

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2014.11.026

基于 FFT 和神经网络的 APF 故障诊断方法 *

马立新, 吴兴锋, 费少帅

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

摘要:针对有源电力滤波器 APF(active power filter)逆变器中 IGBT 易发生故障的问题,对 APF 中 IGBT 开路故障的仿真、故障分类、特征提取、故障诊断等方面进行了研究。对 IGBT 开路故障与故障特征进行了分析,提出了一种基于快速傅里叶变换(FFT)和神经网络的 APF 故障诊断方法,用 FFT 提取的故障特征向量来训练神经网络,并将训练好的神经网络诊断系统对 IGBT 开路故障进行了测试。实验结果表明,该诊断方法能用于监测 APF 运行状态并快速有效地识别 IGBT 故障位置。

关键词:有源电力滤波器;故障诊断;快速傅里叶变换;神经网络

中图分类号:TM727;TN713

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2014)11-1441-04

Fault diagnosis method for APF based on FFT and neural network

MA Li-xin, WU Xing-feng, FEI Shao-shuai

(College of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of
Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Aiming at the easily damaged characteristic of IGBT in the inverter, simulation, fault classification, feature extraction and fault diagnosis of IGBT open circuit fault in active power filter(APF) were researched. After the analysis of IGBT open circuit fault and fault feature, a method was presented to diagnose the fault of APF based on fast fourier transform (FFT) and neural network, the BP network was trained with fault feature vector, and the well-trained neural network was tested by IGBT open circuit fault. The experimental results indicate that the diagnosis method can monitor the condition of APF and effectively identify the fault location of IGBT.

Key words: active power filter(APF); fault diagnosis; fast fourier transform(FFT); neural network

0 引言

随着电力电子装置及分布式电源的广泛应用,电力系统的电能质量问题日趋严重,严重威胁电网的安全运行和电力设备的正常使用^[1]。有源电力滤波器(APF)是一种新型的谐波治理和无功补偿装置,因其动态响应速度快、补偿特性好等优点,得到了国内外学者的广泛关注^[2]。

事实上,APF 系统中的任何一个功能单元、任何一个元器件都有可能发生故障的可能,而 APF 逆变器中的 IGBT 因长时间工作在高频、高温状态,是 APF 中易损坏的器件^[3]。为了提高系统的可靠性,增长 APF 的安

全运行时间,为 IGBT 损坏后 APF 的维修赢得时间,需要对 APF 进行故障诊断。APF 逆变器的故障可分为 IGBT 开路和短路故障,因短路故障存在时间很短,通过硬件电路检测 IGBT 的漏 - 源极压降就可检测 IGBT 短路故障。IGBT 发生开路故障后,APF 往往还能够继续运行,但对电力系统危害很大,不仅达不到谐波治理的效果,还会向电网注入谐波,其他 IGBT 也会流过更大的电流,影响电力设备的正常使用,如不及时处理将引起更大的事故^[4]。

目前,国内外学者在 IGBT 开路故障的诊断上做了大量研究,主要有电压或电流直接检测法、参考模型法及智能诊断法等^[5]。直接检测电压或电流的方法

收稿日期:2014-04-29

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61205076);国家科技部政府间科技合作资助项目(2009014)

作者简介:马立新(1960-),男,陕西安康人,博士,教授,主要从事电力系统稳定性与优化运行、电气系统故障诊断与模式识别、群体智能与智能电网、电力能效测评系统方面的研究. E-mail: malx_aai@sina.com

需要检测每个被诊断的器件的电压和电流,需要增加很多额外的电压传感器,增加了成本,而且电流的检测对负载很敏感,负载变化会造成误诊断。参考模型法难以建立精确的数学模型,对逆变器复杂电路的建模过于复杂而不太实用。专家系统和故障树是传统的智能诊断方法,专家系统法难以穷尽所有 IGBT 开路故障来获取完备的知识库,不易实现故障准确匹配;故障树法虽然直观通用性好,但对于复杂的 APF 系统所需的决策树很大,故障变化时不易进行调整。

