

基于集成小波神经网络的卫星电源系统故障识别

王东¹, 张绍杰¹, 尹晶², 王莉¹

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016; 2. 山东航天电子技术研究所, 山东 烟台 264670)

摘要: 针对卫星电源系统发生致命故障时故障信息不完备的问题, 在分析卫星电源系统故障特征数据的基础上, 提出了一种基于集成小波神经网络的故障识别方法。该方法首先利用卫星电源系统的决策数据识别出可能的故障组合, 然后根据不同故障组合的特点构造并利用相对应的小波神经网络进行故障识别, 最后结合某型卫星电源系统进行仿真验证, 结果表明了该方法的有效性。

关键词: 卫星电源系统; 故障识别; 集成小波神经网络

中图分类号: TP277 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2015)06-0093-04

Fault Identification of Satellite Power Systems Based on Integrated Wavelet Neural Network

WANG Dong¹, ZHANG Shao-jie¹, YIN Jing², WANG Li¹

(1. College of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. Institute of Shandong Aerospace Electronic Technology, Yantai 264670, China)

Abstract: A fault identification scheme based on integrated wavelet neural networks was proposed to deal with the fault identification problem of the satellite power systems. Firstly, the critical data of the satellite power system was utilized to identify a certain class of failure group preliminarily. Secondly, characteristics of this type of fault group were studied, and corresponding wavelet neural network was constructed for the further fault identification. Finally, simulation for a class of satellite power system was conducted, and the result verified the effectiveness of the proposed method.

Key words: satellite power system; fault identification; integrated wavelet neural network

0 引言

卫星电源系统负责星上负载的全部供电, 该系统性能的好坏将直接影响其他系统的工作状态, 作为卫星重要的支持平台, 其一旦发生故障对整星来说是致命的, 因此, 开发一套完整、准确、可靠的监测和诊断系统是迫切需求的。卫星电源系统主要包括太阳能电池阵、蓄电池、S3R 功率调节器、配电电缆以及相关控制系统部分, 卫星电源系统将从外部获取的能源转化为可利用的电能提供给有效载荷以及支持平台^[1]。

卫星电源上的传感器每隔一段时间会向地面传输卫星电源相关的数据, 这些数据用来表明卫星电源系统状态, 由于通信机制的限制, 无法把上述传感器的数据全部传输下来, 即使相同故障两次发生, 可用来故障

识别的数据的物理含义都不尽相同, 数据的不完备给故障诊断带来很大困难。近年来, 故障诊断技术发展迅速, 研究成果不断涌现^[2-3]。文献[4]将基于定性模型的故障诊断方法应用于实际卫星电源系统的故障诊断, 但由于电源系统的复杂性, 各部分的功能性与逻辑性相关联, 很难建立起对应的模型; 文献[5-6]采用基于粗糙集的规则提取方法, 并利用专家知识进行决策判断; 文献[7]通过建立先进的故障诊断和预诊断的实验台(Advanced Diagnosis and Prodiagnosis Testbed, ADAPT)来测量、诊断和预测电源系统的健康运行状态, 但并未给出较通用的方法; 文献[8-9]采用了基于模糊神经网络的故障检测和分类方法。由于整星上传感器较多, 数据量大且不完备, 因此, 基于单个神经网络方法无法对系统进行故障识别, 同时, 该复杂系统很难建立起对应的数学模型, 所以本文采用了集成小波神经网络技术对卫星电源系统进行故障识别。

1 基于神经网络的故障识别

神经网络具有很强的自学习能力、分布式并行处理数据能力以及非线性映射能力,在故障识别中得到广泛的应用和高度的重视^[10-11]。基于神经网络的识别方法的基本思想是以故障特征数据对应神经网络的输入节点,以识别结果对应神经网络的输出节点。首先利用已有的故障特征数据和识别结果对神经网络进行离线训练,使神经网络通过权值记忆故障特征数据和识别结果之间的内在对应关系,最后利用训练后的神经网络对新的待测数据进行故障识别^[11]。当系统发生故障时,其相应的状态信号必将发生变化,这种变化反映在信号各个尺度下的局部化特性中,而小波变换的各尺度上的系数恰能将不同频带范围内的特征进行信息分离,并提供各个层次的丰富信息。因此,在神经网络输入前引入小波变换可做故障特征提取。

