

城轨车辆辅助逆变器 IGBT 状态识别研究

季颖¹, 李小波¹, 冯鹏飞¹, 王睿轶², 王泉²

(1. 上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620;

2. 上海地铁电子科技有限公司, 上海 200233)

摘要: 提出一种基于小波包分解和马氏距离的 IGBT 状态识别方法, 并应用于地铁车辆辅助逆变电路; 首先建立 Matlab 电路模型, 分别对该电路的不同故障临界状态和正常状态进行仿真分析, 提取输出电流信号进行小波包分解得到信号特征向量, 作为特征样本; 利用特征样本计算各临界故障与正常情况下的马氏距离, 作为识别阈值; 实际应用时, 将待测电路与正常状态做马氏距离, 对比阈值区间完成电路状态识别; 实验表明, 此方法能简单有效检测区分软硬故障, 实现 IGBT 状态识别。

关键词: 城轨车辆; 逆变器; 状态识别; 小波包分解; 马氏距离

Research on IGBT in Auxiliary Inverter of Urban Rail Vehicles State Recognition

Ji Ying¹, Li Xiaobo¹, Feng Pengfei¹, Wang Ruiyi², Wang Quan²

(1. Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;

2. Shanghai Metro IT Co., Ltd., Shanghai 200233, China)

Abstract: Based on Wavelet packet decomposition and Mahalanobis distance, a method of IGBT state recognition applied to urban rail vehicles auxiliary inverter circuit is proposed. Firstly, establishing the Matlab circuit model, simulating and analyzing the abnormal states and normal state, the eigenvectors of the output current signal is obtained for wavelet packet decomposition. After obtaining the characteristic samples in different circuit states, the characteristic samples are used to calculate the Mahalanobis distance of each critical fault and normal condition, then the recognition threshold is obtained. In practical application, calculate the distance between the circuit to be measured and the normal state with Mahalanobis distance, and then compare the threshold interval to complete the circuit state recognition. The results shows that the method can directly recognize IGBT state, distinguish the parameter fault and the structural fault.

Keywords: urban rail vehicles; inverter; state recognition; wavelet packet decomposition; Mahalanobis distance

0 引言

辅助逆变器是地铁车辆的重要组成部分, 它为车内照明、空调、通风机等除牵引系统外的设备提供电源。辅助逆变器故障将影响列车安全、稳定运行, 在地铁车辆故障统计中, 辅逆系统故障率第一, 尤其是以 IGBT 发生故障后果突出。小波分析是一种信号的时间-频率分析方法, 它有时域和频域都有表征信号局部特征的能力, 相较于傅里叶分析更适合处理此类诸如 IGBT 故障引起的非平稳信号, 它通过对信号的伸缩或平移来逐步进行目标信号的多尺度细化^[1], 从而能准确找到故障点, 能有效地检测出故障, 但不能直接从波形上进行故障状态识别。因此当故障的程度很小, 如器件发生参数性故障时, 使用小波变换所得的信息是很有限的^[2], 这些信息用于电路故障识别, 特别是软硬故障的识别是困难的, 而马氏距离可有效弥补这一不足。马氏距离表示数据的协方差距离, 它能考虑到具有多特征样本之间

的联系, 是一种能有效的计算样本集之间相似度的方法^[3], 能够从数据上直观的反映出和正常样本之间的差距, 从而进一步实现电路故障状态的识别。本文从城轨车辆辅助逆变器主电路出发, 全面考虑其中 IGBT 的软硬故障, 提出一种小波分析与马氏距离结合的新电路状态识别方法, 并通过重复大量实验证明该方法的可行性, 且能够良好适用于地铁辅助逆变器的状态识别, 判断过程简单有效。

1 电路分析

1.1 辅助逆变器主电路仿真

地铁辅助逆变供电系统是将来自地铁受电弓或第三轨输入的 DC1500V 或 DC750V 电压经辅助逆变后转化为三相交流电输出供给负载, 其中辅助逆变电路是核心组成部分, 由输入电路, 逆变电路, 输出电路组成, 其主电路原理如图 1 所示, 电路图由一个 1500 V 的直流电源、三相桥式逆变电路和负载组成。

