

基于 IGBT 特征分析的地铁车辆逆变器故障研究

吴浩 王泉 王睿轶

(上海地铁电子科技有限公司, 200233, 上海//第一作者, 高级工程师)

摘要 针对地铁车辆功率逆变器, 提出一种改进的基于 SVM(支持向量机)的故障状态识别方法。从研究 IGBT(绝缘栅双极型晶体管)结温与故障的关系入手, 采用多分辨率小波包分解对主电路 IGBT 特征状态进行提取, 特征降维后获得 SVM 训练集, 经 SVM 学习训练后得到状态分类模型。仿真结果表明: 分类模型较为接近实际情况。最后通过试验验证了该方法能有效地识别单个及多个 IGBT 软故障和硬故障, 实现功率逆变器状态识别。

关键词 地铁车辆; 功率逆变器; 支持向量机; 特征降维; 软故障; 状态识别

中图分类号 U264.3+7

DOI:10.16037/j.1007-869x.2020.09.012

Study on Metro Vehicle Inverter Fault Based on IGBT Characteristic Analysis

WU Hao, WANG Quan, WANG Ruiyi

Abstract In view of metro vehicle power inverter, a fault status recognition method based on the improved SVM (support vector machine) is proposed. Proceeding from the relationship between junction temperature and fault of IGBT (insulated gate bipolar transistor), a multiple resolution wavelet packet decomposition method is used to extract the feature status in main circuit of IGBT. After feature dimension reduction, the SVM training set is formed, and the status classification model is obtained after SVM learning and training. The simulation results show that the accuracy of classification model is close to the reality. Finally, through real tests, this method is verified to be effective in identifying single and multiple IGBT soft and hard faults, thus achieving power inverter status recognition.

Key words metro vehicle; power inverter; support vector machine; feature dimension reduction; soft fault; status recognition

Author's address Shanghai Metro IT Co., Ltd., 200233, Shanghai, China

大功率 IGBT(绝缘栅双极型晶体管)是地铁车辆逆变器中的关键部件。据统计, 由 IGBT 引起的

车辆逆变器故障占逆变器故障总数的 30% 以上。在当前的地铁车辆逆变器故障研究中, IGBT 故障(包括硬故障和软故障)外部电路参数研究较多, 而产生机理和发生规律研究较少^[1]。经研究发现, IGBT 的工作温度与其故障率呈正相关趋势, 是正常状态变为软故障并最终转变为硬故障这一劣化过程的引发条件, 是导致车辆逆变器失效的一个关键因素。因此, 寻找 IGBT 工作温度与故障状态变化之间的关系, 既可以为逆变器维修规程工艺的制订提供直接依据, 又能为逆变器寿命分析提供理论参考。

本文研究对象为上海轨道交通 1 号线车辆 ADtranz 型辅助逆变器。由于研究过程中地铁车辆调试现场条件有限, 不可能做大规模试验, 数据样本空间不大, 这里提出了一种改进的 SVM(支持向量机)的状态识别算法。先将数据进行小波包改进特征提取后, 再结合统计学方法进行特征降维, 完成故障状态识别, 最后通过功率试验验证了算法的准确性和有效性。

1 IGBT 故障模式分析

图 1 为上海轨道交通车辆 ADtranz 型辅助逆变器原理图, 通过两级串联式直-直谐振变换和后级的直-交谐振变换, 将来自接触网的 DC 1 500 V 电压转化为三相 AC 380 V 输出供给负载。以其中的三相 PWM(脉冲宽度调制)逆变器模块为例, 在 Matlab 中搭建仿真电路, 参数按照实际情况选取: 输入为 DC 650 V, 载波频率为 6 kHz, 载波比 N 为 12。逆变器输出端的滤波电感为 0.25 mH, 其阻值为 2 m Ω , 滤波电容为 3 个 78 μ F 的电容器 1 个 0.5 μ F 的电容器接地, 负载三相星形平衡连接, 每相负载用 0.65 Ω 电阻替代。

