

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.201019

基于无监督学习的 MMC 子模块开路故障诊断方法

张彼德¹, 洪锡文¹, 刘俊², 蒋拯², 刘铠¹, 余海宁¹

(1. 西华大学电气与电子信息学院, 四川 成都 610039; 2. 国网重庆市电力公司, 重庆 400014)

摘要: 模块化多电平换流器(MMC)子模块发生故障时, 快速准确地检测并定位故障是提高换流器运行可靠性的关键。目前, 机器学习在 MMC 故障诊断领域得到了一定的应用, 但大多需要采集每种故障情况下的样本, 而故障样本采集难度较大。针对此问题, 提出一种无需采集故障样本, 仅根据正常样本训练分类模型即可实现故障检测和定位的无监督故障诊断方法。首先, 采用在线顺序极限学习机对变量预测模型进行改进, 通过比较预测量与实际量的距离判断桥臂故障, 实现故障检测。其次, 以故障桥臂各子模块电容电压变化率为特征, 通过 K 近邻异常值检测方法定位故障子模块。最后, 搭建了三相五电平 MMC 仿真模型对所提方法进行了仿真研究。结果表明, 与有监督的机器学习方法相比, 所提方法在不需要故障样本集的情况下便能快速准确地检测并定位故障, 为机器学习在 MMC 故障诊断实际工程中的应用提供了参考。

关键词: 模块化多电平换流器; 开路; 故障诊断; 无监督学习; 机器学习

Diagnosis method for sub-module open-circuit fault in modular multilevel converter based on unsupervised learning

ZHANG Bide¹, HONG Xiwen¹, LIU Jun², JIANG Zheng², LIU Kai¹, YU Haining¹

(1. School of Electric Engineering and Electronic Information, Xihua University, Chengdu 610039, China;

2. State Grid Chongqing Electric Power Company, Chongqing 400014, China)

Abstract: When the sub-module of a MMC fails, detecting and locating the fault quickly and accurately is the key to improve its operational reliability. At present, machine learning has been applied to a certain extent in the field of MMC fault diagnosis, but most methods need to collect samples for each fault situation. This is difficult. Thus a fault diagnosis method based on unsupervised learning is proposed. This method avoids the difficulties of collecting fault samples, and only uses normal samples to train the classification model to achieve fault detection and location. First, the online sequential extreme learning machine is used to improve the variable prediction model, and the bridge arm fault is judged by comparing the distance between the predicted value and the actual value. Secondly, the change rates of the capacitance voltage of each sub-module of the bridge arm is extracted as features, and the faulty sub-module is located by the K-nearest neighbor abnormal value detection method. Finally, a three-phase five-level MMC simulation model is built to validate the proposed method. The results show that compared with the supervised machine learning method, the proposed method can quickly and accurately detect and locate faults without the need for fault sample sets. This provides a reference for the application of machine learning in the actual engineering of MMC fault diagnosis.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61703345).

Key words: modular multilevel converter; open circuit; fault diagnosis; unsupervised learning; machine learning

0 引言

随着新能源装机规模的不断提升及电网逐渐向

智能化方向发展, 模块化多电平变换器(Modular Multilevel Converter, MMC)越来越多的应用于柔性直流输电及新能源并网等领域^[1-4]。MMC 每个桥臂由多个相同参数的子模块(Sub-module, SM)串联分压而成^[5-7], 任何一个子模块发生故障都会致使桥臂工作异常进而影响 MMC 的正常运行。因此, 当子模块发生故障时快速准确地诊断出故障并通过冗余

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(61703345); 四川省电力电子节能技术与装备重点实验室项目资助(SZJJ2015-064); 四川省信号与信息处理重点实验室项目资助(SZJJ2017-049)

控制策略对故障子模块进行替换, 可以极大地提高 MMC 运行的可靠性^[8]。

在 MMC 的元器件中, 子模块的功率器件是故障率最高的元件^[9]。功率器件的短路故障一般是由硬件保护电路进行检测^[10], 且方案较成熟, 而功率器件的开路故障不易发现, 但任其发展会对系统造成严重的破坏^[11]。国内外对 MMC 子模块的开路故障诊断方法主要有基于硬件的方法^[12-13]、基于模型的方法^[14-17]、基于机器学习的方法^[18-22]三大类。文献[18]提出一种基于 K-means 聚类的模式识别方法, 通过子模块二维轨迹的模式来检测和定位故障子模块, 但该方法计算量大且复杂。文献[19]提出一种基于 WPD 与 PCA 相结合的特征提取及降维方法, 并利用 GA 优化后的 BP 神经网络实现故障定位。文献[20]利用深度学习的方法进行故障诊断, 使用栈式稀疏自动编码器提取子模块电容电压特征, 输入 Softmax 分类器得到故障分类结果。文献[21]采用整体最小二乘支持向量机实现对故障桥臂的检测, 但并没有对具体故障子模块进行定位。文献[22]提取时间、子模块电容电压、环流、负载电流作为特征向量, 采用一维卷积神经网络实现了对故障的诊断。综上, 基于机器学习的 MMC 开路故障诊断方法不需要建立复杂数学模型便可实现对故障的准确诊断且鲁棒性较好。但上述方法均为有监督学习方法, 需采集每种故障情况下的样本训练故障分类模型才能实现故障的诊断, 而 MMC 故障样本的获取存在一定的困难。