在 IGBT 开路故障诊断领域,已研究出了很多新型的智能诊断方法。快速傅里叶变换(FFT)将时域信号转换成易于分析的频域信号,对信号处理具有较好的频域定位特性^[6-7],能够完整地提取各种故障信号的特征;人工神经网络在处理非线性问题中有自学习与自适应能力^[8-9],能够实现准确的故障定位。

为了减少传感器的使用数量,解决传统方法对负载敏感的问题,本研究结合 FFT 和神经网络的优点来实现 APF 的故障诊断,运用 FFT 提取单传感器采集的信号的特征,建立基于 FFT 和神经网络的智能诊断系统,最后采集非学习样本进行实验验证。

1 APF 故障诊断原理

本研究主要以并联型有源电力滤波器为研究对象,它的系统结构与故障诊断原理如图 1 所示。

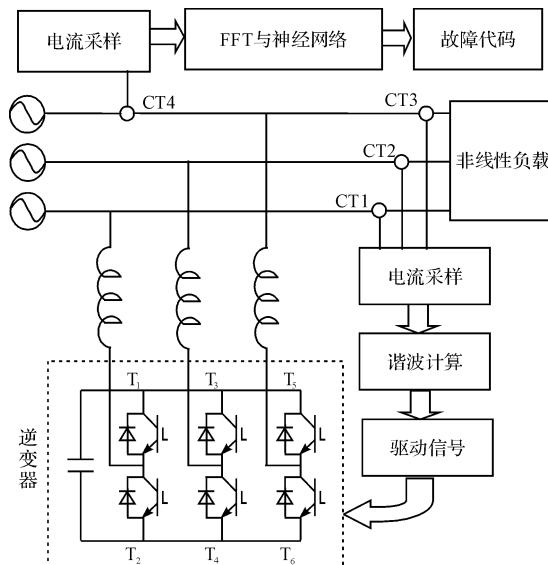


图 1 APF 结构及诊断原理图

非线性负载的接入会向电网注入谐波电流,通过电流互感器 CT 检测出三相负载电流,经过谐波电流分析与计算环节,再根据谐波分量生成 PWM 控制脉冲,从而将谐波电流抵消,使网侧电流逼近于正弦波,达到电能质量的规定水平^[10]。

当 APF 逆变器中的 IGBT 发生故障时,网侧电流会发生很大的畸变,而且故障信号中包含了完备的故障信息。本研究通过电流互感器对网侧电流进行采样,并运用 FFT 变换提取各故障信号的特征,再将该故障特征向量输入到训练好的神经网络进行识别,然后输出 IGBT 故障代码,实现有源电力滤波器的故障诊断。

2 APF 故障分析

2.1 APF 故障仿真

本研究通过 Matlab/Simulink 建立 APF 故障仿真模型,采用 $i_p \sim i_q$ 谐波检测法,滞环控制策略根据谐波信号产生 PWM 脉冲来控制各个 IGBT 的工作,以三相桥式全控整流电路带阻感负载产生谐波源。由于系统实际运行时多个 IGBT 同时故障的可能性比较小,目前诊断方法主要研究最多同时有 2 个 IGBT 发生开路故障的情况,可以把故障分为单个 IGBT 开路或两个 IGBT 同时开路故障,共五大类、22 种故障。

第一类:无 IGBT 故障,即正常运行,侧电流波形逼近于对称的正弦波,APF 正常运行时网侧电流波形如图 2 所示。

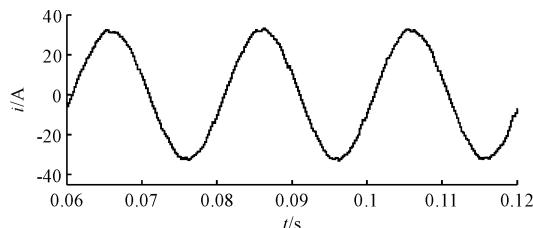


图 2 APF 正常运行时网侧电流波形

第二类:单个 IGBT 开路故障,可以分为 $T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6$ 共 6 种故障, T_3 故障时的网侧电流波形如图 3 所示。

