式分类模型并最终应用于实测数据，在距离空间中完成励磁电流的时序特征识别。

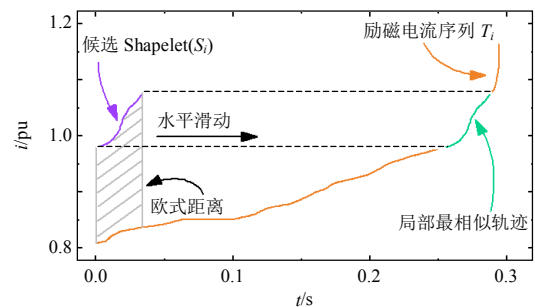


图 3 励磁电流的 Shapelet 匹配示意图

Fig. 3 Illustration of Shapelet matching in field current

## 3 基于励磁电流时序特征的多相旋转整流器故障诊断

如前所述，多相旋转整流器的故障诊断可以建模为基于励磁电流的故障模式分类问题。故障诊断方案包括数据采集及预处理、Shapelet 变换及分类器训练、在线故障诊断 3 部分，如图 4 所示，下文展开具体叙述。

### 1) 数据采集及预处理。

以励磁电流作为诊断变量，对励磁电流原始数据做预处理，包括错位切片、滤波和均值归一化：为了减少算法运行时间和模拟实际运行中故障可能发生在任何时刻的情况，通过错位切片将原始连续的励磁电流数据划分为若干个长度相同、周期起



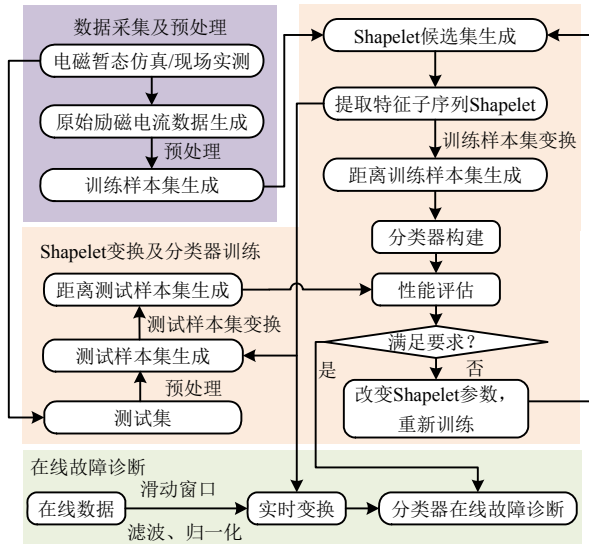


图4 基于励磁电流时序特征的旋转整流器故障诊断方案

Fig. 4 Fault diagnosis scheme of rotating rectifier based on timing features of field current

点不同、不重叠的短样本；滤波时结合频谱滤除高次谐波，减小噪声等干扰对波形形态的影响；利用励磁电流幅值随励磁电压水平线性变化的特点，对不同励磁电压水平的样本做均值归一化：

$$b_r = B_r / (\frac{1}{R} \sum_{r=1}^R B_r) \quad (12)$$

式中： $B_r$ 、 $b_r$ 分别表示样本第  $r$  个采样点归一化前后对应的励磁电流值； $R$  表示样本采样点总数。

2) Shapelet 变换及分类器训练。

利用 Shapelet 变换提取训练样本集的特征子序列，进而得到映射到距离空间的训练样本集。选择合适的分类器，将距离训练样本集作为输入特征训练分类器。利用距离测试样本集评估分类器的性能，若能够满足系统准确性和实时性的要求，则可利用 Shapelets 对在线数据进行距离变换，否则改变长度或个数等参数重新提取 Shapelets 并进行变换。

3) 在线故障诊断。

在线监测时，以滑动窗口的形式实时采集固定长度的励磁电流，对其进行滤波和归一化。再利用 Shapelets 进行距离变换，得到距离空间的励磁电流样本。将该样本输入至训练好的分类器中，可得到故障模式分类结果，若发生故障将迅速发出预警信号，提醒现场工作人员及时采取控制措施，避免事故的进一步扩大。

4 算例分析

为验证方法有效性，分别利用仿真和实验的励磁电流数据作为故障诊断模型的输入，分析诊断结

果。仿真模型和实验平台均基于 5 对极 11 相无刷励磁动模样机，该样机以实际工程应用的 11 相环形无刷励磁系统为参考进行设计，基本参数如表 1 所示。需要说明的是：核电工程中不具备得到所有故障工况励磁电流的条件，因此仿真的实例分析是实际应用时的基础环节也是必要环节；而由于动模样机容量较小且相对安全，具备模拟各种故障工况的条件，因此可通过实验的实例分析检验故障诊断算法在实际应用中的效果。

表 1 动模样机基本参数

Table 1 Basic parameters of the experimental prototype

参数	值	参数	值
额定视在功率/kVA	22.3	电枢电感/H	0.736
额定相电压/V	120	电枢电阻/ $\Omega$	0.24
额定励磁电压/V	60.33	励磁回路电阻/ $\Omega$	4.65
额定励磁电流/A	12.97	线圈节距	8
额定转速/(r/min)	1000	定子槽数	77
额定频率/Hz	83.33	励磁绕组每极匝数	90

由于实际运行中停机策略取决于整流器故障模式而非故障具体位置，因此本文只进行故障模式分类。11 相环形旋转整流器常见的二极管运行模式包括 8 种，具体如表 2 所示。