实际应用中, IGBT 的工作温度是通过其结温进行表征, 逆变器的故障通常是 IGBT 的结温过高引起。如图 1 所示, 现将 IGBT 的工作状态分为正

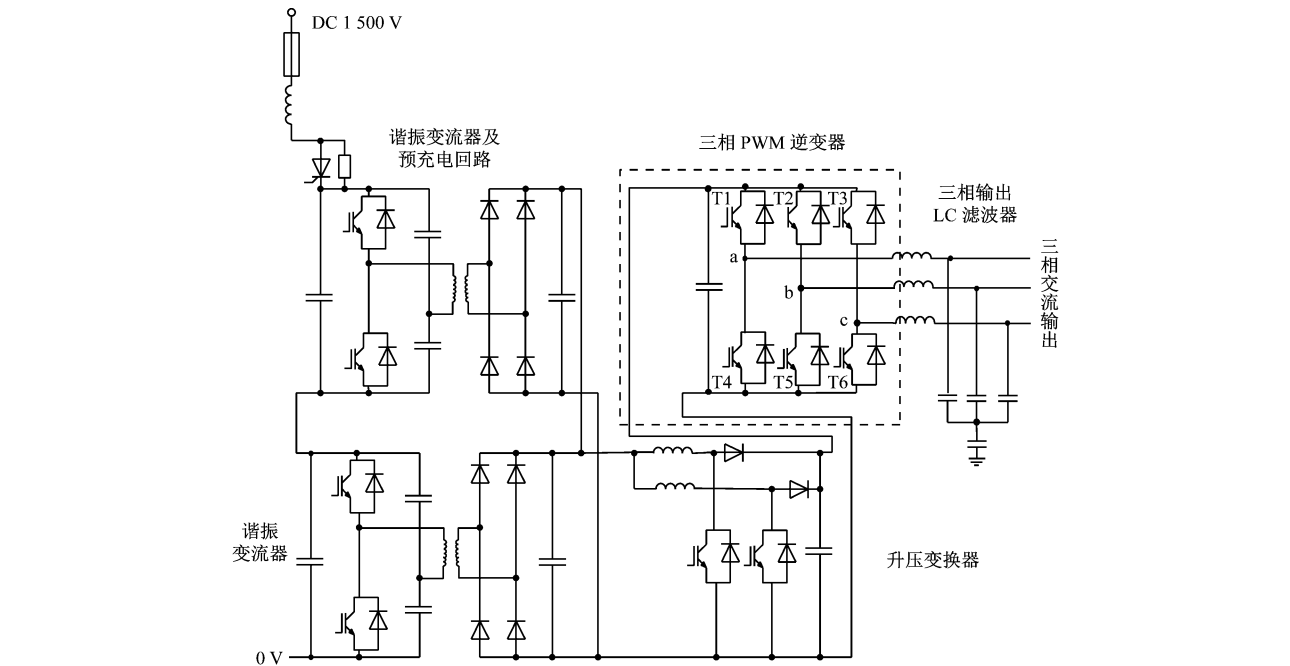


图1 ADtranz 型辅助逆变器主电路

常状态、单个 IGBT 故障、两个 IGBT 故障。两个 IGBT 故障进一步细分为:同一桥臂上下两管故障(如 T1、T4)、不同桥臂异侧两管故障(如 T1、T5)和不同桥臂同侧两管故障(如 T1、T2)。同时,每种故障又分成硬故障、软故障两种情况。硬故障如 IGBT 门极信号反馈丢失、功率管击穿损坏等容易排查和辨析的故障。软故障则表现为短时温度升高,且逆变器短时表现正常,但后续逆变器频繁失效,以下将分析该种故障与结温变化之间的关系。

以 ADtranz 型地铁辅助逆变器使用的英飞凌 IGBT(型号为 FF400R33KF2C)为例,据产品参数可知其比热温升速率为 $18\text{ K/kW}^{[2]}$,环境温度 t_0 取为 $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。假设 IGBT 工作温度为 t 且 IGBT 结温温升全部由电流焦耳热提供,那么由 $I^2r = (t - t_0)/18(I$