针对此问题, 提出一种基于无监督学习的 MMC 子模块开路故障诊断方法, 无需故障样本集便能实现故障的快速检测和定位。首先, 对 MMC 正常运行及故障情况下的机理进行研究, 选取最能反映子模块开路故障的信号作为故障特征参量; 其次, 利用改进变量预测模型的模式识别方法, 通过比较桥臂电流特征量与其预测量的距离是否超过设定阈值判断故障, 若检测到桥臂故障, 则将故障桥臂子模块电容电压变化率作为特征值, 通过 K 近邻(KNN)异常值检测方法定位故障子模块; 最后, 搭建 MMC 仿真模型对所提故障诊断方法进行验证。

1 MMC 子模块开路故障分析

目前, 工程中应用最多的 MMC 拓扑如图 1 所示, 其子模块结构为典型的半桥型结构。

图 1 中: U_d 、 i_d 为直流侧电压、电流; i_{pj} 、 i_{nj} ($j=a,b,c$) 为上、下桥臂电流; T_1 、 T_2 为子模块开关管; i 为子模块电流; U_c 为子模块电容电压。

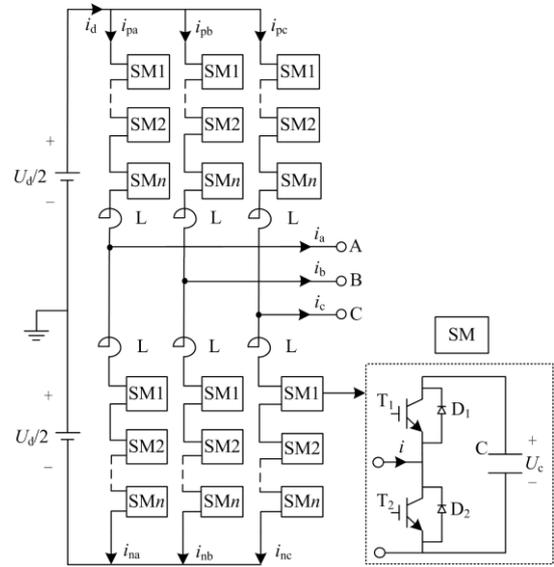


图 1 MMC 拓扑结构

Fig. 1 Topology of MMC

MMC 正常运行时子模块内部电流路径共有四种模式, 如表 1 所示。

表 1 子模块电流路径

Table 1 Path of sub-module current

模式	T_1	T_2	i	流经器件	电容状态	状态
1	1	0	>0	D_1 -C	充电	投入
2	1	0	<0	C- T_1	放电	投入
3	0	1	>0	T_2	旁路	切除
4	0	1	<0	D_2	旁路	切除

对表 1 进行分析可知, 若 T_1 故障, 则在模式 2 下才会对电路造成影响; 若 T_2 故障, 则在模式 3 下才会对电路造成影响。

图 2 为模式 2 下 T_1 开路和模式 3 下 T_2 开路的子模块内部运行情况。由图 2(a), 模式 2 下 T_1 开路导致电容不能经 T_1 放电; 由图 2(b), 模式 3 下 T_2 开路导致电容不能被 T_2 旁路致使被迫充电。

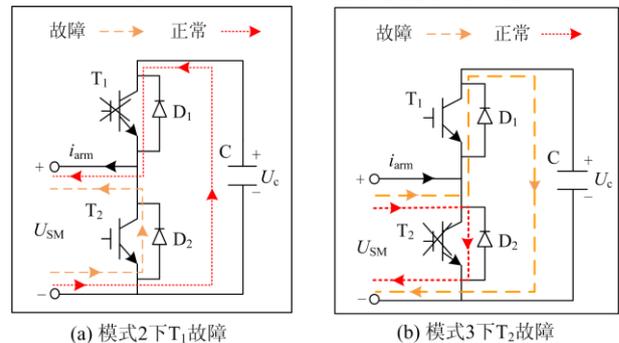


图 2 开路故障时子模块内部运行情况

Fig. 2 Internal operation of the sub-module during open-circuit failure

由以上对功率管发生开路故障后子模块内部运行特性的分析,当子模块发生开路故障时,桥臂电流在子模块内部的流电路径在特定模式下将会改变,致使桥臂电流以及子模块电容电压发生变化。