表 2 运行模式

Table 2 List of operational modes

故障类别	故障模式	故障命名
类别 1	一管开路	一管开路
类别 2	一相开路	A 相开路
类别 3	相邻两相开路	AB 相开路
类别 4	间隔一相的两相开路	AC 相开路
类别 5	间隔两相的两相开路	AD 相开路
类别 6	间隔三相的两相开路	AE 相开路
类别 7	间隔四相的两相开路	AF 相开路
类别 8	无故障	正常运行

4.1 仿真分析

4.1.1 仿真建模

采用 Ansys Maxwell 软件搭建的 11 相无刷励磁系统仿真模型主要包括直流电源、励磁机和旋转整流器，如图 5 所示，其中，直流电源为励磁机提

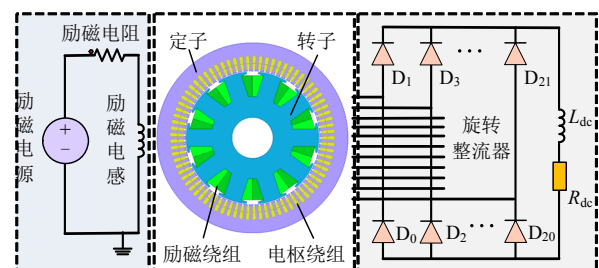


图 5 仿真模型

Fig. 5 Simulation model

供励磁电流，旋转整流器与电枢绕组相连，旋转整流器负载为等效发电机的电阻与电感。

#### 4.1.2 仿真数据采集及预处理

在仿真模型中，设置电机转速为 960r/min，采样频率为 20kHz。考虑到实际运行中励磁电压水平会发生变化，设置励磁电压的范围为 5~10V(每 0.5V 设置一个电压等级)。在上述参数的基础上，分别在各个电压等级下采集励磁电流并进行预处理，每一故障模式生成 25 个样本，共生成 2200 个样本，设置训练集与测试集的比例为 1:1。

8 种故障模式预处理后的典型样本如图 6 所示。此处为减少算法运行时间，适当降低数据维度，采样率为 4kHz，包含 2 个电周期(25ms)的 100 个采样点，滤波的截止频率为 480Hz(基频为 80Hz)。正常运行时励磁电流纹波很小，令其归一化后恒定为 1。

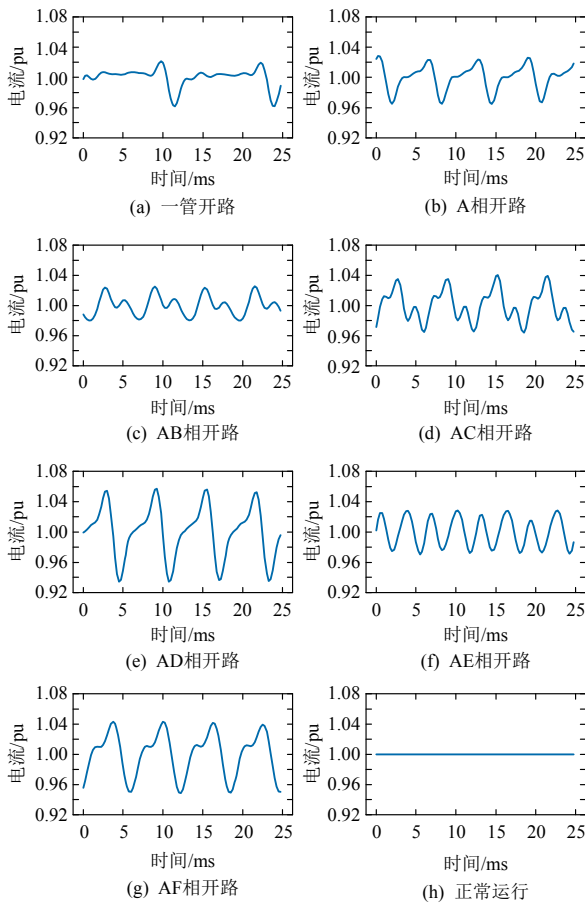


图 6 8 种故障模式下的典型励磁电流样本  
Fig. 6 Typical samples of field current for eight fault modes

对预处理后的样本进行傅里叶分析可以发现，样本之间仍存在频域特征重叠的问题，传统的频域分类方法无法应用，但是样本的形态和幅值具有明显的差异，可利用 Shapelet 变换对样本最具有类别