为流经 IGBT 的电流; r 为 IGBT 的结阻值; t 为环境温度),可估算出热稳定电阻值。依据原厂技术手册,该辅助逆变器对应的温度保护值为 $65\text{ }^{\circ}\text{C}$,即高于此值可以认为 IGBT 已经发生故障。这里在仿真计算时考虑了一定的裕量,将 IGBT 结温的最高值设为 $75\text{ }^{\circ}\text{C}$,并依次设采样点温度如下: $30\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $50\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $55\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $60\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $65\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $70\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $75\text{ }^{\circ}\text{C}$,并求取个温度值下的热稳定电阻,如表 1 所示。考虑到实车辅助逆变器中 IGBT 导通管压降超过 8 V 系统将给出保护信号,这跟 $55\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的热电阻近似相等,所以将 IGBT 结温在 $55\sim75\text{ }^{\circ}\text{C}$ 范围内定为软故障。仿真采用 ode23s 算法,采样时间为 $5\text{ }\mu\text{s}$,以图 1 中 a、b、c 三点电流作为监测变量。各故障情况下三相负载电流的仿真结果如图 2 所示。

表 1 不同工作温度下热稳定电阻

热稳定工作温度/ $^{\circ}\text{C}$	30	40	50	55	60	65	70	75
热稳定电阻/ Ω	0.004 3	0.012 8	0.021 4	0.025 6	0.029 9	0.034 2	0.038 5	0.042 8

2 改进的状态特征提取

2.1 小波包变换特征提取

将三相电流经过三层小波包分解为 8 段频段,对这 8 段信号进行小波包系数重构,计算出每段频段能量占总能量的百分比(特征值)作为一个特征向量。表 2 为正常状态提取的特征向量,3 个特征

向量组成 1 个 1 行 24 维的电路状态样本 $[v_1, v_2, v_3]$ (v_1, v_2, v_3 分别为电路 A 相、B 相、C 相的特征向量)。