2 基于无监督学习的故障检测方法

2.1 基于改进变量预测模型的模式识别方法

变量预测模型(Variable Predictive Model, VPM)利用特征变量间的相互内在关系建立数学模型,任何一个特征变量 $x_i(i=1,2,\dots,p)$ 都可以由其余的特征变量 $x_j(j \neq i)$ 表达^[23]。即特征变量 x_i 的变量预测模型为

$$x_i = f(x_j, b_0, b_j, b_{ij}, b_{jk}) + e \quad (1)$$

式中: b_0 、 b_j 、 b_{ij} 、 b_{jk} 为模型参数; e 为误差。

对于模式识别任务,因为不同类别的特征变量之间的内在关系不同,基于变量预测模型的模式识别(Variable Predictive Model Based Class Discriminate, VPMCD)通过构建各个类别下各特征变量的 VPM,利用误差平方和最小为判别标准,实现对未知样本的分类^[24]。但其存在模型和阶数选择较困难,以及基本的 VPM 不能简单表征复杂模式下特征变量之间关系的问题^[25],限制了 VPMCD 的应用。因此,利用在线顺序极限学习机(Online Sequential Extreme Learning Machine, OSELM)强大的非线性表达能力和能够在线对参数进行更新的优点^[26],将 OSELM 替代原 VPMCD 中的预测模型对特征变量间的相互关系进行表达,提出一种基于 OSELM 的改进 VPMCD(OSELM-VPMCD)方法。

OSELM 的网络结构如图 3,其输出为

$$Y = \beta \cdot f(WX + b) \quad (2)$$

式(2)可表示为

$$H\beta = Y \quad (3)$$

式(3)中 β 可以通过式(4)进一步求解获得。

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \|T - H\beta\| \quad (4)$$

式(4)的解为

$$\hat{\beta} = H^+ T \quad (5)$$

式中: T 为样本标签; H^+ 为 H 的 Moore-Penrose 广义逆。

OSELM 训练过程中不需要反复迭代对网络的参数进行更新,仅通过单次计算便可得出网络的最优解,且具有人工神经网络强大的非线性表达能力。

OSELM 对输出层的权重 β 后续更新为在线学习机制,在初步训练好网络后,当第 k 批样本达到需要进一步更新网络参数时,输出权重的更新方式为

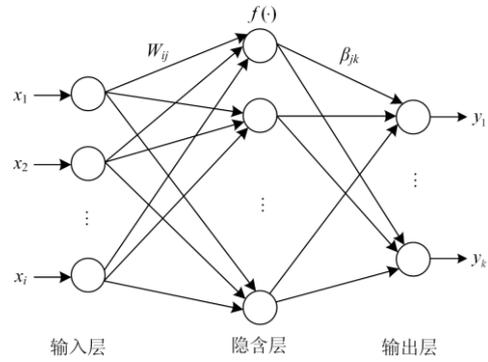


图 3 OSELM 网络结构

Fig. 3 Network structure of ELM

$$\beta^k = \beta^{k-1} + P_k H_k^T (T_k - H_k \beta^{k-1}) \quad (6)$$

式中: β^{k-1} 、 β^k 分别为更新前及更新后的权重; H^k 为第 k 批样本隐含层输出矩阵; T^k 为第 k 批样本标签; P^k 为工作矩阵,初始化为式(7)。

$$P_0 = (H_0^T H_0)^{-1} \quad (7)$$

其更新方式为

$$P_k = P_{k-1}^{-1} + H_k^T \quad (8)$$

$$P_k = P_{k-1} - P_{k-1} H_k^T (I + H_k H_k^T)^{-1} H_k P_{k-1} \quad (9)$$

OSELM 不需要之前的样本便可以对网络参数进行更新,不仅降低了计算量,而且节约了存储空间。

OSELM-VPMCD 将 OSELM 回归模型作为 VPMCD 中的 VPM 实现变量的预测, OSELM-VPMCD 分为训练阶段和测试阶段,模型训练阶段步骤如下:

1) 对于标签共有 m 类的分类问题,以提取的当前已有数据的特征 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 作为总的训练样本。

2) 分别建立各类别下各个特征值的变量预测模型,则共建立了 m 类预测模型,每类包含 n 个 VPM 分别对样本的 n 个特征值进行预测。

3) 利用各类别的训练样本对该类别下的每个 VPM 进行训练,得到训练好的 VPM。

4) 当获得新数据需要进一步更新模型参数时,按照 OSELM 的在线学习机制对初始训练好的 VPM 参数进行更新。

测试阶段步骤如下:

1) 将未知类别样本的特征向量 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 输入建立好的 m 类预测模型中,得到 m 个特征向量预测值 \hat{X}^k 。

2) 计算特征向量 X 与其在各个类别下预测模型的预测值 \hat{X}^k 之间的距离 E_k 。

$$E_k = \left\| \mathbf{X} - \dot{\mathbf{X}}^k \right\|_F \quad (10)$$

3) 将得到的 m 个距离值进行比较得到最小值为 E_k , 则将该样本类别判断为第 k 类。

2.2 基于无监督的 OSELM-VPMCD 故障检测方法

MMC 子模块发生开路故障后, 将造成故障桥臂电流畸变和故障子模块电容异常充放电的情况。当负载较小时, 子模块电容充放电较慢且当电平数较多时 MMC 子模块数量巨大, 直接提取子模块电容电压特征进行故障诊断计算量较大且耗时较长, 不利于故障的快速检测与定位。而 MMC 桥臂数远小于子模块数, 采用桥臂电流作为故障参量相比于采用子模块电容电压作为故障参量, 不仅能降低计算量, 而且可以提高故障检测的速度。

