

电力电子电路软故障诊断方法对比分析*

李 猛 王友仁

(南京航空航天大学自动化学院测试系 南京 210016)

摘要:为减少由于电力电子装置故障导致的停机时间,方便工作人员提前维修将要发生故障的器件,研究电力电子电路的软故障诊断意义重大。为此,分别分析并使用BP神经网络和支持向量机的故障诊断算法。基于BP神经网络,采用了单输出BP神经网络模型和多输出BP神经网络模型;基于支持向量机,采用了一对多(OVA)算法和一对一(OVO)算法。并以闭环控制的DC/DC变换电路诊断为例,仿真验证了诊断算法的有效性,并对各诊断算法的诊断性能进行了评估。

关键词:电力电子电路;软故障诊断;BP神经网络;支持向量机

中图分类号: TP202⁺.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4030

Power electronic circuit soft fault diagnosis methods comparative analysis

Li Meng Wang Youren

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In order to reduce downtime caused by power electronic equipment faults and maintain devices in advance, the research of power electronic circuit soft fault diagnosis is of great significance. Therefore, the soft fault diagnosis methods based on back propagation neural network (BPNN) and support vector machine(SVM) are studied. Single output and multiple output BPNN models are used in the fault diagnosis methods, respectively. As for SVM, one-vs-all (OVA) and one-vs-one(OVO) algorithms are adopted. Taking DC/DC conversion circuit with feedback control as an example, the effectiveness of these diagnosis algorithms are verified and the fault diagnosis performances are evaluated.

Keywords: power electronic circuit; soft fault diagnosis;BPNN;SVM

1 引言

随着功率半导体工艺水平的进步和计算机技术的发展,促使各种高性能的电力电子产品不断涌现,应用领域涉及家用电器、电力系统、交通运输、通信设备、航空航天等各个部门。电力电子装置通常作为电源或电机驱动器,对整个系统的可靠性有着极其重大的影响,因此在电力电子装置中应用故障诊断技术,有着重大的军事和经济意义。

电力电子电路故障从严重程度上划分,可分为硬故障和软故障。硬故障是指故障元器件的参数值突然发生大的变化,往往会导致电路功能的完全丧失,主要包括开路和短路情况;而软故障是指元器件的参数值偏移到了该元器件容差范围之外,此时元器件的功能通常并没有完全丧失,而仅仅引起功能的变化。现有的电力电子电路故障诊断方法根据诊断侧重点不同可分为:基于数学模型的方法^[1-3]、基于信号处理的方法^[4-5]和基于知识的方法^[6-8]。这些故障诊断方法往往是在故障发生后进行诊断,主要针对硬故障。

但为了方便工作人员事先发现并维修将要发生故障的器件,提前避免更大的损失,研究电力电子电路的早期软故障诊断意义更大。为此,开展了电力电子电路软故障诊断的研究。

由于电力电子电路具有非线性、复杂性和强干扰性,许多电力电子电路的建模过程非常复杂,基于数学模型的故障诊断方法要得到比较准确的在线参数或状态估计是非常困难的。又因电路发生软故障时故障特征往往变化很微弱,通过对可测信号进行直接分析,很难发现有效的故障信息,基于信号处理的故障诊断方法难以准确的检测出故障。因此,针对电力电子电路的软故障诊断,基于知识的诊断方法应用最为广泛。BP神经网络(back propagation neural network, BPNN)以其强大的自学习、自组织、并行处理能力和良好的容错能力,避免了冗余实时建模的需求,已成为基于知识的故障诊断方法中的典型应用^[9];支持向量机(support vector machine, SVM)模型具有支持向量个数

收稿日期:2014-12

* 基金项目:航空科学基金(2013ZD5055)资助项目

少、泛化能力强、能够产生较为复杂的分界面,在特征多、类别结构复杂时仍有较高的分类精度等优点,亦成为基于知识的诊断算法中的研究热点。

首先通过故障模式影响分析,得出电力电子电路中风险性最高的元器件,针对风险性最高的电解电容、功率 MOSFET、电感与二极管,给出能够表征各元器件故障严重程度的特征参数。其次介绍了 BPNN 算法和 SVM 算法。基于 BPNN 结构,采用了单输出 BPNN 模型和多输出 BPNN 模型;基于 SVM 模型,采用了 OVA(one-vs-all)算法和 OVO(one-vs-one)算法。最后以闭环控制的 DC/DC 变换电路的软故障诊断为例,对比分析各种诊断算法的优缺点。