2.2 特征降维

由表 2 可知,信号在小波分解后其有效部分大多集中在低频部分,高频部分比重很小。为了避免维度灾难^[3-4],利用小波方差分别提取每一相特征

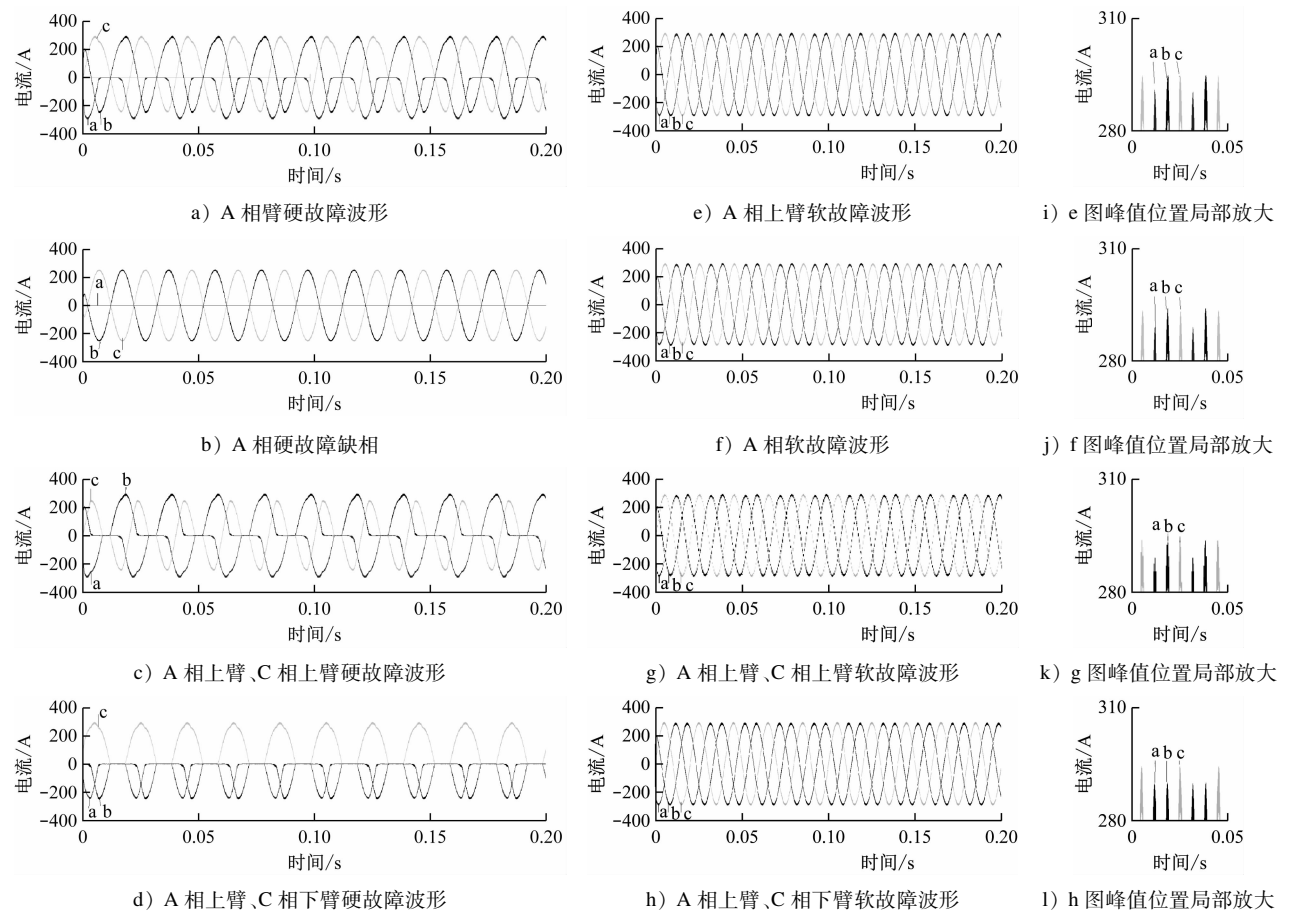


图2 软硬故障输出电流波形图

表2 正常状态下电路各相特征向量

信号位置	特征向量							
A相(v_1)	52 178.313	124.672	43.203	70.639	21.593	27.649	37.152	33.323
B相(v_2)	52 065.073	123.131	44.025	69.844	21.519	27.285	36.555	34.972
C相(v_3)	51 986.522	119.329	43.976	69.666	21.748	27.058	35.966	34.169

值的最大值、最小值、平均值和方差,得到新的1行12维的特征向量 $u=[v'_1,v'_2,v'_3]$,比原始小波包分解后的特征向量维数减少一半。表3为各类故障经特征降维后的特征向量表。

3 状态识别的实现

3.1 样本采集

按正常、单管软故障、两管软故障、单管硬故障、两管硬故障共5类状态采集样本,类别标签label分别给定为1~5,总体样本共计195个。每个样本分别进行小波包变换提取特征向量后再进行降维得到 $u=[v'_1,v'_2,v'_3]$,组成一个195列12维的训练样本集train_data。

测试集test_data是测试算法准确率的重要数

据。由于软故障是区间值,除去上述195个样本外,另取每个状态下5个不同于训练集的样本(共25个)作为测试集,并提供正确的test_label,以便更好地检验该方法的准确性和实用性,保证测试集分类精度的意义。

3.2 SVM分类过程

本电路故障类别较多,故选用“一对多”方法^[5],分类时将未知样本分类为具有最大分类函数值的那类。5类状态(5个label)分别记为A、B、C、D、E。训练时分别抽取A所对应的向量作为正集,B、C、D、E所对应的向量作为负集,以此类推共5类,使用这5个训练集分别进行训练,得到5个训练结果文件。测试时,每个测试集利用这些训练文件进行5次分类,取5个结果中最大值作为分类结果。

表 3 各状态下降维后的特征向量

故障状态		特征向量 u				
正常	52 178.313	21.593	6 567.068	18 429.756	52 065.073	21.519
单软(T1)	51 578.795	21.561	6 492.137	18 217.792	51 918.068	21.747
单硬(T1)	25 728.596	20.574	4 159.019	8 230.426	51 987.106	21.026
双软(T1,T2)	51 407.473	21.699	6 470.738	18 157.213	51 356.052	21.844
双软(T1,T4)	51 144.668	21.435	6 437.725	18 064.364	51 857.470	21.701
双软(T1,T5)	51 381.753	21.942	6 467.522	18 148.121	51 346.893	21.949
双硬(T1,T2)	26 358.249	21.469	4 132.549	8 229.138	26 331.157	21.200
双硬(T1,T4)	19.579	2.031	6.070	39.672	52 065.073	21.519
双硬(T1,T5)	26 759.350	20.684	4 098.230	8 237.269	26 235.756	21.095