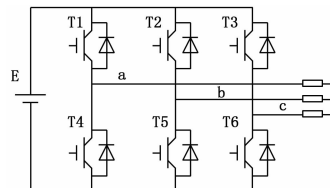


图 1 辅助逆变器电路原理图

收稿日期: 2017-09-18; 修回日期: 2017-10-17。

基金项目: 上海工程技术大学研究生科研创新项目(E3-0903-17-01305)。

作者简介: 季颖(1993-), 女, 江苏苏州人, 硕士研究生, 主要从事电气故障诊断和检测方面方向的研究。

李小波(1974-), 女, 山东烟台人, 副教授, 硕士研究生导师, 主要从事轨道交通车辆电力牵引、电气状态检测、故障诊断方面的研究。

1.2 逆变器电路状态分析

电力电子电路故障可分为参数性故障和结构性故障两种。参数性故障也称为软故障^[4],是指电路元件在参数上(如电阻、电感、电容值)偏离正常值(一定范围内)而产生的故障,此时电路大多能正常工作,不会严重影响系统输出,因此很难发现电路存在故障,但存有安全隐患。当元件参数偏离超出一定范围时,软故障转化为硬故障,这时电路系统结构发生变化,导致电路运行故障并且严重时造成车辆运行故障,所以对软故障的研究十分必要,能尽可能排除车辆的运行隐患。本文根据文献 [5] 提出的当 IGBT 管压降超过正常值的 ±15% 作为软故障临界状态依据,通过在 T₁ 发射极加电阻 R 改变管压降进行软故障模拟,经仿真分析得软故障临界值对应的 R 为 26 Ω。结构性故障^[6]是指由于器件出现短路、开路等故障而导致电路的拓扑结构发生变化,一般 IGBT 在发生硬故障的前期有一个隐患状态,表现为内阻的增大,当内阻增大到一定值时就会表现为开路状态致使电路无法正常工作。因此本文在模拟 IGBT 开路硬故障时,采用相应 IGBT 门极信号丢失的方式来实现,即不给相应 IGBT 的门极加占空比信号。

根据图 1 在 Matlab 构建电路模型进行仿真,其中输入电压为 1 500 V,IGBT 门极脉冲宽度调制频率为 50 Hz,采用 Matlab 中正弦脉宽调制器 SPWM 来进行调制。仿真时为了更为接近实际电路,负载采用 Simulink 模块中的“Three-Phase Series RLC Load”模块,直接加载 50 Hz 的 2 400 W 的有功功率。图 2 分别是 IGBT 正常情况、单个 IGBT 软故障、硬故障(均以 T₁ 为例)对应的输出端电流波形。从图中可以看到电路在正常情况下输出对称的三相交流正弦波,软故障虽然波形相交于正常状态下的正弦波有略微波动,但依旧是三相的正弦波,不会对实际供电造成大的影响,而硬故障 a 相波形相较于正常情况下明显发生畸变,表明电路已不能正常运行,电路严重故障。