2 关键元器件故障特征参数

文献[10]对开关电源电路的故障模式影响分析作了总结,得出电路中的电解电容、功率 MOSFET、二极管、电感以及集成电路芯片风险性最高。文献[11]给出了典型工作温度时(25℃)电力电子电路中关键元器件的失效率分布,如图 1 所示。因此,本文主要给出了电解电容、功率 MOSFET、电感、二极管的故障特征参数。

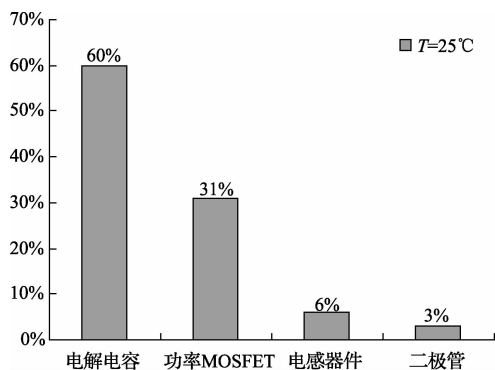


图 1 电力电子器件失效率分布

通过对各元器件失效机理、模式及影响分析,可以电解电容的容值和等效阻抗作为电解电容的故障特征参数^[12],且由电解电容 datasheet 知,电容容值和等效阻抗的乘积为一定值;以导通电阻 R_w 作为功率 MOSFET 的故障特征参数^[13];以电感的感值作为电感的故障特征参数;以导通电阻 R_d 作为功率二极管的故障特征参数。

3 电力电子电路软故障的诊断方法

针对电力电子电路的软故障诊断,本文分析了基于知识故障诊断方法中的 2 种典型应用:BPNN 法和 SVM 法。基于 BPNN 结构,采用了单输出 BPNN 模型及多输出 BPNN 模型;基于 SVM 模型,采用了 OVA 算法及 OVO 算法。

3.1 BPNN 法

BPNN 属于多层前馈神经网络,主要特点是信号前向

传递,误差反向传播。研究表明,三层 BPNN 结构可以逼近任意的非线性函数,结构图如图 2 所示。

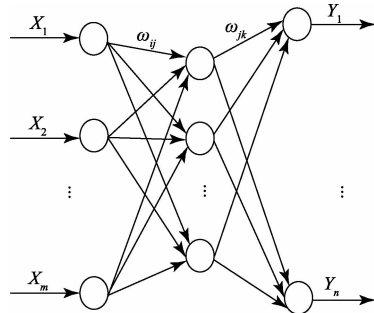


图 2 三层 BP 神经网络结构

设计了 2 种 BPNN 模型:单输出 BPNN 模型和多输出 BPNN 模型,其主要差别在于输出参量个数:单输出 BPNN 模型仅仅输出 1 个参量,只能诊断单个故障模式,则每种电路工作模式分别对应一个故障分类器;多输出 BPNN 模型同时输出多个参量,每个参量对应一种单故障或电路正常工作模式,则所有电路工作模式只对应一个分类器。

3.2 SVM 法

SVM 分类的主要思想是建立一个超平面作为决策曲面,使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化。在进行线性分类时,将分类面取在离两类样本距离较大的地方;进行非线性分类时,通过高维空间变换,将非线性分类变成高维空间的线性分类问题,其基本结构如图 3 所示。