因 MMC 桥臂故障情况可能是桥臂所包含所有子模块中的任意一个发生故障, 且发生故障的时刻是任意的, 要获得每种故障情况下足够的故障样本对故障分类模型进行训练是比较困难的。MMC 通常运行在正常工作状态, 能够提供充足的正常状态下的桥臂电流数据, 而桥臂状态仅有正常和故障两种情况。因此, 本文将 OSELM-VPMCD 方法改为无监督形式, 仅利用正常情况下的特征量训练分类模型便可实现故障桥臂的检测。基于无监督的 OSELM-VPMCD 桥臂故障检测方法流程如图 4 所示, 主要步骤如下:

1) 采集无故障时 MMC 的桥臂电流数据, 提取基频和五倍及以下谐波分量幅值共五个特征作为初始训练集特征量;

2) 将特征量归一化后输入 OSELM-VPMCD 模型训练各 VPM, 得到初步训练好的模型;

3) 若有新的桥臂电流数据加入对模型参数进行更新, 则执行步骤 1) 和步骤 2) 在线更新各 VPM 参数;

4) 提取 MMC 当前运行时刻下 6 个桥臂电流特征并归一化, 依次输入训练好的 OSELM-VPMCD 模型得到其预测量, 计算特征量与预测量之间的距离 $E_k (k=1, 2, \dots, 6)$, 若 E_k 大于设定故障阈值 E_{th} , 则桥臂 k 发生了故障, 故障检测结束。

为提高故障检测的灵敏性, 阈值 E_{th} 设定为正常运行情况下 E_k 统计值的最大值。

3 基于 KNN 异常值检测的故障定位方法

当 MMC 发生功率管开路故障时, 通过所提 OSELM-VPMCD 桥臂故障检测方法诊断出故障桥臂后, 因故障桥臂的所有子模块串联在一起, 仅凭借桥臂电流变化特性无法定位具体的故障子模块,

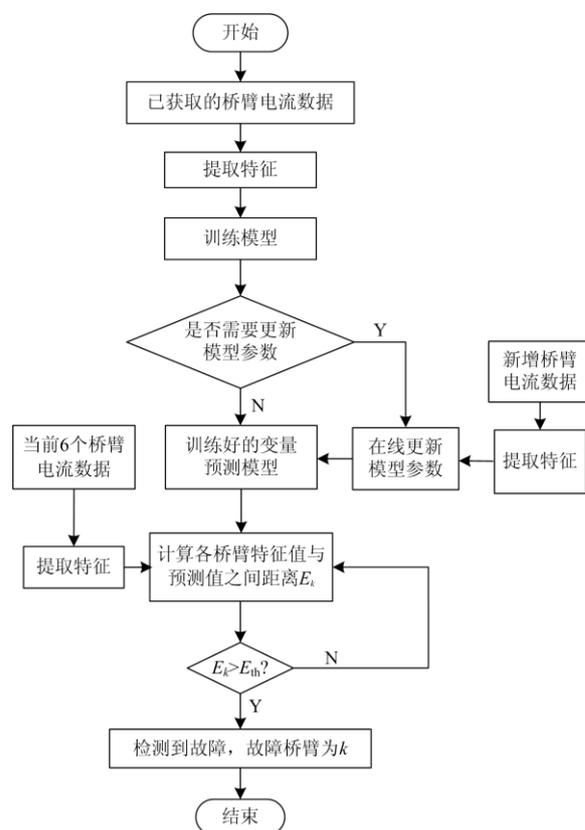


图 4 故障检测流程图

Fig. 4 Flow chart of fault detection

还需从子模块电容电压的变化特性入手, 才能实现故障的定位。MMC 子模块结构如图 5 所示。

根据第 1 节分析可知: 当 T_1 故障时, 在模式 2 (T_1 导通, $i_{arm} < 0$) 下, 电容 C 不能通过 T_1 放电; 当 T_2 故障时, 在模式 3 (T_2 导通, $i_{arm} > 0$) 下, 电容 C 不能被 T_2 旁路而过充电。即, 当 T_1 故障时, 仅在模式 2 下故障特性才能够显现出来; 当 T_2 故障时, 仅在模式 3 下故障特性才能够显现出来。故在子模块电容电压变化的一个周期范围内, 仅在特定模式阶段, 同一桥臂故障子模块较正常子模块电容电压