故障状态		特征向量 u				
正常	6 552.800	18 389.764	51 986.522	21.748	6 542.304	18 362.264
单软(T1)	6 534.492	18 337.763	51 867.005	21.876	6 527.441	18 319.978
单硬(T1)	6 542.239	18 246.030	51 952.698	21.138	6 429.189	18 279.200
双软(T1,T2)	6 464.351	18 139.016	51 749.845	21.950	6 512.883	18 278.521
双软(T1,T4)	6 526.953	18 316.325	51 697.776	21.756	6 506.339	18 260.126
双软(T1,T5)	6 463.247	18 135.762	51 782.690	21.916	6 517.054	18 290.107
双硬(T1,T2)	4 116.238	8 269.157	25 698.231	21.096	4 099.685	8 196.357
双硬(T1,T4)	6 552.800	18 389.764	51 986.522	21.748	6 542.304	18 362.264
双硬(T1,T5)	4 103.587	8 300.422	51 874.849	21.798	6 528.352	18 322.779

为提高数据分类精度和运算速度,使用 SVM 算法时按照以下步骤:① 数据归一化;② 采用交叉验证的方法;③ 寻找最优参数;④ 数据集整体训练确保准确性;⑤ 归一化数据测试模型的分类效果。

图 3 为某次分类结果,M、N 两点分类错误(其类别标签分别为 3、2,对应双管软故障和单管软故障),其余 28 点的预测结果与实际测试结果完全相符。即在类别标签为 1、4、5 时分类准确,类别标签为 2、3 时存在一定的误差,预测准确率为93.33%。说明该分类方法能准确测试出正常情况、单管硬故障、双管硬故障的情况,在软故障判断时存在一定的误差。这是因为软故障对应参数变化是在一个区间里,考虑到仿真取样的随机性偏差,样本辐射范围有限,导致分类产生一定的误差,此类误差会随着样本数量的增多得到改善。

4 试验验证

为了验证上述方法的有效性,将 ADtranz 型辅

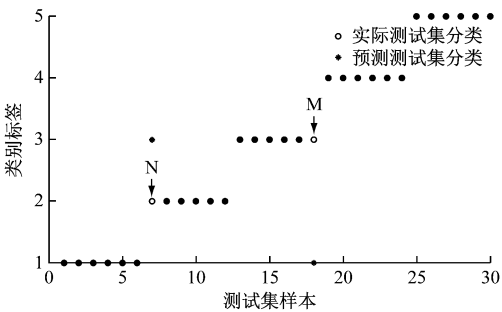


图 3 样本分类结果

助逆变器接入实车功率试验台上进行了试验验证(见图 4),试验过程由车载逆变器控制器按照车辆在线运行方式进行监控;外部输入电压为 DC 1 500 V(±10%),环境温度为 20℃模拟车辆带载运行;采用英飞凌 IGBT(型号为 FF400R33KF2C),开通方式为三相 SPWM(正弦脉宽调制);负载采用三相星形平衡连接,相电阻 2Ω;在逆变模块组成逆变桥的三相 6 个 IGBT 处均设置热电偶探针及管压降传感器,并在负载侧安装三相电流传感器作为监视,温度采样周期为 1 000 ms。试验台温控开关跳变温

度设置为 72 ℃。任一管结温达到 72 ℃时系统关闭触发脉冲,停止工作。图 5 为试验结果。图 5 a) 为正常情况下三相负载电流,理论计算值每相为 110 A $\left(\frac{380 \text{ V}}{\sqrt{3}} \times \frac{1}{2 \Omega}\right)$;图 5 b) 为测试温升曲线,不难看出,在 1 821 个采样周期(约 30.35 min)温控开关动作,T2 管温度首先达到了最大值 72 ℃,逆变器触发