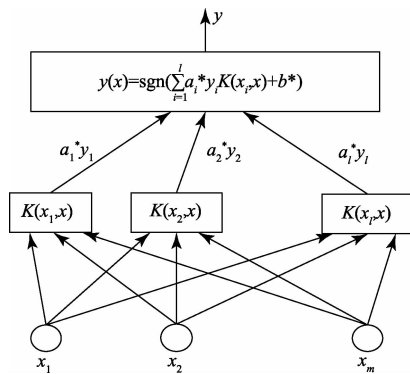


图 3 支持向量机结构

由于 SVM 本身是一个两类分类问题,在处理多分类问题时,常常被转化为二分类问题,采用了 2 种常见的转换方法,即 OVA 算法和 OVO 算法。

一对多算法(OVA):将一个 C 类分类问题转化为 C 个二分类问题,其中第 i 个分类器是通过将属于第 i 类样本点视为正类,其余所有的样本点视为负类训练而成的。

一对一算法(OVO):将一个 C 类分类问题转化为 $\frac{C(C-1)}{2}$ 个二分类,一个分类器只能将指定的 2 种故障模式

进行分类。

4 诊断实例与结果分析

4.1 电路实例

选用 UC2843 闭环控制的 DC/DC 变换电路作为诊断

实例,如图 4 所示。该电路分为主电路和控制电路两部分,实现 48 V 转 12 V 功能。其中功率 MOSFET 型号为 IRF630、二极管型号为 MBR1080,开关频率为 20 kHz。UC2843 芯片的工作电源由线性稳压器 LM317 提供。电路的输入直流电压为 48 V,负载电阻 R_L 为 2.4 Ω 。