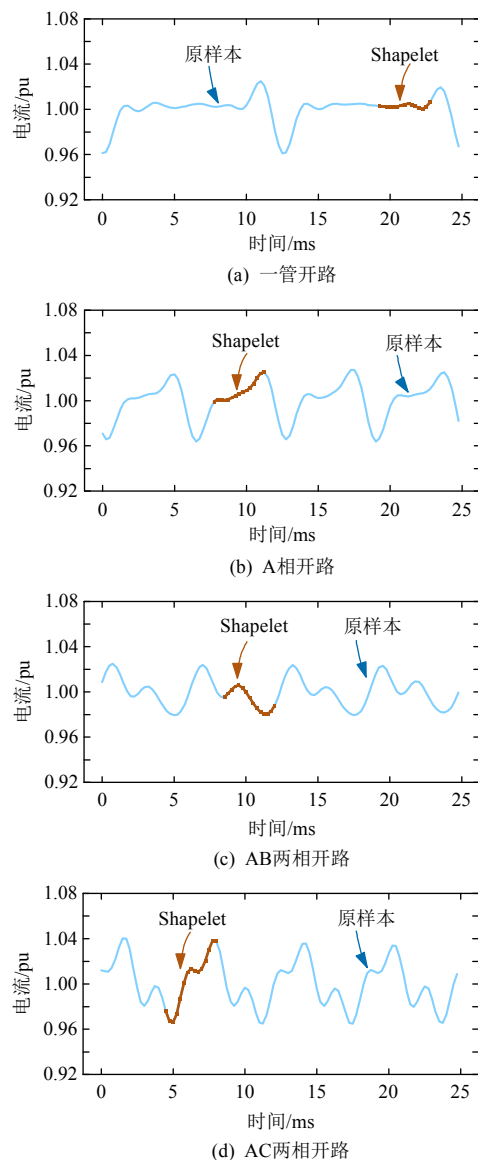
代表性和辨识度的特征子序列进行提取和识别。

#### 4.1.3 故障模式分类效果验证

Shapelet 的个数和长度是影响诊断结果的重要参数：Shapelet 数量的增加能够扩充距离测试样本集的规模，为分类器提供更多的输入特征；Shapelet 长度的变化会影响变换后样本集中不同故障模式间输入特征的数值差异性，进而影响分类模型的准确性。由此，可通过调节 Shapelet 个数和长度改善分类模型的性能，总体原则是保证较高的准确率、较短的在线应用时间的同时，减少离线计算成本。

由于故障模式包括 8 种类别，Shapelet 的数量  $k$  应设置为  $8g(g=1,2,3,\dots)$  个。根据图 6 中励磁电流形态和幅值特点，Shapelet 的长度  $l$  可选为 3~24 个采样点(0.75~6ms)。以  $k=8l=15(3.75ms)$  为例，给出训练集中提取到的 Shapelets，如图 7 所示。

由图 7 可知：仿真样本在同一故障模式时各电



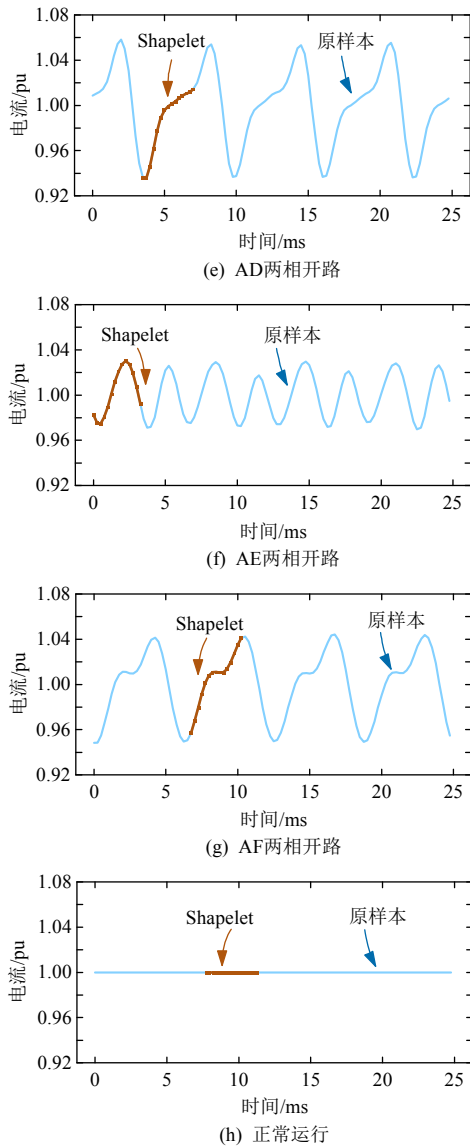


图7 原始仿真样本及其 Shapelets

Fig. 7 Original simulation samples and Shapelets

周期波形相似度很高,而不同故障模式之间波形具有明显差异;提取到的 Shapelets 之间具有明显差异。其他 Shapelets 长度时也有相同的规律。

为说明数据预处理和 Shapelet 变换的有效性,引入  $t$  分布随机近邻嵌入算法 ( $t$ -distributed stochastic neighbor embedding,  $t$ -SNE)对原始测试集(不做滤波和归一化处理)、预处理后测试集和 Shapelet 变换后的距离测试集进行可视化,以进一步直观展示算法的有效性。 $t$ -SNE 是一种基于高斯分布和  $t$  分布的非线性降维方法,当降维后的维数为 2 或 3 时,能够进行数据可视化,可视化图中的簇之间的距离、簇的大小等可能没有物理意义<sup>[24]</sup>。3 种测试集在二维和三维的分布如图 8。