若 $\psi(t)$ 是一个可测的、平方可积的函数,即具有有限能量, $\psi(t) \in L^2(\mathbf{R})$ ($L^2(\mathbf{R})$ 为 $\psi(t)$ 的矢量空间, \mathbf{R} 为实数集), 且其傅里叶变换 $\Psi(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) e^{-j\omega t} dt$ 满足

$$C_{\psi} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

则 $\psi(t)$ 称为小波函数或基小波。式(1)被称为容许性条件,小波基函数选择与被分解信号相近似的函数。

在故障识别时首先将故障特征信号进行小波多层分解,使得信号的低频和高频特性能被完全体现,接着利用分解所得的高频和低频系数计算出各尺度上的能量,最后将各尺度上的能量作为故障特征数据用于故障识别。这里的能量定义为各频带重构信号绝对值在时间轴上的积分。假设原始信号经过小波分解后某一频带为 f , 该频带的重构信号为 s , 则信号 s 的能量为

$$E = \int_{t_1}^{t_2} |s(t)| dt \quad (2)$$

式中, t_1, t_2 分别表示故障发生时刻和故障趋于平稳时刻。

为了避免候选特征向量出现大的波动,以及不同量纲之间造成的影响,在形成训练样本以及检验样本之前,要对特征向量进行归一化,也就是把故障特征数据归一化在 $[0, 1]$ 之间的统计坐标中,其变换公式为

$$\bar{X} = \frac{(x_{ij} - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})} \quad (3)$$

式中: x_{ij} 为 \bar{X} 矩阵中第 i 行第 j 列的数据; x_{\min} 为 \bar{X} 中最小的数; x_{\max} 为 \bar{X} 中最大的数,这样,所有的数值被控制

在 $[0, 1]$ 之间。

2 基于集成小波神经网络的卫星电源系统故障识别的结构及算法的提出

目前卫星电源系统的主要故障有:母线的短路和开路, 5 V DC/DC 变换器的短路和开路, 关键负载 L1 的短路和开路以及次要负载 L2 的短路。卫星电源系统故障识别数据包括决策性数据和不完备的故障数据两部分。决策性数据由 PCU 的电压、母线电压、 ± 5 V 配电电压、L1 负载的电压四维信号固定组成。典型的卫星电源结构如图 1 所示。

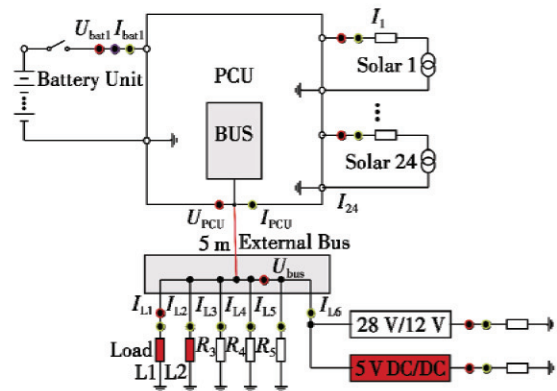


图1 典型卫星电源系统

Fig.1 A typical satellite power system

系统一旦发生致命故障,在该四维信号中总有所体现,因此只需对该四维信号进行监测就可判断系统状态。此外,通过该四维数据可初步识别出可能的故障组合,在该组合中几种故障类型在这四维数据中的表现是相近的,在此基础上,如何在不完备的故障数据中寻找同类型故障组故障数据变化规律,是故障识别的核心问题。基于上述描述,结合卫星电源系统各部件模块之间的变量关系,提出了集成小波神经网络的故障识别方法。