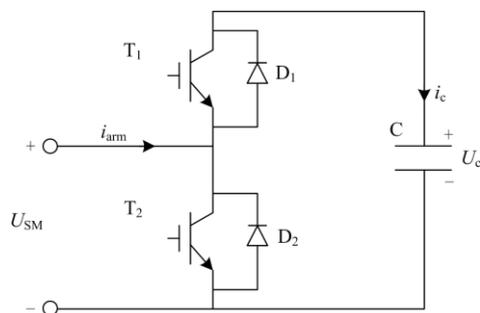


图 5 子模块结构

Fig. 5 Structure of sub-module

变化出现明显异常。因此将子模块电容电压变化率作为故障特征参量,更能精准地反应故障子模块的故障特性从而防止误定位。

相较于其余正常子模块,故障子模块的电容电压变化率在故障特性显现时可视为异常值。因此提出将 KNN 异常值检测用于故障子模块定位的方法,其定位流程如图 6,步骤如下:

- 1) 提取故障桥臂每个子模块电容电压变化率,将其作为特征值;
- 2) 计算每个特征值到其近邻的 K 个特征值之间的平均距离 D_i ;
- 3) 若 D_i 大于设定的异常阈值 D_{th} 且持续一定时间 T_{th} ,则判断第 i 个子模块发生了故障,并结束故障定位流程。其余情况则返回步骤 1)。

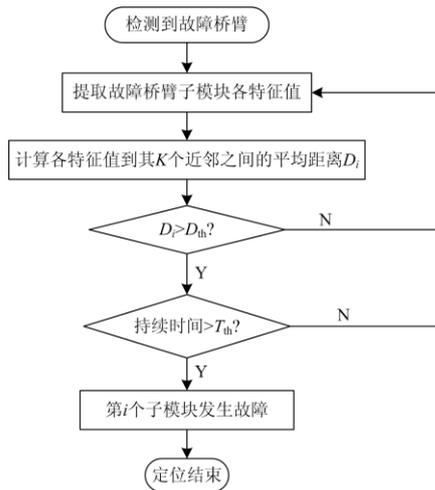


图 6 故障定位流程图

Fig. 6 Flow chart of fault location

针对单子模块发生开路故障,故障后,正常子模块数为 $N-1$ (N 为桥臂子模块数),正常子模块特征值与其近邻的 $N-2$ 个子模块特征值相距较近,故近邻数 K 取值为 $N-2$ 。正常运行情况下各子模块电容电压变化率差值较小,各特征值到其余近邻之间的平均距离 D_i 较小,而发生开路故障时,在模式 2 或模式 3 下故障子模块电容电压变化率将显著偏离其余正常子模块。为提高故障定位的可靠性,阈值 D_{th} 设定为正常运行情况下各桥臂子模块 D_i 统计值最大量的 3 倍,持续时间 T_{th} 设定为 10 个故障定位周期。

4 仿真验证

为验证所提基于无监督学习故障诊断方法的正确性,搭建了 CPS 型 MMC 逆变仿真模型,详细参数如表 2 所示。

表 2 MMC 模型参数

Table 2 Parameters of MMC

参数	数值
直流电压 U_{dc}/V	800
桥臂子模块数量 $N/\text{个}$	4
桥臂电抗 L/mH	4
子模块电容 C/mF	10
额定功率 S/kVA	64
采样频率 f_s/kHz	10
额定频率 f_n/Hz	50

为模拟真实情况下的运行特性,子模块电容及桥臂电感有 5% 的误差,并对采样信号添加信噪比为 20 dB 的高斯白噪声。由于 MMC 桥臂数为 6,每个桥臂子模块数为 4,将故障检测输出结果定义为 0—6:0 表示无故障;1、2 表示 MMC 的 A 相上、下桥臂故障;3、4 表示 MMC 的 B 相上、下桥臂故障;5、6 表示 MMC 的 C 相上、下桥臂故障。将故障定位输出结果定义为 0—4:0 表示无故障,1—4 分别表示从故障桥臂上端开始第 1—4 个子模块发生开路故障。故障检测和定位过程中的数据采用滑动窗口获取,故障检测阶段滑动窗口长度为 20 ms,即一个周期,步长为 1 ms;故障定位阶段滑动窗口长度为 1 ms,步长为 0.1 ms。

图 7 为无故障时 MMC 运行情况。由图 7 可知,MMC 在正常稳定运行情况下同一桥臂上各子模块电容电压同步变化,均压效果较好,上下桥臂电流相位差为 180° 且无畸变。

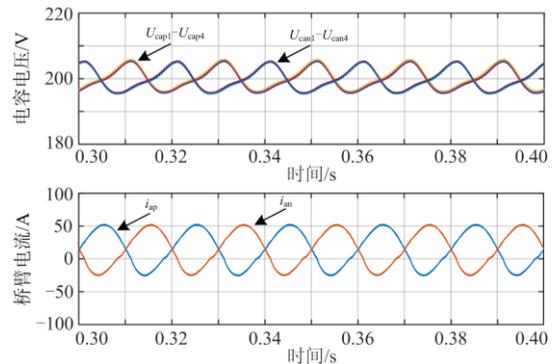


图 7 无故障时 MMC 仿真波形

Fig. 7 Simulation waveform of MMC in normal state

设定在 0.25 s 时刻 MMC 的 A 相上桥臂第一个子模块 T_1 管发生开路故障,图 8(a)为故障桥臂电流,故障发生后桥臂电流发生了严重畸变。图 8(b)为故障桥臂子模块电容电压,故障发生后起始阶段由于续流二极管反向截止导致桥臂电流基本为零,各子模块电容电压均升高,一段时间后故障子模块电容