由图 8 可以观察到, Shapelet 变换改善了励磁电流数据的分布情况:原始测试集形成以电压等级

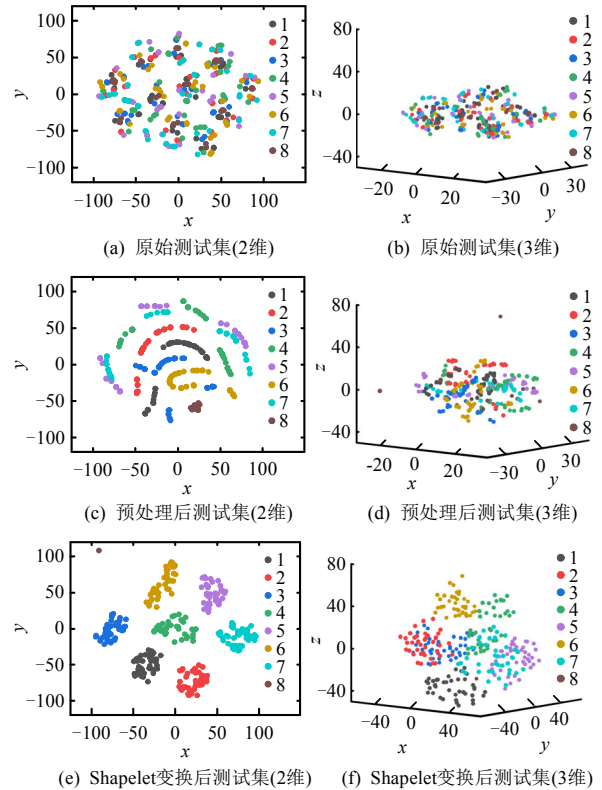


图8 仿真测试集的数据分布

Fig. 8 Data distribution for simulation test sets

为分类依据的 11 个簇,没有清晰的模式分类边界;预处理后的测试集样本在二维空间和三维空间存在不同程度的混叠,以三维空间更为明显;Shapelet 变换后的测试集按照故障模式自动形成了 8 个簇,在二维和三维空间中都具有明确的分类边界,说明 Shapelet 变换改善了数据结构和分布,其特征子序列的提取和变换是正确和有效的。样本自动聚集成簇的现象不仅有助于提高后续分类的准确性,还降低了对分类器性能的要求,具有更好的实际应用潜力。

在此基础上,选择可解释性和泛化性能均较好的决策树(decision tree, DT)、随机森林(random forest, RF)和 K 近邻(K-nearest neighbor, KNN)作为分类器,分别对比其模式分类准确率及时间,其中:决策树为 C4.5 决策树,令其完整生长;KNN 采用欧氏距离作为距离评判标准,  $K$  的取值设定为 [1, 3, 5, 7, 9, 10, 15, 20], 最优测试结果时  $K$  取 1; RF 中主要考虑决策树个数对准确率的影响,当决策树个数为 20 时, RF 的分类能力已经很强,将决策树个数设定为 20。

对 Shapelet 长度为 3~24 点(步长为 3)时的模式分类准确率进行比较。DT、RF 和 1NN 的预测准确率如图 9 所示。在图 9(a)中, DT 在长度最小和最

长时的准确率分别为 99.73%和 99.55%，其他长度为 100%，而 RF 和 1NN 在各个 Shapelets 长度下均保持 100%的预测准确率，在仿真模型的模式分类任务中体现出更好的鲁棒性。

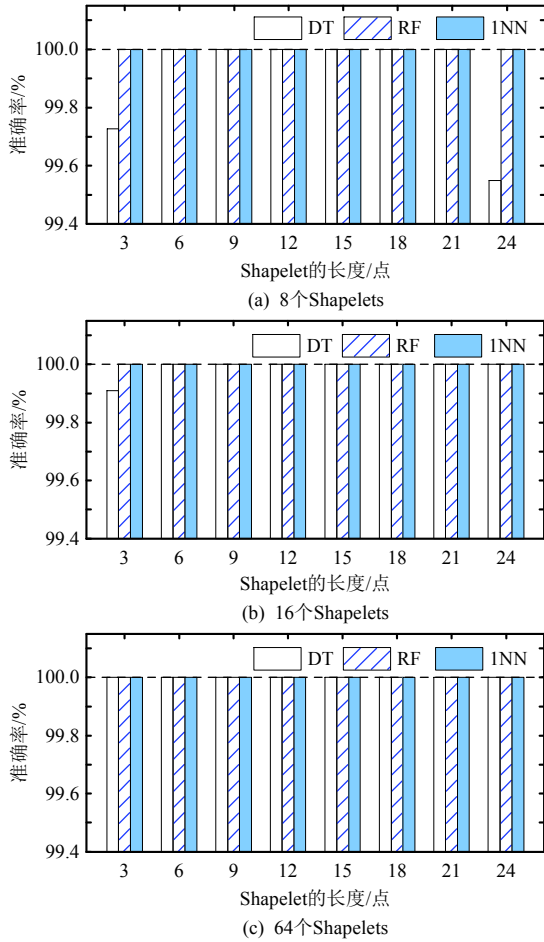


图 9 不同分类器在仿真测试集上的准确率  
Fig. 9 Accuracy of different classifiers on the simulation test set

图 9(b)、(c)中,进一步地增加 Shapelet 个数, DT 的准确率也有所提升,并最终在上述所有 Shapelet 长度下都达到 100%的准确率,具有较好的稳定性和可靠性。由此可知, Shapelet 个数的增加能够为分类器提供更多输入特征,对于提升分类准确率具有一定的贡献。

4.1.4 算法计算时间对比

算例所用计算机配置为: Intel Core i5-4590 3.3GHz CPU, 16GB RAM。算法计算时间可按照诊断流程依次分为 5 个部分: 提取 Shapelets、训练集变换、训练分类器、测试集变换、模式分类。其中测试集变换和模式分类需在线进行,对于实时性要求较高,而其他步骤可离线进行,并且在当前运行环境下,离线运行一次的时间约为 5~10min,属于可接受的范围,下文不再对比和讨论。