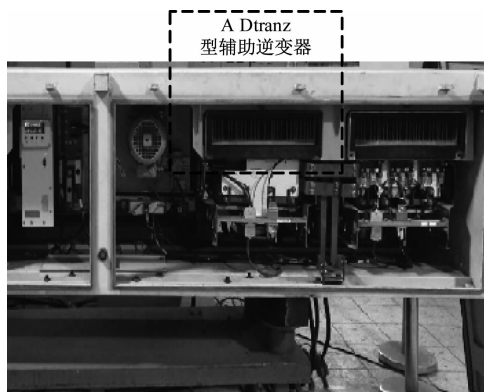
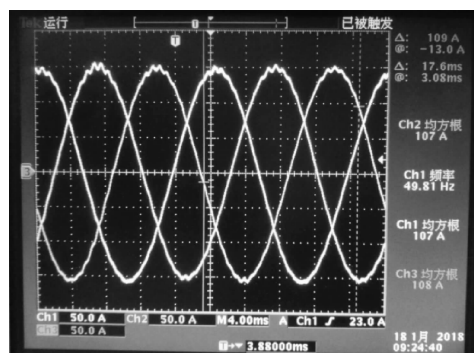
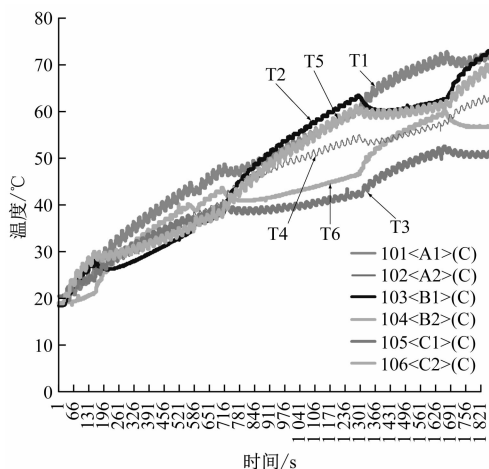


图 4 ADtranz 型辅助逆变器试验装置



a) 三相电流波形



b) 平均分布热电偶采样

图 5 试验结果

信号被关闭,实车此时相应的辅助逆变器关闭,退出运行。可见,实验结果与算法判断的结果一致,并验证了将 55 ~ 75 ℃设为软故障是合理的。

5 结语

从地铁列车辅助逆变器 IGBT 运行过程中结温与电流之间的故障特征入手,利用特征降维算法对 IGBT 进行了故障诊断,尤其是软故障状态的识别,并通过功率试验进行了验证。该方法较好地解决了地铁大功率器件状态识别中遇到的小样本、高维模式问题,能更准确把握逆变器故障的机理和程度,故障的指向性和针对性更加明显。本研究对地铁列车逆变电路的定修维护和寿命预测等具有重要的实用价值。

参考文献

- [1] 任磊,韦微,龚春英,等. 电力电子电路功率器件故障特征参数提取技术综述[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(12):3089.
- [2] Infineon. Infineon technical information: FF400R33KF2C [R]. München: Infineon, 2013.
- [3] 周阳,周炎,周桃,等. 基于标准序列浮动前向特征选择的改进算法研究[J]. 计算机测量与控, 2017(7):294.
- [4] 李建勋,柯熙政,郭华. 小波方差与小波熵在信号特征提取中的应用[J]. 西安理工大学学报, 2007, 23(4):365.
- [5] BISENIUS S, MUELLER K, DIEHL-SCHMID J. Predicting primary progressive aphasia with support vector machine approaches in structural MRI data [J]. NeuroImage, 2015(2):334.
- [6] 姚德臣,贾利民,秦勇,等. 基于小波神经网络的地铁车辆辅助逆变器系统故障诊断[J]. 中国工程机械学报, 2013, 11(6):542.
- [7] GAO J W, YU J P, LENG Z W, et al. The application of PSO-LSSVM in fault diagnosis of subway auxiliary inverter [J]. ICIC Express Letters, 2013, 4(3):777.
- [8] 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.
- [9] 郭立伟,周昇龙,安国庆,等. 基于中性点电压信号分析的逆变器功率管开路故障诊断研究[J]. 河北科技大学学报, 2015, 36(1):45.
- [10] 吴伟. 电力电子电路故障特征参数提取与健康预报研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2013.

(收稿日期:2018-12-17)