

基于实时数字仿真技术的电力电子装备故障诊断

文/杨嘉伟
东方电气集团科学技术研究院有限公司

大功率电力电子装备作为构建以新能源为主体的新型电力系统的关键装备，对整个能源系统的可靠性和发电性能有着重要影响，通过数字仿真充分模拟多种故障工况，解决神经网络模型训练所需的大容量样本问题，构建故障快速诊断及精确定位模型，具有重要的现实意义。

大功率电力电子装备作为直驱风电机组、光伏发电机组以及抽水蓄能机组等发电系统与电网连接的关键环节，对整个系统的可靠性和发电性能有着直接影响，是构建以新能源发电为主体的新型电力系统的重要能源装备。大功率电力电子装备的关键部件是IGCT、IGBT等电力电子半导体器件，发生故障时通常导致机组被迫停运。由于大功率电力电子装备包含大量的半导体器件，故障原因多样，在实物上模拟故障往往是破坏性的代价极大，仅仅依靠有限故障工况的数据积累和常规知识经验难以快速实现故障类型判断与定位。

本文提出一种大功率电力电子装备故障诊断技术，通过实时数字仿真技术建立连接实物控制器的电力电子装备应用场景仿真模型，并充分模拟多种运行工况，快速完成故障数据累积，形成模型训练样本库，通过神经网络迭代求解构建故障诊断定位模型，实现大功率电力电子装备故障的快速诊断及精确定位。

故障诊断技术架构

基于实时数字仿真的电力电子装备故障诊断技术架构如图1所示，主要由故障样本数据模拟系统、故障诊断算法模型两部分组成。

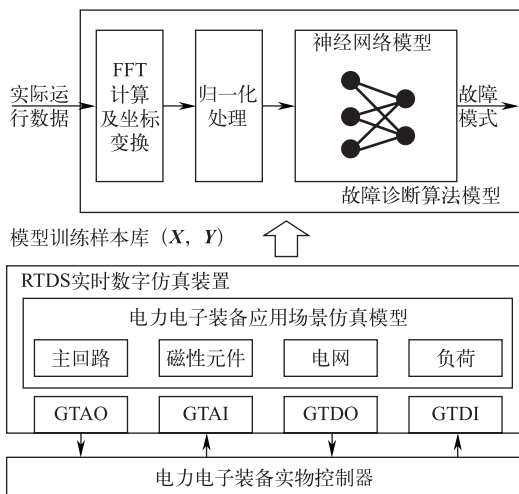


图1 基于实时数字仿真的电力电子装备故障诊断技术架构

其中故障样本数据模拟系统在实时数字仿真装置（Real Time Digital Simulator, RTDS）中建立包括电力电子装备主回路、磁性元件、电网及负荷等在内的应用场景仿真模型，并连接电力电子装备实物控制器，通过充分模拟电力电子装备正常运行及故障工况，建立故障类型丰富的模型训练样本（ X, Y ），其中 X 为故障特征数据， Y 为故障类型编码。

故障诊断算法模型对故障样本数据进行FFT计算及坐标变换，归一化数据处理后输入至神经网络模型，通过神经网络反向迭代计算至训练误差收敛

到预定指标，得到神经元间权值及神经元阈值最优解，从而形成大功率电力电子装备故障诊断算法模型。实际运行时，将电力电子装备实时数据输入至该模型即可进行在线故障诊断与定位。