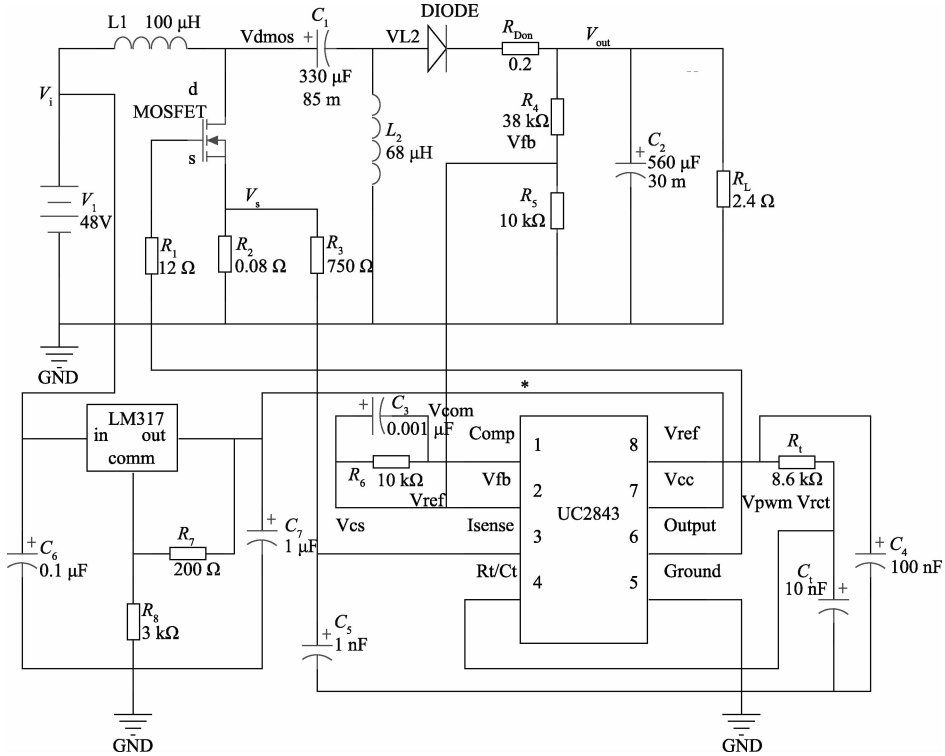


图 4 DC/DC 变换电路

4.2 故障模式设置与特征参数的选取

1) 故障模式设置

依据电路拓扑结构及关键元器件失效模式影响分析,针对 DC/DC 变换电路的主电路,设置 22 种电路工作模

式,记为 F1~F22,如表 1 所示。其中 F1 为电路正常工作模式,F2~F14 为不同的单软故障模式,F15~F22 为不同的多软故障模式。

表 1 DC/DC 变换电路软故障模式

单软故障模式			多软故障模式	
序号	工作模式	故障模式说明	序号	工作模式
F1	normal	电路正常工作状态	F15	$C_{1_f1} \& C_{2_f3}$
F2	C_{1_f1}	C_1 容值减小 15%~25%, ESR 增大 20%~35%	F16	$C_{1_f3} \& C_{2_f1}$
F3	C_{1_f2}	C_1 容值减小 25%~40%, ESR 增大 35%~65%	F17	$C_{1_f1} \& R_{mos_f1}$
F4	C_{1_f3}	C_1 容值减小 40%~80%, ESR 增大 65%~400%	F18	$C_{1_f3} \& R_{mos_f2}$
F5	C_{2_f1}	C_2 容值减小 15%~25%, ESR 增大 20%~35%	F19	$C_{2_f1} \& R_{mos_f1}$
F6	C_{2_f2}	C_2 容值减小 25%~40%, ESR 增大 35%~65%	F20	$C_{2_f3} \& R_{mos_f2}$
F7	C_{2_f3}	C_2 容值减小 40%~80%, ESR 增大 65%~400%	F21	$C_{1_f1} \& C_{2_f1} \& R_{mos_f1}$
F8	R_{mos_f1}	功率 MOSFET 导通阻抗增大 30%~60%	F22	$C_{1_f3} \& C_{2_f3} \& R_{mos_f2}$
F9	R_{mos_f2}	功率 MOSFET 导通阻抗增大 60%~120%		
F10	R_{2_f1}	电阻 R_2 阻值增大 10%~20%		
F11	R_{2_f2}	电阻 R_2 阻值增大 20%~50%		
F12	L_{1_f}	电感 L_1 感值减小 20%~50%		
F13	L_{2_f}	电感 L_2 感值减小 20%~50%		
F14	R_{d_f}	二极管 DIODE 导通电阻增大 30%~60%		

2) 电路故障特征参数选取

设主电路中电阻的容差为 5%, 电容和电感的容差为 10%^[14], 根据电路所设软故障模式, 故障元器件参数在一定范围之内以均匀概率随机取值, 剩余元器件参数在容差范围内随机均匀取值。以输入电流 i_i 、测点 V_{out} 电压信号的峰值、峰-峰值, 测点 V_{dmos} 、 V_{L2} 电压信号在功率 MOSFET 断开期间的峰值、峰-峰值, 功率 MOSFET 导通期间的峰-值的组合共十维矢量作为电路的故障特征向量。

通过电路仿真软件 Saber 对每种电路工作模式进行 50 次蒙特卡洛分析, 从稳定后的监测信号中提取出电路故障特征参数。把所得的故障特征数据分成 A 组 (30 个, 训练数据)、B 组 (20 个, 测试数据)。将所有电路工作模式下的 A 组数据组合到一起, 并采用最大最小值法归一化到 0~1。对于 B 组数据, 采用与 A 组数据相同的归一化方法进行归一化。

4.3 训练样本与测试样本的选择

根据每种类别器的特点, 保证各电路工作模式下的样本都能在分类器中得到训练与测试, 训练样本与测试样本的选择因分类器不同而不同。

1) 单输出 BPNN 模型

对于与某电路工作模式对应的 BPNN 分类器, 选择该电路工作模式下 A 组数据、多故障情况下 (出现该工作模式) A 组数据、其他工作模式的各 3 组故障特征数据作为训练样本; 选择该电路工作模式下 B 组数据、多故障情况下 (出现该工作模式) B 组数据、其他工作模式的各 2 组故障特征数据 (非训练样本) 作为测试样本。

2) 多输出 BPNN 模型

训练数据由每种电路工作模式下 A 组数据组成, 测试数据由每种电路工作模式下 B 组数据组成。

3) OVA SVM 算法

对于与某电路工作模式对应的 SVM 分类器, 选择该电路工作模式下 A 组数据、多故障情况下 (出现该工作模式) A 组数据、其他工作模式的各 3 组故障特征数据作为训练样本; 选择该电路工作模式下 B 组数据、多故障情况下 (出现该工作模式) B 组数据、其他工作模式的各 2 组故障特征数据 (非训练样本) 作为测试样本。