仿真模型中,算法的测试集变换时间、模式分类时间和平均预测时间如表 3 所示。由表 3 可以看出:测试集变换所需时间明显多于模式分类时间;使用同一分类器时,随着 Shapelet 个数成比例增加,测试集变换时间也近似成比例增加,而分类时间几乎不变,使得最终独立样本的平均预测时间也近似成比例增加;当 Shapelet 个数相同时,DT、RF 和 1NN 的平均预测时间依次上升。总体而言,3 种分类器都能满足诊断实时性的需求。

表 3 不同分类器在仿真测试集上的测试时间  
Table 3 Test time of different classifiers on the simulation test set

分类器	Shapelet 个数	时间/s (1100 个样本)		平均测试时间/ms
		测试集变换	模式分类	
DT	8	0.114	0.001	0.100
	16	0.217	0.001	0.198
	32	0.438	0.001	0.399
	64	0.908	0.001	0.826
RF	8	0.114	0.010	0.113
	16	0.217	0.011	0.207
	32	0.438	0.009	0.406
	64	0.908	0.011	0.835
1NN	8	0.114	0.038	0.138
	16	0.217	0.056	0.248
	32	0.438	0.054	0.447
	64	0.908	0.060	0.880

4.2 实验分析

4.2.1 实验平台及数据采集

图 10 为实验平台。用直流调速器驱动直流电动机,并引入转速闭环控制,保持动模样机转速不变。直流电源为励磁绕组提供直流电流,各电枢绕组首端经旋转整流器与负载相连。数字示波器用于采集原始励磁电流波形。

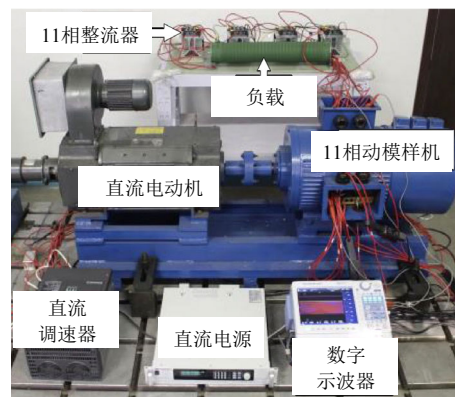


图 10 实验平台

Fig. 10 Actual experimental platform

需要说明的是,实验使用的旋转磁极式励磁机,虽与实际工程中的旋转电枢式电机结构不同,但并不影响运行时定转子之间的电磁关系,更便于



励磁电流的测量与对比分析。实验过程中，负载参数、电机转速及采样频率与仿真模型完全相同。

为保证安全，实验在低励条件下进行，励磁电压分别为 20、22、24 和 26V。预处理后得到每个励磁电压下每种故障模式的励磁电流样本 60 个，共 1920 个样本，训练集与测试集的比例为 1:1。

### 4.2.2 故障模式分类效果验证

在与仿真参数相同的情况下 ( $k=8$ 、 $l=15$  (3.75ms)), 展示提取到的 Shapelets, 如图 11 所示。

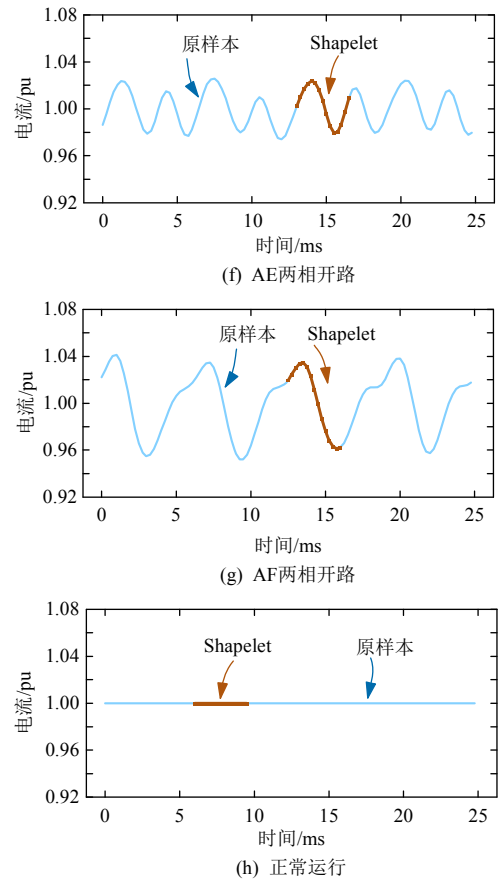
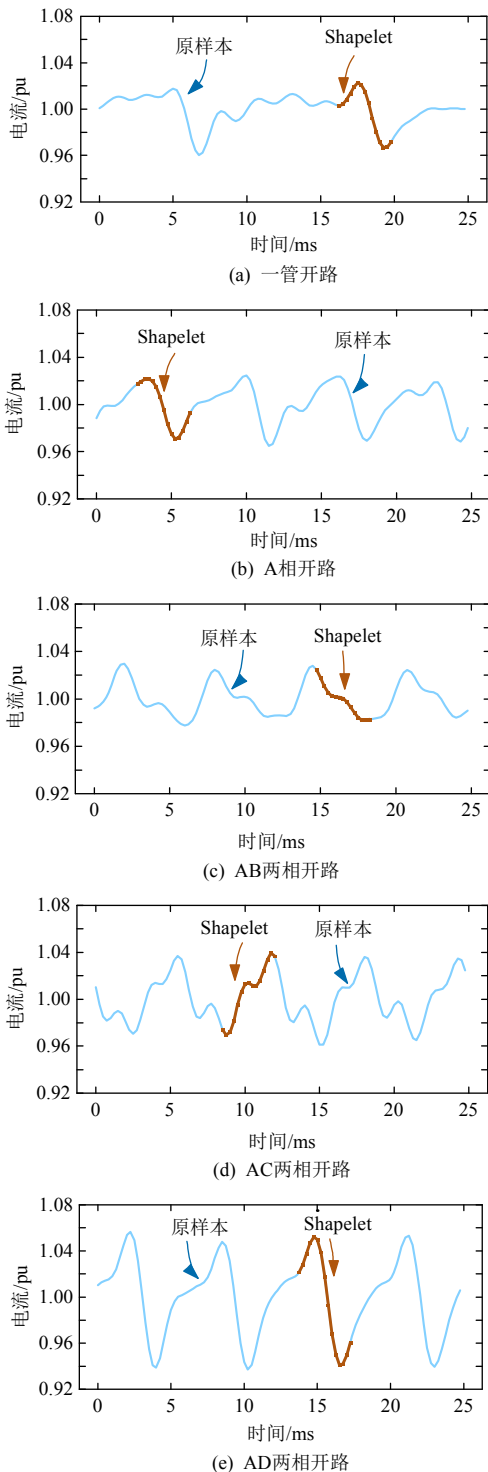