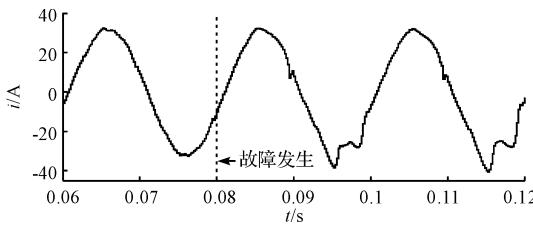
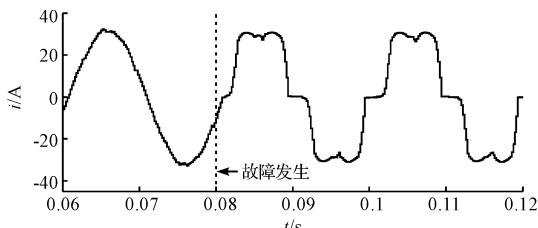
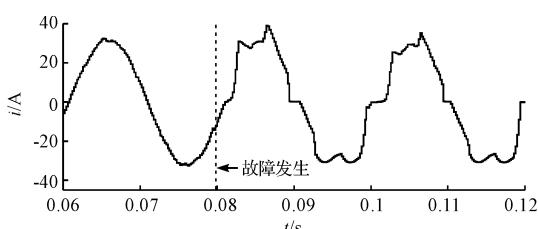


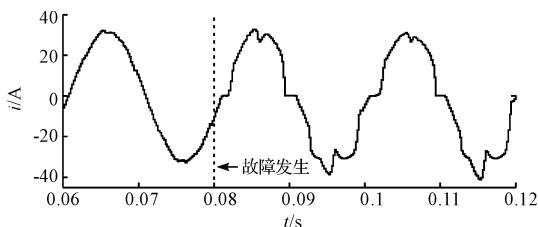
图 3 T_3 开路故障时网侧电流波形

第三类:同一桥臂的上下 2 个 IGBT 发生开路故障,可以分为 $T_1 T_2, T_3 T_4, T_5 T_6$ 共 3 种故障, T_1 和 T_2 故障时的网侧电流波形如图 4 所示。

第四类:同一半桥上的 2 个 IGBT 发生开路故障。可以分为 $T_1 T_3, T_1 T_5, T_3 T_5, T_2 T_4, T_2 T_6, T_4 T_6$ 共 6 种故障, T_2 和 T_6 故障时的网侧电流波形如图 5 所示。

图 4 T_1 和 T_2 开路故障时网侧电流波形图 5 T_2 和 T_6 开路故障时网侧电流波形

第五类:不同半桥交叉的 2 个 IGBT 发生开路故障,可以分为 T_1T_4 、 T_1T_6 、 T_2T_3 、 T_3T_6 、 T_2T_5 、 T_4T_5 共 6 种故障, T_2 和 T_3 故障时的网侧电流波形如图 6 所示。

图 6 T_2 和 T_3 开路故障时网侧电流波形

2.2 APF 故障特征提取

当 APF 逆变器发生故障时,APF 网侧电流的波形不再是正弦波,必然会发生畸变,各故障对各频段内的信号影响很大,而且故障信号包含了不同故障各自的信息^[11]。笔者通过对不同类型的故障电流波形进行 FFT 变换,获得各频段信号的幅值与相位,会发现在不同故障下各频段信号的幅值与相位是不同的。

本研究以有源电力滤波器 A 相网侧电流为例,对采集到的网侧电流进行 FFT 变换,得到各个频段信号的幅值与相位。在获取各个故障信号的特征时,发现不同故障对网侧电流的直流分量、3 次谐波、5 次谐波、7 次谐波的幅值与相位影响较大,而且这 8 个频谱分量可以对应唯一的故障类型,因此笔者将这 8 个频谱分量作为故障特征向量。为了减小负载变化对诊断的影响,便于神经网络的训练,需要对各谐波幅值进行归一化处理,最后将归一化处理的特征向量作为神经网络的输入,实现神经网络训练样本数据的提取。

在故障仿真中,为了获取在不同负载下的网侧电流信号,本研究分别将三相桥式全控整流电路谐波源

的触发角设为 0° 、 30° 、 60° 、 90° 等典型触发角,并在各个典型触发角下模拟各种 IGBT 开路故障,获取不同负载谐波源下网侧电流的故障波形。本研究根据 FFT 变换的特征提取方法对不同负载谐波源和不同故障下的网侧电流信号进行分析,提取故障特征向量,共可得到 88 组故障特征向量,将大量的故障数据作为神经网络的学习样本,使神经网络具有更强的鲁棒性和适应能力。