集成神经网络方法是将整个故障特征参数空间和整个故障空间分别划分为若干个子参数空间和子故障空间,然后针对每一个对应的参数子空间和故障子空间构造一个子神经网络,各子网络分别完成各自的特征参数子空间到故障子空间的映射关系^[12]。

联合上述核心问题,开展小波集成神经网络在卫星电源系统故障诊断方面的应用研究,其识别的结构流程如图 2 所示,主要步骤如下所述。

1) 首先利用卫星电源系统的 PCU 的电压、母线电压、 ± 5 V 配电电压、L1 负载电压数据构造神经网络,并以此进行故障初步识别。

2) 完成步骤 1) 之后,得到一种类型故障组,例如 L1 负载、L2 负载、母线短路的其中之一,查找故障字典

并分析各部件之间的变量关系,找出这 3 种类型故障所表现出的异同点。

3) 若故障数据中包含有 L1 负载电流与 L2 负载电流时,则把该二维信号分别小波分解成 4 层,送入训练好的神经网络用以识别具体故障。若该故障数据中不含有 L2 负载电流,则认为 L2 负载未出现故障,利用 L1 负载电流分解成 4 层信号,送入小波神经网络用以识别出 L1 负载的短路以及母线短路。

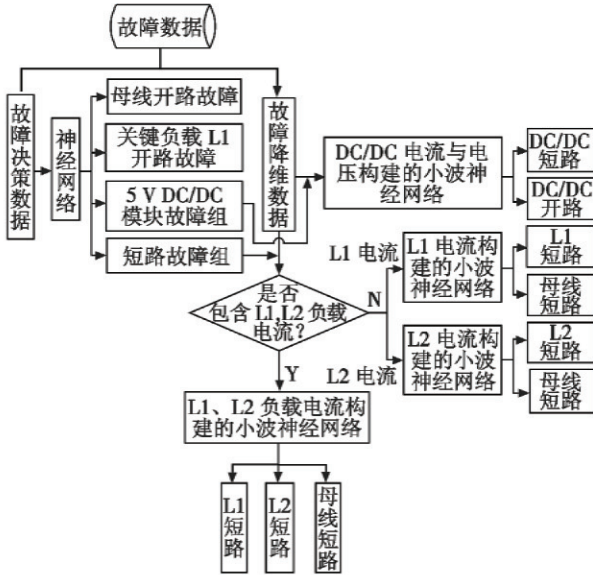


图 2 基于集成神经网络的卫星电源系统故障识别方法构架

Fig.2 The structure of the fault identification for satellite power system

3 基于集成小波神经网络的卫星电源系统故障识别仿真研究

结合卫星电源系统特点,利用发生故障后 PCU 的电压、母线电压、5 V DC/DC 配电电压、L1 负载的电压数据作为神经网络的输入,构建一个 4 层的神经网络相关的知识,如表 1 所示。

表 1 故障预诊断数据初步故障识别

Table 1 Fault identification knowledge

故障类型及故障编码	PCU 电压	母线电压	DC/DC 配电电压	L1 负载电压
L1 负载短路 (1,0,0,0) 母线短路 L2 负载短路	接近 0 V	接近 0 V	接近 0 V	接近 0 V
L1 负载开路 (0,1,0,0)	28.2 V 左右	28.2 V 左右	5 V 左右	接近 0 V
母线开路 (0,0,1,0)	28.2 V 左右	接近 0 V	接近 0 V	接近 0 V
5 V DC/DC 开路 (0,0,0,1) 5 V DC/DC 短路	28.2 V 左右	28.2 V 左右	接近 0 V	28.2 V 左右

输出层为对应的输出模式,那么神经网络输出层个数为 4,对上述 4 种情况分别编码为 1000,0100,0010,0001。某一时刻 L1 负载发生短路故障,此时对应 PCU 的电压、母线电压、5 V DC/DC 配电电压、L1 负载的电压为 [0.57, 0.09, 0, 0.09] (单位为 V) 送入训练好的神经网络,神经网络输出结果为 [1.0073, 0.0073, 0.011, -0.0028] (单位为 V),对应故障编码 [1, 0, 0, 0],判断为 L1 负载短路、母线短路、L2 负载短路的其中之一,具体是其中何种故障,还需要用本文集成小波神经网络的方法进一步识别。