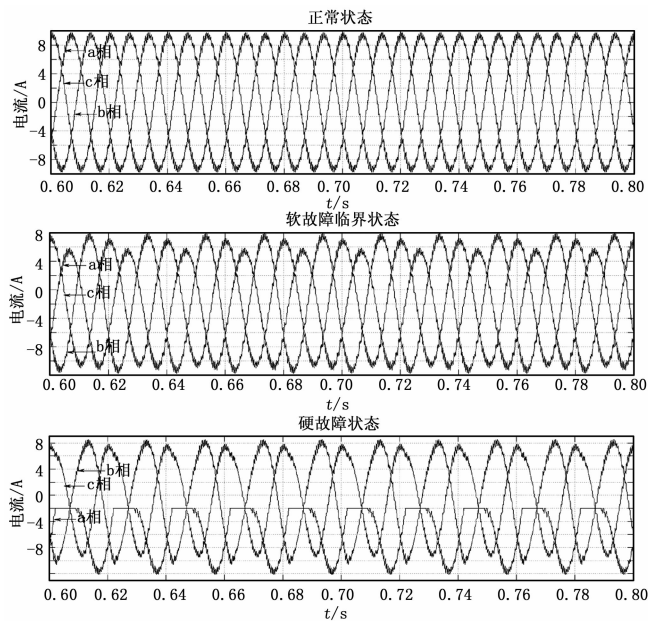


图 2 辅助逆变器输出电流波形图

2 小波包分解

2.1 T₁ 处 a 相信号的小波包分解

在正交小波分解过程中,一般是将低频系数分解为两部分。分解后得到一个低频近似频段和一个高频细节频段。在两个连续的低频近似频段中丢失的信息可以在高频细节频段中得到。下一步是将低频近似频段进一步分解为两个高频和低频部分,而高频细节频段不再分解。为了克服小波分解在高频段的频域分辨率较低,而在低频段的时域分辨率较差的缺点^[7],在小波分解的基础上提出了小波包分解。它不仅能够对低频信号进行较好时频域分解,高频信号也能同等处理,提高了信号在频域上的分辨率,是一种更为精细的信号分析方法。小波包分解中,一维情况下和小波分解同样信号被分解成高频细节段和低频近似段,产生一个二叉树,对应的特征向量为: $vector1 = [x_1, x_2]$; 二维情况下分别对上次分解后的高、低频信号再做高低频分解,并产生一个四叉树,对应的特征向量为 $vector2 = [x_1, x_2, x_3, x_4]$,以此类推,在三维情况下就能生成 8 个不同频段的信号。在辅助逆变电路状态识别时,需要对正常值、软故障、硬故障的 a、b、c 三相电流信号分别进行小波包分解并提取特征值,组成特征样本。图 3 是分别对图 1 电路中 T₁ 管在正常、软故障、硬故障(开路) 3 种状态下对应的 a 相电流信号进行 3 层小波包分解后的结果,原始电流信号频率为 50 Hz,各层小波包分解后各层频率如表 1 所示。图 3 中显示了 3 层分解后得到的 8 个不同频率段信号波形图, s₁₃₀~s₁₃₇ 分别是不同频带上的信号波形图, s₁₃₀ 体现了信号中频率最低的波形图,即可理解为去除高频干扰因素后的理想状态下电流的波形, s₁₃₇ 表示提取信号中频率最高的电流波形图,可以看出对于正常情况下的 a 相正弦波的小波包分解后高频段波形图都很平稳、幅值不大,说明该信号所处电路状况良好无故障。a 相软故障中 s₁₃₀ 中,信号从 0.6 秒开始发生软故障, s₁₃₁ 之后的波形图幅值增大,说明电路杂质变多,可见单个 T₁ 软故障能导致输出电流的不稳定。而硬故障下的 a 相电流信号个小波包分解频段波形相较于正常情况下幅值明显增大,电路状态故障明显。

表 1 小波包分解各层频率表

层数	频率
一层	(0~25Hz)、(25~50Hz)
二层	(0~12.5Hz)、(12.5~25Hz)、(25~37.5Hz)、(37.5~50Hz)
三层	(0~6.25Hz)、(6.25~12.5Hz)、(12.5~18.75Hz)、(18.75~25Hz)、(25~31.25Hz)、(31.25~37.5Hz)、(37.5~43.75Hz)、(43.75~50Hz)

2.2 特征值提取

由于电流信号复杂多变,在诊断时往往出现数据计算量大导致计算复杂,因此处理信号是会对其变换,使之突出该信号特征并简化之后的计算。特征值提取是信号处理中重要的一步,信号各频带的小波包分析依据 Parseval 能量积分等式^[8]。信号 $f(x)$ 在时域上的能量公式为:

$$\|f\|^2 = \int_{-\infty}^{\infty} |f(x)|^2 dx \quad (1)$$

小波包分解是线性分解,满足能量守恒公式:

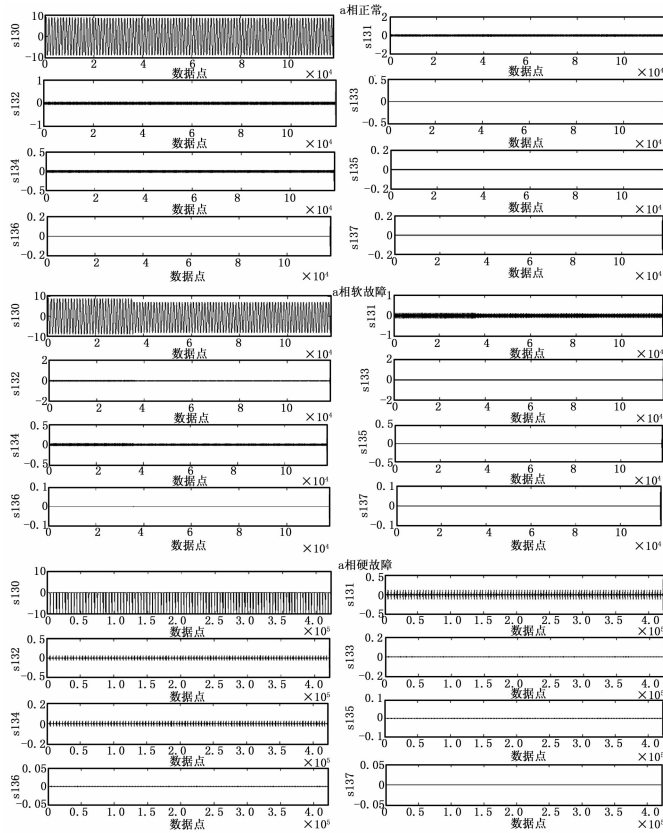


图 3 三层小波包变换波形图

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |f(t)|^2 dt = \sum_j \sum_k |c_{j,k}|^2 \quad (2)$$