3 APF 故障诊断系统的实现及分析

为了便于故障定位,本研究将 IGBT 开路故障用代码 $X_6X_5X_4X_3X_2X_1$ 表示,其中 $X = 1$ 或 0 。故障代码的高 3 位代表故障类型,低 3 位用于确定 IGBT 的准确位置。笔者根据上文的故障分析对 IGBT 故障进行分类编码如表 1 所示。

表 1 IGBT 故障类型代码

代码	故障 IGBT	代码	故障 IGBT
000000	正常	011010	T_1, T_5
001001	T_1	011011	T_2, T_4
001010	T_2	011100	T_2, T_6
001011	T_3	011101	T_3, T_5
001100	T_4	011110	T_4, T_6
001101	T_5	100001	T_1, T_4
001110	T_6	100010	T_1, T_6
010001	T_1, T_2	100011	T_2, T_3
010010	T_3, T_4	100100	T_2, T_5
010011	T_5, T_6	100101	T_3, T_6
011001	T_1, T_3	100110	T_4, T_5

在神经网络中,修改权值的规则称为学习算法,BP 神经网络采用误差反向传播算法。BP 神经网络的学习过程由信息的正向传播和误差的反向传播两部分组成^[12-13]。在正向传播过程中,输入信息经隐含层处理后传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层得不到期望的输出,则转向反向传播,将输出信息的误差按原来的连接通路返回,逐一修改各层神经元的权值。不断迭代的过程中,使得误差达到最小,在得到合适的网络连接权后就可对新的样本进行识别。

BP 神经网络作为模式识别的工具,采用 3 层网络结构,输入层为 8 个神经元,对应于网侧电流的 8 个频谱分量;隐层是输入层与输出层之间的连接,隐层神经元越多则精度越高,但网络亦趋于复杂,隐层神经元过少则精度下降,甚至出现不收敛的结果^[14],经多次试验,隐层设定为 30 个神经元时,网络能够快速收敛且输出效果最好;由于输出故障代码为 6 位,本研究设定输出层为 6 个神经元,用来确定发生故障 IGBT 的准确位置。

神经网络训练时,本研究通过电流互感器采集不同负载和不同故障下的 A 相网侧电流,并运用上文特征提取方法获得 88 组故障特征向量,将这些特征向量作为神经网络输入,故障类型代码作为神经网络的期望输出。为了克服传统 BP 训练算法的收敛速度慢和易陷入局部最优的缺点,本研究采用收敛速度快、识别精度高的 BFGS 拟牛顿优化算法对网络进行离线训练,学习率取 0.1,整个训练过程的收敛程度如图 7 所示。此时,该神经网络已训练完毕,能够适应动态负载下的故障诊断,故障诊断系统可以调用训练好的神经网络对故障特征向量进行分类,确定故障 IGBT 的位置,实现了有源电力滤波器的故障诊断。

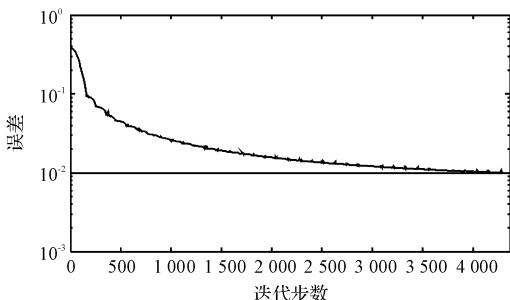


图 7 神经网络训练误差曲线

为了进一步验证该方法的可行性,本研究采用非学习样本数据,在实验中,通过移去 IGBT 的驱动信号来模拟 IGBT 开路故障。由于篇幅所限,本研究仅模拟了 T_3 、 $T_1 T_1$ 、 $T_3 T_5$ 、 $T_4 T_5$ 开路故障,通过上文特征提取的方法提取各故障时的特征向量,再将故障特征输入训练好的神经网络进行故障定位,实验结果如表 2 所示。由表 2 可以看出,诊断输出代码经过四舍五入后与设定代码完全一致,从而证明该诊断方法的有效性。