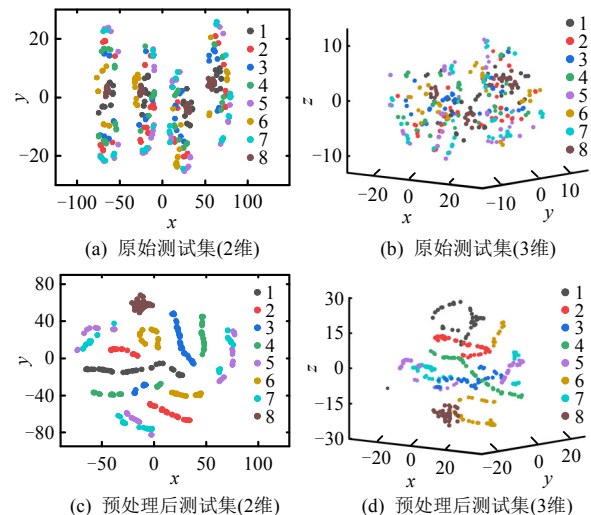
图 11 原始实验样本及其 Shapelets

Fig. 11 Original experimental samples and Shapelets

图 7 和图 11 的区别在于，实验样本同一故障模式各电周期波形也存在一定的差异(图 11(b)最为明显)，使得模式内和模式间的区分度降低，对 Shapelets 的类别表征能力提出了更高的要求。

实验测试集的  $t$ -SNE 可视化结果如图 12 所示。 $t$ -SNE 可视化效果与仿真相似，Shapelet 变换后的测试集在距离空间中呈现出了具有明确分类边界的聚集特性，为后续分类提供了可行性。

仍使用 DT、RF 和 KNN 作为分类器，经测试，



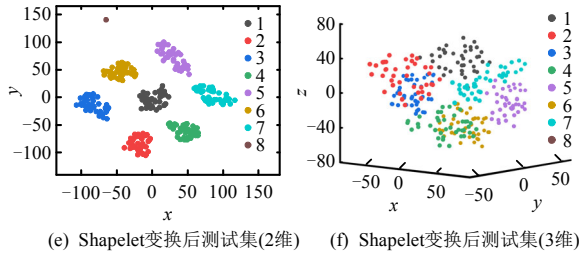


图 12 实验测试集的数据分布

Fig. 12 Data distribution for experimental test sets

RF 中决策树的个数可取 50, KNN 中  $K$  的最优取值为 5。不同分类器的实验测试结果如图 13 和表 4 所示。

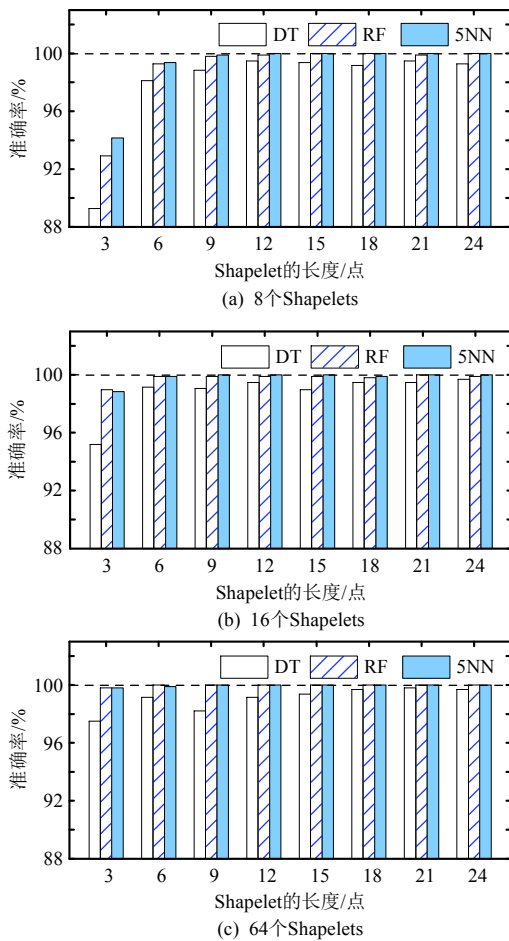


图 13 不同分类器在实验测试集上的准确率

Fig. 13 Accuracy of different classifiers on the experimental test set

从图 13 和表 4 的结果来看, 实验现象与仿真基本一致: 当增加 Shapelet 个数时, 算法在各个长度参数下的准确率也普遍提高; 选择合适的 Shapelet 长度, 能够提升模型整体稳定性; RF 和 5NN 的预测准确率较高, 且优于 DT; DT、RF 和 5NN 的平均预测时间都能够满足实时诊断需求。