由上式可知，小波包系数能确定信号各个频段能量的大小，本文中信号经过三层小波包分解为 8 个频段，分别对这 8 段信号进行小波包系数重构，并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^[9]。表 2 是电路 T1 管在正常、软故障、硬故障（开路）3 种状态下对应的输出电流各相（a、b、c 相）经小波变换后提取的特征向量，其中每种电路状态的 a、b、c 相的 3 个特征向量组成一个电路状态样本，为之后的马氏距离做准备。

表 2 3 种电路状态电流信号小波包分解特征值

信号位置	特征向量							
正常 a 相	2 209.426	24.079	11.991	0.849	5.995	0.4909	0.307	0.424
正常 b 相	2 212.724	23.900	11.946	0.470	5.972	0.217	0.102	0.0715
正常 c 相	2 207.755	24.600	12.116	1.729	6.1703	1.513	1.397	1.505
软故障 a 相	2 212.724	23.900	11.946	0.470	5.972	0.217	0.102	0.071
软故障 b 相	2 207.755	24.600	12.116	1.729	6.170	1.513	1.397	1.505
软故障 c 相	2 212.724	23.900	11.946	0.470	5.972	0.217	0.102	0.071
硬故障 a 相	1 847.168	15.137	7.588	0.549	3.804	0.381	0.198	0.166
硬故障 b 相	3 676.531	19.086	9.582	0.588	4.770	0.215	0.084	0.072
硬故障 c 相	3 572.020	17.232	8.628	0.691	4.328	0.479	0.169	0.160

3 马氏距离

马氏距离是一个能有效地计算样本与样本集的距离和相似度的算法，与欧氏距离相比，它不受量纲的影响，即点与点之间的马氏距离不受数据单位的影响，它考虑到各种性之间的联

系并且是与尺度无关的^[10]，独立于测量尺度。

样本向量 y 到样本集 $m \times n$ 矩阵之间的马氏距离为：

$$d^2 = (y - \bar{X})' C_X^{-1} (y - \bar{X}) \quad (3)$$

式中， m 为样本向量的维数， n 为样本的数量； \bar{X} 为矩阵的重心，定义为：

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (4)$$

C_X 为矩阵的协方差矩阵，定义为：

$$C_X = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})' \quad (5)$$

本文中利用马氏距离来进行电路状态样本间距离的计算，根据不同故障特征样本与正常情况下样本之间的马氏距离来进行状态识别。其中阈值是根据两个极端情况，即软故障临界值（管压降土 15%）和硬故障（单个 IGBT 开路）的样本值（表 2）分别与电路正常情况的样本之间马氏距离来确定的。其阈值计算结果如表 3。

在计算马氏距离的时候，要求总体样本数大于样本的维数，即 $n > m$ ，否则计算时得到的样本的总体协方差矩阵的逆矩阵不存在，马氏距离无法计算。但在实际应用中“总体样本数大于样本的维数”这个条件是往往是满足的，因此马氏距离可以运用于大量情况下进行顺利计算。

表 3 故障阈值表

电路状态	马氏距离
正常	0~7.505e+04
软故障	7.505e+04~4.121e+06
硬故障	4.121e+06~∞

4 电路状态识别

以图 1 所示电路为例进行说明。在实际电路状态识别中，取待测电路输出端的三相电流为研究对象，并对其进行小波包分解提取特征向量、组成待测电路样本，再将待测电路样本与正常情况下的电路样本做马氏距离，得到的结果分别阈值对比，即可完成软、硬故障的识别。具体实现过程如下：

- 1) 运行正常电路，提取负载侧三相输出电流信号 i_a, i_b, i_c ；
- 2) 对正常状态下的电流信号进行 3 层小波包分解，并对电流信号每相提取特征向量 $v_1 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8]$ ，建立电路正常状态下特征样本 $[v_1, v_2, v_3]^{-1}$ ；
- 3) 运行待测电路，同样提取负载侧三相输出电流信号 i'_a, i'_b, i'_c ；
- 4) 对待测电路电流信号进行 3 层小波包分解提取各相特征向量 $v'_1 = [x'_1, x'_2, x'_3, x'_4, x'_5, x'_6, x'_7, x'_8]$ ，建立待测电路特征样本 $[v'_1, v'_2, v'_3]^{-1}$ ；
- 5) 将电路正常状态下特征样本与待测电路特征样本进行马氏距离的计算，得到相似度距离 D ；
- 6) 计算得到的马氏距离 D 与表 3 故障阈值表状态区间进行匹配，确定电路状态，完成状态识别。

为了验证小波包分析结合马氏距离的方法在地铁车辆辅逆电路 IGBT 状态识别中准确性，分别进行多次不同 IGBT 状态下的待测电路状态识别，重复上述步骤，测得结果后与电路实
(下转第 159 页)