电压偏离正常子模块。故障检测结果如图 8(c)所示, 检测到故障后启动故障定位机制, 故障定位结果如图 8(d)所示。由图 8(c)和图 8(d)知, 故障诊断结果为 MMC 的 A 相上桥臂第 1 个子模块发生故障, 与所设置实际故障位置相吻合, 完成故障检测与定位时长为 26 ms。

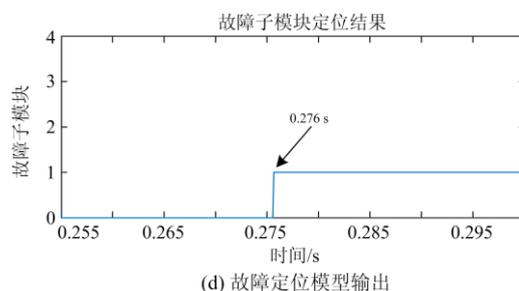
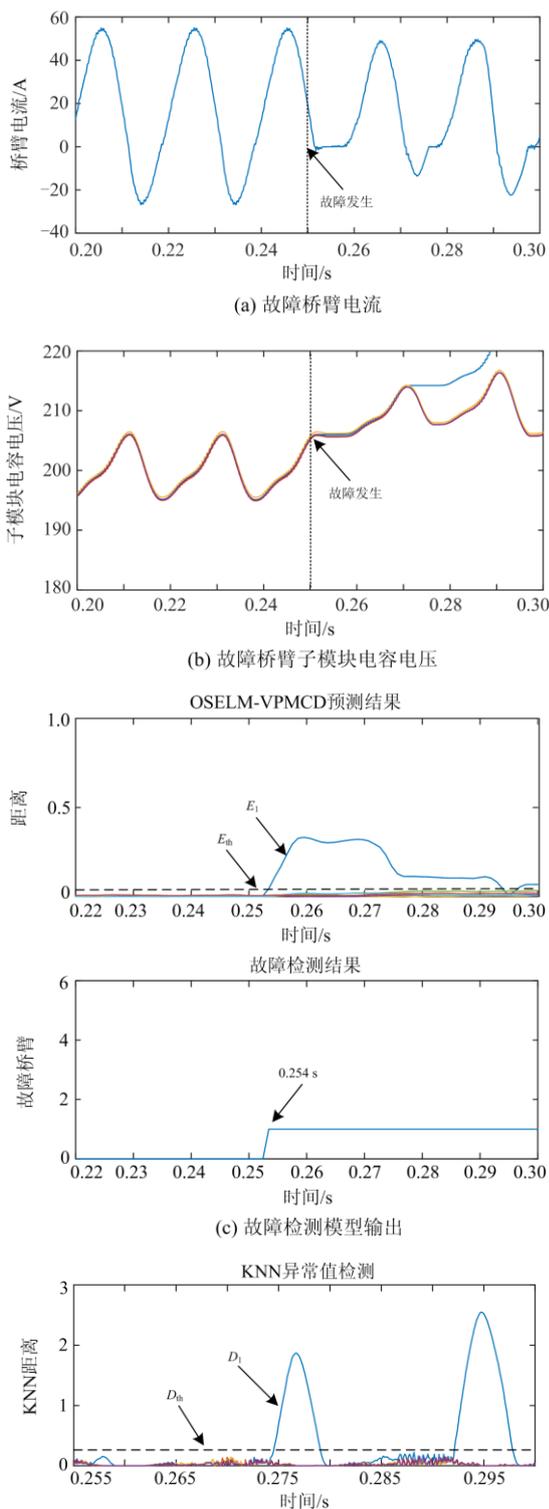
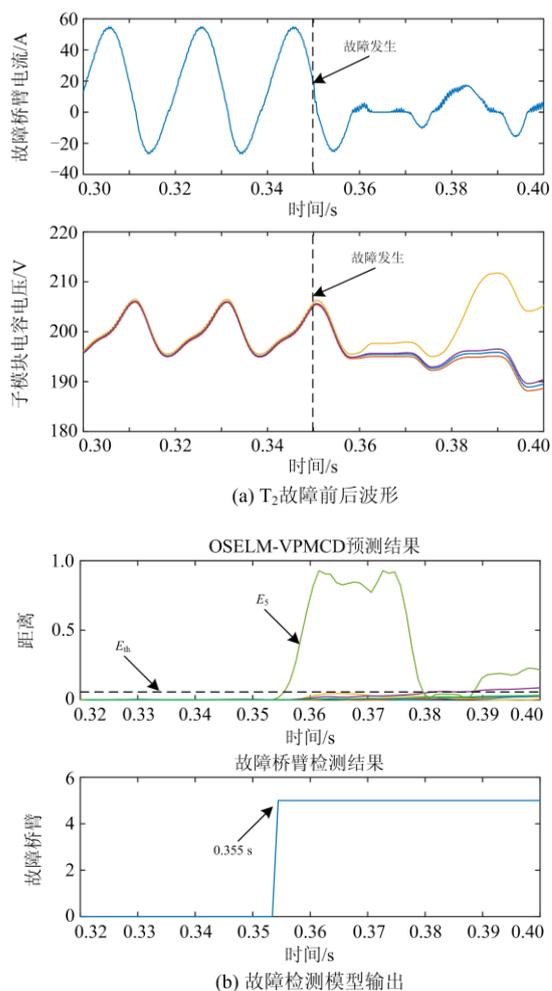
图 8 T₁管开路故障仿真