4) OVO SVM 算法

训练数据由每种电路工作模式下 A 组数据组成, 测试数据由每种电路工作模式下 B 组数据组成。

4.4 诊断结果及分析

分别使用单输出 BPNN 模型、多输出 BPNN 模型、OVA SVM 算法、OVO SVM 算法对所设软故障进行诊断。BPNN 模型设置为: 采用 δ 学习规则, 各隐含层节点和输出层节点的激励函数均使用单极 Sigmoid 函数, 初始权重设置为 (-1, +1) 的随机数, 迭代次数为 200 次, 学习率为 0.1, 学习目标为 0.0001, 规定输出量仅为“0”和“1”, 输出判断阈值取 0.5, 单输出 BPNN 结构为 10-15-1, 多输

出 BPNN 结构为 10-25-14; SVM 模型设置为: SVM 类型使用的是 C-SVM, 核函数使用的是径向基核函数, 惩罚参数 c 和核函数参数 g 的选取采用交叉验证 (cross validation) 的方法。限于篇幅, 仅给出 OVO SVM 算法的诊断结果, 如图 5(a)、(b) 所示。这里把多软故障视为一种新的单软故障, 模型输出“1~22”分别对应 22 中软故障模式。各种诊断算法的故障诊断率如表 2 所示。

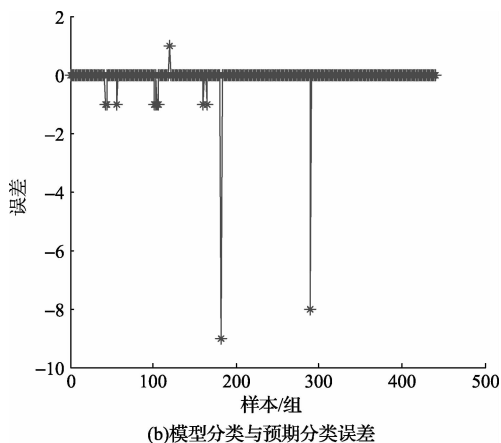
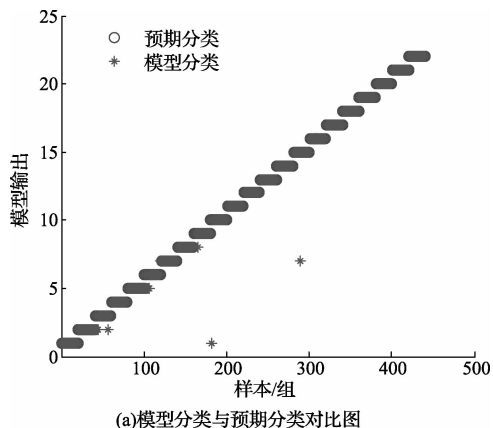


图 5 模型分类与预期分类对比及误差

表 2 DC/DC 变换电路软故障的故障诊断率

诊断算法	测试样本 总数/组	故障诊断 率 (%)	故障误诊 率 (%)
单输出 BPNN	1 192	97.73	2.27
多输出 BPNN	440	90.91	9.09
OVA SVM 法	1 192	94.88	5.12
OVO SVM 法	440	97.05	2.95

针对 DC/DC 变换电路所设置的 22 种电路工作模式, 由表 2 的诊断结果及每种诊断算法的特点可以得出以下结论:

1) 分类器数目

单输出 BPNN 模型需使用 14 个分类器模型; 多输出 BPNN 模型只需使用一个分类器模型; OVA SVM 算法需

使用14个分类器模型;OVO SVM算法需使用231分类器模型(可将所有分类器封装成一个)。

2)多软故障处理方式

在单输出BPNN模型中,将多软故障分配到出现该工作模式的单软故障分类器中进行诊断;在多输出BPNN模型中,将多软故障处理为多路输出;在OVA SVM算法中,多软故障分配到出现该工作模式的单软故障分类器中进行诊断;在OVO SVM算法中,将多软故障视为一种新的单软故障模式进行诊断。