仿真和实验结果表明, 本文方法得益于 Shapelet 变换优良的可解释性和准确性, 能够直观

表 4 不同分类器在实验测试集上的测试时间

Table 4 Test time of different classifiers on the experimental test set

分类器	Shapelet 个数	时间/s (960 个样本)		平均测试时间/ms
		测试集变换	模式分类	
DT	8	0.095	0.001	0.100
	16	0.199	0.001	0.208
	32	0.374	0.001	0.391
	64	0.756	0.001	0.789
RF	8	0.095	0.015	0.115
	16	0.199	0.016	0.224
	32	0.374	0.020	0.410
	64	0.756	0.018	0.806
5NN	8	0.095	0.033	0.133
	16	0.199	0.050	0.259
	32	0.374	0.050	0.442
	64	0.756	0.051	0.841

和清晰地呈现出提取到的时序特征子序列 Shapelets, 且该特征子序列具有很好的类别代表性和很高的辨识度, 使得数据的分类边界简洁明确, 仅需结合 RF 和 KNN 等相对简单的机器学习分类器, 就能实现有效和稳定的多相旋转整流器故障诊断。与大多数机器学习方法将模型作为“黑箱”的方式不同, 本文方法充分考虑了算法设计与研究对象的内在联系, 在算法的特征选择环节赋予了更加明确的物理意义和更加清晰的可视化呈现效果, 能够满足核电工程应用的实际需求。

### 5 结论

本文提出一种基于励磁电流时序特征的故障诊断算法, 并将其应用于核电多相旋转整流器的二极管开路故障模式分类问题, 通过仿真和实验验证方法的有效性, 得到如下结论:

- 1) 核电多相旋转整流器发生不同类型二极管开路故障时, 励磁电流的形态发生变化且具有良好的区分度, 可以作为故障模式分类的依据;
- 2) Shapelet 变换具有可解释性强的优势, 能够充分识别励磁电流在不同故障模式下的内在差异性和相同故障模式下的内在相似性, 有效地提取励磁电流中最具有类别代表性和辨识度的特征子序列, 实现对故障时序特征直观清晰的表征;
- 3) 基于特征子序列 Shapelets 的数据集变换改善了原始励磁电流的数据分布, 使不同故障模式数据之间的边界更加清晰, 在此基础上结合 RF 和 KNN 等机器学习方法, 能够实现快速准确的多相

旋转整流器故障诊断。

本文提出的方法为核电多相环形无刷励磁系统的旋转整流器故障诊断提供了一种数据驱动的新思路。下一步将重点研究如何结合仿真数据及有限的实验数据将所提方法推广至实际机组。

## 参考文献

- [1] 张萌, 张志刚. 后福岛时代我国公众对核电发展支持度的研究[J]. 核安全, 2021, 20(6): 80-87.  
ZHANG Meng, ZHANG Zhigang. Study on public support for nuclear power in the post-Fukushima era[J]. Nuclear Safety, 2021, 20(6): 80-87(in Chinese).
- [2] 李晖, 刘栋, 姚丹阳. 面向碳达峰碳中和目标的我国电力系统发展研判[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(18): 6245-6259.  
LI Hui, LIU Dong, YAO Danyang. Analysis and reflection on the development of power system towards the goal of carbon emission peak and carbon neutrality [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(18): 6245-6259(in Chinese).
- [3] 黄雨涵, 丁涛, 李雨婷, 等. 碳中和背景下能源低碳化技术综述及对新型电力系统发展的启示[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(S1): 28-51.  
HUANG Yuhan, DING Tao, LI Yuting, et al. Decarbonization technologies and inspirations for the development of novel power systems in the context of carbon neutrality[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(S1): 28-51(in Chinese).
- [4] WILLIAMSON S, SMITH S. Pulsating torque and losses in multiphase induction machines[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2003, 39(4): 986-993.
- [5] APSLEY J, WILLIAMSON S. Analysis of multiphase induction machines with winding faults[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2006, 42(2): 465-472.
- [6] CHEN Jianlin, HAO Liangliang, WANG Xiaoming, et al. Analysis of armature winding open-phase fault in multi-phase annular brushless exciter at nuclear power plant[J]. IET Electric Power Applications, 2021, 15(3): 271-283.
- [7] DU Qingxiao, GAO Lei, LIU Wei, et al. Diode open-circuit fault research on the parallel-connected 24-pulse rectifier with dc-side passive harmonic reduction circuit[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2022, 37(1): 485-497.
- [8] WU Yucai, CAI Bochong, MA Qianqian. An online diagnostic method for rotary diode open-circuit faults in brushless exciters[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2018, 33(4): 1677-1685.
- [9] 贾小川, 励庆孚, 陈世坤, 等. 11相无刷励磁机故障工况数字仿真研究(一)[J]. 中国电机工程学报, 1998, 18(2): 148-152, 123.  
JIA Xiaochuan, LI Qingfu, CHEN Shikun, et al. Analysis of fault cases of 11-phase brushless exciter(Part I)[J]. Proceedings of the CSEE, 1998, 18(2): 148-152, 123(in Chinese).
- [10] BUI H K, BRACIKOWSKI N, HECQUET M, et al. Simulation of a large power brushless synchronous generator (BLSG) with a rotating rectifier by a reluctance network for fault analysis and diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(5): 4327-4337.
- [11] 郝亮亮, 李佳慧, 李洪学, 等. 核电多相角形无刷励磁系统旋转二极管开路故障特征分析[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(11): 112-120.  
HAO Liangliang, LI Jiahui, LI Hongxue, et al. Characteristic analysis of open-circuit fault of rotating diode in nuclear multi-phase angular brushless excitation system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(11): 112-120(in Chinese).
- [12] SUN Shuo, WU Yanfeng, CAI Wei, et al. Fault diagnosis of rotating rectifier based on harmonic features[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2017, 199: 012146.
- [13] WEI Zhihuang, LIU Weiguang, PANG Ji, et al. Fault diagnosis of rotating rectifier based on waveform distortion and polarity of current[C]//Proceedings of 2018 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting. Portland: IEEE, 2018.
- [14] 和敬涵, 罗国敏, 程梦晓, 等. 新一代人工智能在电力系统故障分析及定位中的研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(17): 5506-5515.  
HE Jinghan, LUO Guomin, CHENG Mengxiao, et al. A research review on application of artificial intelligence in power system fault analysis and location[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(17): 5506-5515(in Chinese).
- [15] 崔江, 唐军祥, 龚春英, 等. 一种基于改进堆栈自动编码器的航空发电机旋转整流器故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(19): 5696-5706.  
CUI Jiang, TANG Junxiang, GONG Chunying, et al. A fault feature extraction method of aerospace generator rotating rectifier based on improved stacked auto-encoder [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(19): 5696-5706(in Chinese).
- [16] RAHNAMA M, VAHEDI A. Application of acoustic signals for rectifier fault detection in brushless synchronous generator[J]. Archives of Acoustics, 2019, 44(2): 267-276.