Fig. 8 Simulation of upper-switch failure

设定在 0.35 s 时刻 MMC 的 C 相上桥臂第 3 个子模块 T₂ 管发生开路故障, 故障前后桥臂电流如图 9(a), 故障检测及定位结果如图 9(b)、图 9(c)所示。故障发生 5 ms 后, 由图 9(b)可知, 在 0.355 s 时刻, 桥臂 5 电流特征预测值与实际值的距离大于设定阈值, 检测到故障桥臂并启动故障定位机制; 由图 9(c)可知, 在 0.365 s 定位到故障, 故障位置为桥臂 5 第 3 个子模块。故障检测与定位结果与设定位置相同, 完成故障检测与定位时长为 15 ms。



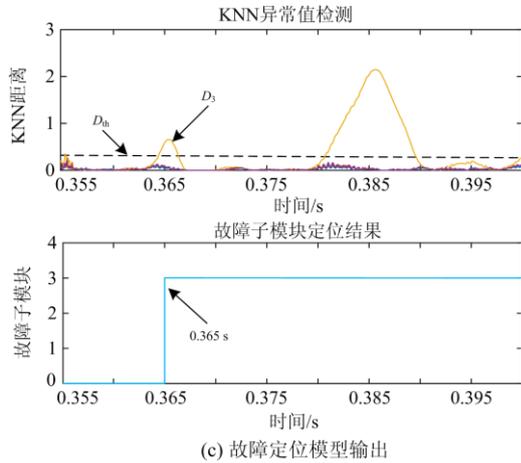
图9 T₂管开路故障仿真

Fig. 9 Simulation of lower-switch failure

限于篇幅, 本文未将其余桥臂故障情况下所提方法的诊断结果进行展开分析。经过多次仿真实验得出: 在不同类型故障情况下所提方法均能准确检测和定位故障且诊断时长均不超过 40 ms。

5 结论

本文分析了 MMC 子模块发生开路故障时桥臂电流及子模块电容电压在各工作模式下的变化特性, 提出了基于无监督学习的 OSELM-VPMCD 故障检测方法以及基于 KNN 异常值检测的故障定位方法。搭建了 MMC 仿真模型, 应用所提方法对不同类型的单管开路故障进行了仿真验证。结果表明所提方法在无需故障样本的情况下, 能够快速准确地诊断出故障子模块。

参考文献

- [1] 杨晓峰, 林智钦, 郑琼林, 等. 模块组合多电平变换器的研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(6): 1-14.
YANG Xiaofeng, LIN Zhiqin, ZHENG T Q, et al. A review of modular multilevel converters[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(6): 1-14.
- [2] 王姗姗, 周孝信, 汤广福, 等. 模块化多电平电压源换流器的数学模型[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(24): 1-8.
WANG Shanshan, ZHOU Xiaoxin, TANG Guangfu, et al. Modeling of modular multi-level voltage source converter[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(24): 1-8.
- [3] 黄越, 李凤婷, 易鹏, 等. 应用附加电容的柔性直流输电线路自适应重合闸策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(23): 30-35.
HUANG Yue, LI Fengting, YI Peng, et al. Adaptive reclosure scheme of MMC-HVDC transmission lines using additional capacitors[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(23): 30-35.
- [4] PEREZ M A, BERNET S, ROGRIGUEZ J, et al. Circuit topologies, modeling, control schemes, and applications of module multilevel converters[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, 30(1): 4-17.
- [5] SONG Guobing, HOU junjie, GUO Bing, et al. Pilot protection of hybrid MMC DC grid based on active detection[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(1): 82-96. DOI: 10.1186/s41601-020-0152-2.
- [6] 方辉, 宋永辉, 周敬森, 等. 具有直流故障阻断能力的逆阻型混合子模块拓扑[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(18): 82-88.
FANG Hui, SONG Yonghui, ZHOU Jingsen, et al. An improved RB-hybrid SM with DC fault blocking capability[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(18): 82-88.
- [7] 张婕, 曾国辉, 赵晋斌, 等. 基于改进冒泡法排序的模块化多电平换流器电容电压均衡策略[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(6): 92-96.
ZHANG Jie, ZENG Guohui, ZHAO Jinbin, et al. Modular multilevel converter capacitor voltage balancing strategy based on improved bubble sorting[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(6): 92-96.
- [8] RICARDEAU F, PHAM T T L. Reliability calculation of multilevel converters: theory and applications[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(10): 4225-4233.
- [9] LI Binbin, SHI Shaolei, WANG Bo, et al. Fault diagnosis and tolerant control of single IGBT open-circuit failure in modular multilevel converters[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31(4): 3165-3176.
- [10] ZHOU Weihao, JING Sheng, LUO Haoze, et al. Detection and location of submodule open-circuit failures for modular multilevel converters with single ring theorem[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2019, 34(4): 3729-3739.
- [11] 李探, 赵成勇, 李路遥, 等. MMC-HVDC 子模块故障诊断与就地保护策略[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(10): 1641-1649.
LI Tan, ZHAO Chengyong, LI Luyao, et al. Sub-module fault diagnosis and the local protection scheme for MMC-HVDC system[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(10): 1641-1649.
- [12] HAGHAZARI S, KHODABANDEH M, ZOLGHADRI M R. Fast fault detection method for modular multilevel converter semiconductor power switches[J]. IET Power