表 2 实验结果

故障	诊断输出代码					
	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6
T_3	0.010 6	0.001 3	0.957 0	0.020 1	0.957 2	0.906 5
$T_1 T_2$	0.002 0	0.980 1	0.028 0	0.014 3	0.018 6	0.950 7
$T_3 T_5$	0.008 8	0.946 5	0.950 6	0.992 4	0.014 5	0.902 6
$T_4 T_5$	0.956 0	0.008 1	0.003 3	0.907 6	0.950 0	0.013 9

4 结束语

结合 FFT 变换与神经网络,本研究对有源电力滤波器进行了故障诊断,分析了各种故障下的网侧电流波形,

运用 FFT 算法提取了 APF 故障特征向量,并构建了 FFT 与神经网络结合的诊断系统。该方法只需单个传感器就能完成故障信息的提取,减少了诊断成本,通过采用智能诊断方法可解决因负载变化而误诊断问题。

笔者在诊断系统上进行了测试验证,测试结果表明,该方法有较高的准确率,诊断速度快,可以快速有效地识别 IGBT 故障位置,能满足故障诊断的要求,为 APF 的故障在线诊断提供了参考。

参考文献(References) :

- [1] 董伟杰,白晓民,朱宁辉,等.电力有源滤波器故障诊断与容错控制研究[J].中国电机工程学报,2013,33(18):65-72.
- [2] 马立新,王晓丹,王月晓,等. APF 特定次谐波智能检测方法的研究[J]. 控制工程,2013,20(2):352-356.
- [3] 于 泳,蒋生成,杨荣峰,等. 变频器 IGBT 开路故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报,2011,31(9):30-35.
- [4] 安群涛,孙 力,赵 克,等. 基于开关函数模型的逆变器开路故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报,2010,30(6):1-6.
- [5] WANG Long, LIU Yan-heng, LI Xiao-guang, et al. Analog circuit fault diagnosis based on distributed neural network [J]. *Journal of Computers*, 2010, 5(11):1747-1754.
- [6] 崔博文,任 章. 基于傅里叶变换和神经网络的逆变器故障检测与诊断[J]. 电工技术学报,2006,21(7):37-43.
- [7] 赵建辉,赵建平,孙永汇,等. BP 神经网络在雷达故障诊断中的应用[J]. 兵工自动化,2013,32(2):37-39,44.
- [8] 朱文材,胡海刚,朱鸣鹤,等. 遗传神经网络在轴系故障诊断中的应用[J]. 机电工程,2012,29(2):136-141.
- [9] 周大星,瞿 军. 基于 Elman 神经网络的液压起竖系统故障诊断研究[J]. 液压气动与密封,2013(13):24-26.
- [10] 马立新,肖 川,林家隽,等. 神经网络与锁相环相结合的谐波检测方法[J]. 电力系统及其自动化学报,2011,23(3):24-29.
- [11] 王 磊,赵雷霆,张 钢,等. 电压型 PWM 整流器的开关器件断路故障特征[J]. 电工技术学报,2010,25(7):108-115.
- [12] 张梅军,陈 瀚,曹 勤,等. EMD 分解、分形理论和 RBF 神经网络相结合的轴承智能故障诊断研究[J]. 机械,2012(11):16-21.
- [13] 崔逊波,邹 俊,阮晓东,等. 基于加权概率神经网络的齿轮箱抗噪故障诊断[J]. 机电工程,2010,27(2):54-57.
- [14] 郝红卫,蒋蓉蓉. 基于最近邻规则的神经网络训练样本选择方法[J]. 自动化学报,2007,33(12):1247-1251.

[编辑:李 辉]

本文引用格式:

马立新,吴兴锋,费少帅. 基于 FFT 和神经网络的 APF 故障诊断方法[J]. 机电工程,2014,31(11):1441-1444.

MA Li-xin, WU Xing-feng, FEI Shao-shuai. Fault diagnosis method for APF based on FFT and neural network[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2014, 31(11):1441-1444.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>