- [17] RAHNAMA M, VAHEDI A, ALIKHANI A M, et al. Machine-learning approach for fault detection in brushless synchronous generator using vibration signals[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2019, 13(6): 852-861.
- [18] 崔江, 郭瑞东, 张卓然, 等. 基于改进 DBN 的发电机旋转整流器故障特征提取技术[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(7): 2369-2376.  
CUI Jiang, GUO Ruidong, ZHANG Zhuoran, et al. Generator rotating rectifier fault feature extraction technique based on improved DBN[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7): 2369-2376(in Chinese).
- [19] 崔江, 冯赛, 张卓然, 等. 基于 BLS 的无刷发电机旋转整流器特征提取技术研究[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(12): 4004-4013.  
CUI Jiang, FENG Sai, ZHANG Zhuoran, et al. Research on feature extraction technology of brushless generator rotating rectifier based on BLS[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(12): 4004-4013(in Chinese).
- [20] HILLS J, LINES J, BARANAUSKAS E, et al. Classification of time series by shapelet transformation [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2014, 28(4): 851-881.
- [21] 郝亮亮, 张扬, 屈天龙, 等. 多相多边形无刷励磁机及旋转整流系统的运行状态分析[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(4): 159-165.  
HAO Liangliang, ZHANG Yang, QU Tianlong, et al. Operating state analysis of multi-phase angular brushless exciter and rotating rectifier system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(4): 159-165(in Chinese).
- [22] ZHUANG Han, LIU Xueling, WANG Hui, et al. Diagnosis of early stage parkinson's disease on quantitative susceptibility mapping using complex network with one-way anova f-test feature selection [J]. Journal of Mechanics in Medicine and Biology, 2021, 21(5): 2140026.
- [23] 朱利鹏, 陆超, 黄河, 等. 基于时序轨迹特征学习的暂态电压稳定评估[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 1922-1930.  
ZHU Lipeng, LU Chao, HUANG He, et al. Transient voltage stability assessment based on sequential trajectory feature learning[J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 1922-1930(in Chinese).
- [24] VAN DER MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(86): 2579-2605.

## 附录 A

表 A1 电枢绕组连接方式

Table A1 Connection mode of the armature windings

绕组相数	连接方式	绕组相数	连接方式
第 1 相	1-16-31-46-61-76-14	第 7 相	15-30-45-60-75-13-28
第 2 相	29-44-59-74-12-27-42	第 8 相	43-58-73-11-26-41-56
第 3 相	57-72-10-25-40-55-70	第 9 相	71-9-24-39-54-69-7
第 4 相	8-23-38-53-68-6-21	第 10 相	22-37-52-67-5-20-35
第 5 相	36-51-66-4-19-34-49	第 11 相	50-65-3-18-33-48-63
第 6 相	64-2-17-32-47-62-77	—	—



胡启昊

在线出版日期: 2023-08-25。

收稿日期: 2022-05-24。

## 作者简介:

胡启昊(1997), 男, 硕士研究生, 研究方向为多相无刷励磁系统故障监测及保护, 20121445@bjtu.edu.cn;

郝亮亮(1985), 男, 副教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统主设备故障分析及保护、直流输电控制与保护、励磁控制;

\*通信作者: 周艳真(1990), 女, 博士, 研究方向为电力系统分析与控制、人工智能在复杂电网调控和故障诊断中的应用, zhouyzh@126.com。

(编辑 李婧妍, 李新洁)