- Electronics, 2016, 9(2): 165-174.
- [13] AN Quntao, SUN Lizhi, ZHAO Ke, et al. Switching function model-based fast-diagnostic method of open-switch faults in inverters without sensors[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2011, 26(1): 119-126.
- [14] SHAO Shuai, WHEELER P W, CLARE J C, et al. Fault detection for modular multilevel converters based on sliding mode observer[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2013, 28(11): 4867-4872.
- [15] SHAO Shuai, WATSON A J, CLARE J C, et al. Robustness analysis and experimental validation of a fault detection and isolation method for the modular multilevel converter[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31(5): 3794-3805.
- [16] 殷实, 谭国俊. 一种基于扩展卡尔曼滤波算法的 MMC 系统故障诊断策略[J]. 电工技术学报, 2016, 31(19): 1-7.
- YIN Shi, TAN Guojun. A novel fault diagnosis strategy of MMC system based on EKFA[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(19): 1-7.
- [17] 徐坤山, 谢少军, 袁晓峰, 等. 模块化多电平换流器子模块故障快速诊断方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(18): 103-110.
- XU Kunshan, XIE Shaojun, YUAN Xiaofeng, et al. Rapid diagnostic method for submodule failure in modular multilevel converter[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(18): 103-110.
- [18] YANG Qichen, QIN Jiangchao, SAEEDIFARD M. Analysis, detection, and location of open-switch submodule failures in a modular multilevel converter[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2016, 31(1): 155-164.
- [19] 杨楨, 马子莹, 李鑫. 基于 WPD-PCA 与 GA-BP 的 MMC 子模块故障定位方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(7): 181-186.
- YANG Zhen, MA Ziyang, LI Xin. Fault location of MMC sub-module based on WPD-PCA and GA-BP[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2019, 33(7): 181-186.
- [20] 尹桥宣, 段斌, 沈梦君, 等. 模块化五电平逆变器子模块开路故障的智能诊断方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(12): 1-8.
- YIN Qiaoxuan, DUAN Bin, SHEN Mengjun, et al. Intelligent diagnosis method for open-circuit fault of sub-modules in modular five-level inverter[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(12): 1-8.
- [21] 李翠, 刘振兴, 柴利, 等. 模块化多电平换流器的子模块开路故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(27): 6995-7003.
- LI Cui, LIU Zhenxing, CHAI Li, et al. An open circuit fault detection method for sub-modules in modular multi-level converters[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(27): 6995-7003.
- [22] KIRANYAZ S, GASTLI A, BEN-BRAHIM L, et al. Real-time fault detection and identification for MMC using 1-D convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(11): 8760-8870.
- [23] RAGHURAJ R, LAKSHMINARAYANAN S. Variable predictive models: a new multivariate classification approach for pattern recognition applications[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(1): 7-16.
- [24] 马利洁, 朱永利, 郑艳艳. 基于并行变量预测模型的变压器故障诊断及优化研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(6): 82-89.
- MA Lijie, ZHU Yongli, ZHENG Yanyan. Research on transformer fault diagnosis and optimization based on parallel variable prediction model[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(6): 82-89.
- [25] 姜战伟, 郑近德, 潘海洋, 等. 基于改进多尺度熵与 VPMCD 的滚动轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2017, 37(3): 156-161.
- JIANG Zhanwei, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on improved multiscale entropy and VPMCD[J]. Noise & Vibration Control, 2017, 37(3): 156-161.
- [26] 张秦侵, 宋辉, 姜勇, 等. 基于 OS-ELM 的变压器局部放电模式识别[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1122-1130.
- ZHANG Qinqin, SONG Hui, JIANG Yong, et al. Partial discharge pattern recognition of transformer based on OS-ELM[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1122-1130.

收稿日期: 2020-08-20; 修回日期: 2020-10-26

作者简介:

张彼德(1975—), 男, 教授, 博士, 研究方向为电气设备在线监测及故障诊断; E-mail: fyhzzx2015@sina.com

洪锡文(1993—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力电子设备故障诊断。E-mail: 1137253664@qq.com

(编辑 姜新丽)