通过神经网络的初步诊断得到了故障为母线短路、L2 负载短路的其中之一。针对卫星电源系统 L1 负载以及一次母线模块短路,L2 负载短路的故障识别情况:检测到特征数据包括 L1 负载电流、L2 负载电流,根据集成神经网络的结构关系图,对 L1, L2 负载的电流分别进行小波多尺度变换,输入为各尺度上从故障发生点到故障发生后的趋于平稳的能量(这里进行 3 层小波分解,输入总维数为 8 层,故障稳定时间为 3 s),中间的隐含层个数按照经验公式选取为 5 层,输出层为 2,其对应输出编码分别为 [1, 0] (L1 负载短路), [1, 1] (母线短路), [0, 1] (L2 负载短路)。

对所采集的未知故障的 L1 负载电流进行小波分解(见图 3),检测故障发生时间,采样时间为 0.05 s。所采用的小波类型为 Daubechies 小波,取小波基函数的消失矩为 3(db3 小波)。首先把信号分解为高频部分和低频部分,因为低频部分包含了信号的主要信息,而高频部分已能明显反映出信号的奇异性(突变),故只对低频部分进行再分解,分解到第 3 层。其中, I (I_1) 为 L1 负载电流信号, a_3 为小波分解的低频部分, d_1, d_2, d_3 分别代表各层小波分解的高频信号。

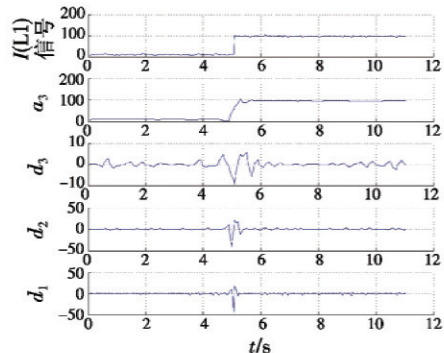


图 3 L1 负载电流信号小波分解

Fig.3 The wavelet decomposition of load L1 current signal

从图 3 中可以清楚地看出,模极大值点出现在 $m = 100$ 的时刻,即为诊断得到的故障发生时刻。这里采样周期为 0.05 s,则故障发生时刻为 5 s,检测到故障发生时间后,利用故障发生时到之后的 3 s 时间内的

L1、L2 负载电流各尺度上的能量作为神经网络的输入,得到该样本从故障发生到采样结束各尺度上的能量(8 维),将其作为 BP 神经网络的特征参数输入。用历史样本采用上述步骤构建训练好的小波神经网络,可分别得到各种故障的能量如表 2 所示。

表 2 故障信息

Table 2 Various fault information

故障模式	提取能量 E	神经网络输出编码
L1 负载短路	[0.026 7, 0.038 7, 0.033 4, 2.884, 0.002 0, 0.001 9, 0.001 5, 0.01]	[1, 0]
母线短路	[0.037 1, 0.048, 0.046, 0.116, 0.017 3, 0.018 5, 0.014 3, 0.089 6]	[1, 1]
L2 负载短路	[0.003 6, 0.003 1, 0.002 5, 0.009 7, 0.028 9, 0.041 8, 0.036 3, 2.884]	[0, 1]
母线短路	[0.022, 0.051, 0.046 9, 0.2, 0.042 5, 0.038 7, 0.031 6, 0.179 8]	[1, 1]