诊断模型构建方法

1. 特征参数选取

以图2所示的双向三电平电力电子装备为例，

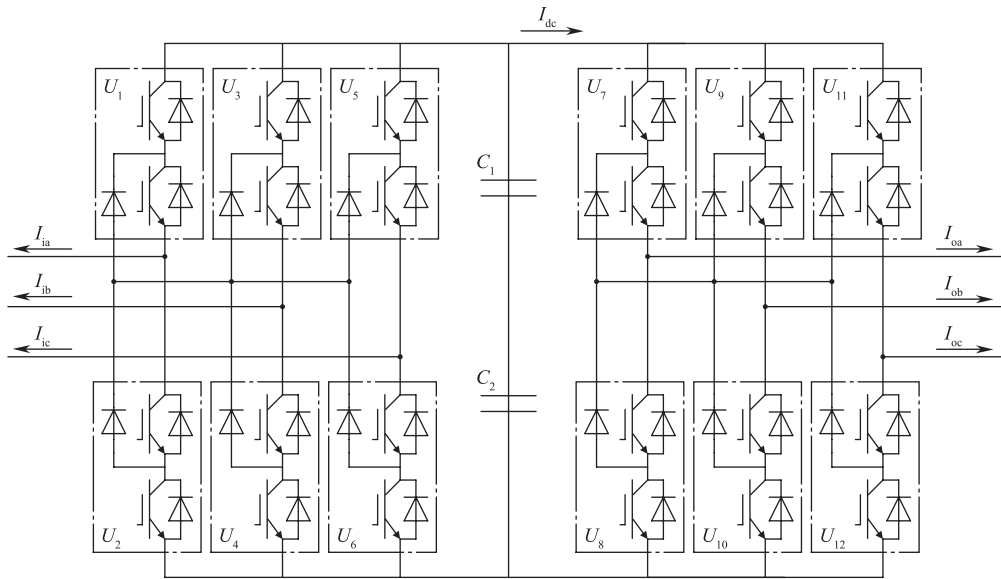


图2 电力电子装备主回路拓扑

根据电力电子装备主回路拓扑和半导体器件数量，建立故障类型编码Y和故障模式的映射关系，见表1。其中故障类型表示为Y=[y₁,y₂,⋯,y₄]。

表1 故障类编码与故障模式映射关系表

故障模式	故障编码[y ₁ ,y ₂ ,⋯,y ₄]	故障模式	故障编码[y ₁ ,y ₂ ,⋯,y ₄]
U ₁ 故障	[1,1,1,1]	U ₇ 故障	[1,0,0,1]
U ₂ 故障	[1,1,1,0]	U ₈ 故障	[1,0,0,0]
U ₃ 故障	[1,1,0,1]	U ₉ 故障	[0,1,1,1]
U ₄ 故障	[1,1,0,0]	U ₁₀ 故障	[0,1,1,0]
U ₅ 故障	[1,0,1,1]	U ₁₁ 故障	[0,1,0,1]
U ₆ 故障	[1,0,1,0]	U ₁₂ 故障	[0,1,0,0]

2. 数据预处理

采用归一化方法对故障特征数据进行数据预处理，以避免数值问题损失精度的同时，能加快神经网络收敛速度。计算公式为

$$x' = 2(x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) - 1 \tag{1}$$

式中，x为单个样本数据处理前数值；x'为对应的处

采集直流母线电流I_{dc}，三相输入电流(I_{ia}、I_{ib}、I_{ic})，三相输出电流(I_{oa}、I_{ob}、I_{oc})等数据，进行快速FFT计算及坐标变换，建立故障特征数据X=[x₁,x₂,⋯,x₅]=[I_{dc0},I_{ip},I_{in},I_{op},I_{on}]，其中I_{dc0}为直流母线电流I_{dc}的直流分量，I_{ip}和I_{in}为输入电流(I_{ia}、I_{ib}、I_{ic})对应的正负序分量，I_{op}和I_{on}为输出电流(I_{oa}、I_{ob}、I_{oc})对应的正负序分量。

理后数值；x_{max}为单个样本数据的处理前最大值，x_{min}为对应的最小值。

3. 神经网络模型

将归一化数据处理后输入至神经网络模型，通过神经网络反向迭代计算至训练误差收敛到预定指标，得到神经元间权值及神经元阈值最优解，构建出故障诊断算法模型。本文选用的反向传播（Back Propagation，BP）神经网络，采用如图3所示的单隐层前馈网络，根据选取的故障特征数据X=[x₁,x₂,⋯,x₅]=[I_{dc0},I_{ip},I_{in},I_{op},I_{on}]，在输入层设置对应的5个神经元；隐藏层配置不少于输入层2倍数目的多个神经元，采用正切型函数作为激活条件，表达式为

$$f(x) = 2 / (1 + e^{-2x}) - 1 \tag{2}$$

根据故障类型编码Y=[y₁,y₂,⋯,y₄]在输出层配置4个神经元，采用线性函数为激活条件，表达式为

$$f(x) = x \tag{3}$$

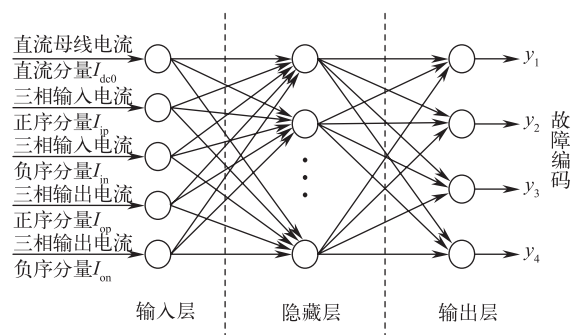


图3 神经网络模型图

实验测试

根据文中提出的电力电子装备故障诊断方法，以实验室现有电力电子装备样机为对象，构建基于实时数字仿真的故障诊断系统。样机主要参数为额定功率500 kV·A，交流侧额定电压380 V，直流侧额定电压700 V。实验室测试装备如图4所示。



图4 实验室测试装备

以样机故障历史数据对本文故障诊断系统效果进行测试，结果见表2，可以看出本文方法能快速定位到故障器件。

表2 测试结果

故障类型	故障码[y ₁ ,y ₂ ,…y ₄]	响应时间/ms
U ₂ 故障	[1,1,1,0]	13
U ₉ 故障	[0,1,1,1]	22

结束语

本文提出一种基于实时数字仿真的电力电子装备故障诊断技术，通过实时数字仿真技术快速形成丰富的故障样本数据库，构建较为精准的故障诊断算法模型，解决实际应用中缺乏故障样本的问题，对于提高大功率电力电子装备故障诊断速度与精度具有重要意义。[EA](#)

(收稿日期：2023-04-21)

参考文献

[1] 刘闯，寇磊，蔡国伟，等．基于人工智能的电力电子变换器开路故障诊断研究综述[J]．电网技术，2020，44(8)：2 957-2 970．

[2] 胡国喜．电力电子电路智能故障诊断技术探讨[J]．通信电源技术，2020，37(1)：270-272．

[3] 孙子明，葛强，石建全，等．基于GA-BP神经网络的双馈风力发电机故障诊断[J]．电工技术，2022(5)：19-21．

[4] 刘姝，王鹤岩，曹福毅，等．基于故障树分析法的风电机组变频器故障与可靠性研究[J]．电气应用，2022，41(8)：61-68．

[5] 洪语蔚．基于不确定性模态分析的风电场并网谐振研究[J]．电气应用，2022，41(6)：23-32．