3)各诊断算法的诊断性能

仅从故障诊断率衡量,单输出BPNN模型诊断效果相对最好,OVA SVM算法及OVO SVM算法诊断效果其次,多输出BPNN模型诊断效果相对最差。

4)各电路工作模式的故障诊断率

在大多情况下,故障序号2、3、5的故障诊断率相对较低,常出现电解电容 C_1 、 C_2 故障严重程度定位错误,故障序号10、11、12、14故障诊断率相对较高。

5 结 论

针对电力电子电路的软故障诊断,分析对比了两大类4小种算法,以闭环控制的DC/DC变换电路为例,实验结果表明在合理的选取了电路故障特征参数的基础上,4种诊断算法均能取得很好的诊断效果,平均故障诊断率均超过了90%。

通过DC/DC变换电路的诊断实例不难发现,单输出BPNN模型适合用于故障模式相对较多、诊断率要求较高的场合;多输出BPNN模型构建简单,适合用于多故障模式、诊断率要求相对较低的场合;OVA SVM算法与单输出BPNN模型特点较为接近,但诊断率低于单输出BPNN模型;OVO SVM算法适合用于故障模式较少、仅有单故障模式的场合。

参考文献

- [1] SOMAN R R, DAVIDSON E M, MCARTHUR S D J, et al. Model-based methodology using modified sneak circuit analysis for power electronic converter fault diagnosis[J]. Power Electronics, IET, 2012, 5(6): 813-826.
- [2] 李宁,李颖晖,朱喜华,等. 新型容错逆变器的混杂系统建模与故障诊断[J]. 电机与控制学报, 2012, 16(9): 53-58, 66.
- [3] 李宁,李颖晖,朱喜华,等. 混杂系统理论及其在三相逆变电路开路故障诊断中的应用[J]. 电工技术学报, 2014, 29(6): 114-119.
- [4] 蔡金锭,鄢仁武. ARMA双谱分析与离散隐马尔可

夫模型在电力电子电路故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(24): 54-60.

- [5] 盛艳燕,胡志忠. 基于小波和马氏距离的电力电子电路故障诊断[J]. 电子测量技术, 2013, 36(2): 108-112.
- [6] 吴祎,王友仁,陈好,等. 基于BPNN的电力电子电路参数性故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(5): 458-462.
- [7] LAN H, LIU H D, YUE W J, et al. Intelligent fault diagnosis method in controlled rectifier based on support vector machines [C]. Power and Energy Engineering Conference (APPEEC), 2012 Asia-Pacific. IEEE, 2012: 1-4.
- [8] 鄢仁武,叶轻舟,周理. 基于随机森林的电力电子电路故障诊断技术[J]. 武汉大学学报(工学版), 2013, 46(6): 742-746.
- [9] 金鑫,任献彬,周亮. 智能故障诊断技术研究综述[J]. 国外电子测量技术, 2009, 38(7): 30-32.
- [10] MATHEW S, ALAM M, PECHT M. Identification of Failure Mechanisms to Enhance Prognostic Outcomes [J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2012, 12(1): 66-73.
- [11] AMARAL A M R, CARDOSO A J M. Using input current and output voltage ripple to estimate the output filter condition of switch mode DC/DC converters [C]. Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, 2009. SDEMPED 2009. IEEE International Symposium on. IEEE, 2009: 1-6.
- [12] 吴祎,王友仁,姜媛媛,等. 基于特征参数退化的DC/DC变换器故障预测[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(6): 1380-1387.
- [13] CELAYA J R, SAXENA A, KULKARNI C S, et al. Prognostics approach for power MOSFET under thermal-stress aging [C]. Reliability and Maintainability Symposium (RAMS), 2012 Proceedings-Annual. IEEE, 2012: 1-6.
- [14] 罗慧,王友仁,崔江. 基于最优分数阶傅里叶变换的模拟电路故障特征提取新方法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(5): 997-1001.

作者简介

李猛,1990年出生,硕士研究生。主要研究方向为电力电子电路故障诊断技术。

E-mail:lemmy888@163.com