由于采用了多个神经网络并行,因此,在该神经网络的使用过程中采用 3 层 BP 神经网络即可达到目标,中间隐含层个数按照经验公式选用 5 层,误差训练算法采用改进的 Levenberg-Marquardt 算法,分类误差取为 0.000 1,神经网络经过若干次训练达到分类精度。用训练好的神经网络对上述未知故障分类,检测到该故障包含 L1、L2 负载的电流,因此,送入包含 L1、L2 和母线模块的小波神经网络,在检测到 5 s 左右发生故障后,提取各尺度的小波重构信号发生故障后 3 s 的能量,得到二维信号能量向量 [0.0279, 0.041 1, 0.035, 2.88, 0.0021, 0.0023, 0.0016, 0.0084]。送入神经网络中分类,得到输出结果为 [1.001, -0.003 2],对应实际编码为 [1, 0],根据编码判断该组信号为 L1 负载短路故障,和系统设置的故障一致,表示结果行之有效。

4 结束语

本文在传统的神经网络基础上,根据卫星电源系统的特点,采用了基于集成小波神经网络的故障识别技术,提出了卫星电源系统的故障识别框架。通过系统决策性数据初步识别出可能的故障组合,在此基础上按照不同故障组合的特点使用对应的集成小波神经网络实现了故障识别,通过仿真结果验证了方法的有效性。

参考文献

- [1] 姜东升,张沛,刘鹏,等. 卫星电源系统在轨故障分析及对策[J]. 航天器工程, 2013(3):72-76. (JIANG D S, ZHANG P, LIU P, et al. On-orbit failure analysis and solution strategy of satellite power system[J]. Spacecraft Engineering, 2013(3):72-76.)
- [2] FRANK P M. Fault diagnosis in dynamics systems using analytical and knowledge-based redundancy: A survey and somenew results[J]. Automatica, 1990, 26(3):459-474.
- [3] 周东华,胡艳艳. 动态系统的故障诊断技术[J]. 自动化学报, 2009, 35(6):748-758. (ZHOU D H, HU Y Y. Fault diagnosis for dynamic systems [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6):748-758.)
- [4] 宋其江,徐敏强,王日新. 基于分层有向图的航天器故障诊断[J]. 航空学报, 2009, 30(6):1058-1062. (SONG Q J, XU M Q, WANG R X. Spacecraft fault diagnosis based on hierarchical digraphs [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(6):1058-1062.)
- [5] 安若铭,谷吉海,何传严,等. 粗糙集在卫星电源系统故障诊断中的应用研究[J]. 中国空间科学技术, 2008, 28(4):59-64. (AN R M, GU J H, HE C Y, et al. Research on rough set applied to satellite power system fault diagnosis [J]. China Space Science and Technology, 2008, 28(4):59-64.)
- [6] 卢鹏,王锡淮,肖健梅. 基于粗糙集和图论的电力系统故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2013, 28(4):511-516, 524. (LU P, WANG X H, XIAO J M. Method of fault diagnosis in power system based on rough set theory and graph theory [J]. Control and Decision, 2013, 28(4):511-516, 524.)
- [7] MENGSHOEL O J, CHAVIRA M, CASCIO K, et al. Probabilistic model-based diagnosis: An electrical power system case study [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2010, 40(5):874-885.
- [8] QUTEISHAT A, LIM C P. A modified fuzzy min-max neural network with rule extraction and its application to fault detection and classification[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(2):985-995.
- [9] KU B Y, THOMAS R J, CHIOU C Y, et al. Power system dynamic load modeling using artificial neural networks [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1994, 9(4):1868-1874.
- [10] ABU-ELANIEN A E B, SALAMA M M A. A wavelet-ANN technique for locating switched capacitors in distribution systems [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(1):400-409.
- [11] 李晗,萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. 控制与决策, 2011, 26(1):1-9. (LI H, XIAO D Y. Survey on data driven fault diagnosis methods [J]. Control and Decision, 2011, 26(1):1-9.)
- [12] 罗跃纲,陈长征. 基于信息融合的集成小波神经网络故障诊断[J]. 东北大学学报:自然科学版, 2002, 23(8):802-805. (LUO Y G, CHEN C Z. Integrated wavelet neural networks in fault diagnosis based on information fusion [J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2002, 23(8):802-805.)